

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOD MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

THESE DE DOCTORAT

en Automatique

Présentée par

CHILALI Ouardia

Ingénieur UMMTO
Magister UMMTO

MODELISATION DE CONTOURS : APPLICATION A LA SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES DE LA PROSTATE

Thèse soutenu le 13/03/2018 devant le jury d'examen composé de :

HAMMOUCHE Kamal

DIAF Moussa

BETROUNI Nacim

LAGHROUCHE Mourad

LARABI Slimane

DJOUADI Mohamed-Saïd

BELASLA Nacer

Professeur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou

Professeur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou

HDR à l'INSERM de Lille, France

Professeur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou

Professeur, USTHB, Alger

Professeur, Ecole Militaire Polytechnique (EMP), Alger

Professeur en Urologie, CHU de Tizi-Ouzou

Président

Rapporteur

Co- Rapporteur

Examineur

Examineur

Examineur

Invité

2018

Avant propos

Le présent travail a été réalisé entre le laboratoire Vision Artificielle et Automatisation des Systèmes (LVAAS), département d'Automatique, Faculté de Génie Electrique et d'Informatique de l'université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou et l'Unité U703 d'INSERM de Lille.

Débuter cette thèse sans un paragraphe de remerciements serait oublier les personnes qui ont, de près ou de loin, scientifiquement ou autrement, rendu possible ce modeste travail. Toutefois, je trouve que l'expression des sentiments est un exercice plus difficile que la rédaction de la thèse.

Je tiens à remercier vivement Monsieur Moussa DIAF, professeur à l'UMMTO et mon directeur de thèse, pour m'avoir proposé ce thème, suivie et encouragée. Qu'il trouve ici mes plus vifs remerciements pour toute la confiance qu'il m'a accordée pendant ces longues années de thèse, me donnant l'opportunité de m'investir dans ce travail de thèse. Je le remercie pour le temps qu'il m'a consacré, la patience dont il a fait preuve et les conseils qu'il m'a prodigués. Sa rigueur intellectuelle a permis au projet de suivre son chemin. Je le remercie également pour son indulgence face à mon long passage à vide mais également et surtout face à mon entêtement m'autorisant ainsi une plus grande liberté dans mes travaux. Je le remercie, aussi, pour tous les conseils humains pleins de sagesse et d'expérience qu'il m'a donnés tout au long de cette thèse. Je le remercie enfin pour l'enthousiasme constant qu'il a eu par rapport à mes travaux et pour ses qualités humaines.

Je souhaite adresser ma profonde reconnaissance à Monsieur BETROUNI Nacim, HDR à INSERM, et également mon directeur de thèse, pour m'avoir reçu au laboratoire de l'unité U 703 d'INSERM de Lille et pour m'avoir guidée tout au long de mon projet. J'ai énormément appris en travaillant à ses côtés, sur les aspects théoriques évidemment mais aussi sur l'art et la manière de retourner un problème dans tous les sens jusqu'à en prendre le dessus. Je lui suis aussi reconnaissante pour ses critiques constructives qui m'ont beaucoup aidée à clarifier mes idées, mais, aussi, pour avoir dirigé mes travaux de thèse avec tant de sagesse et de disponibilité. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude pour son aide qu'il ne m'a jamais refusée malgré ses responsabilités nombreuses et d'autre part pour les nombreuses discussions constructives que nous avons eues, les encouragements, les précieux conseils et la bonne ambiance de travail qu'il m'a apportés durant mon séjour en France.

Je remercie vivement Monsieur HAMMOUCHE Kamal, professeur à l'UMMTO, pour avoir accepté de juger ce travail et pour l'honneur qu'il me fait de présider ce jury. Je ne manquerai pas de le remercier pour tous ses conseils et ses encouragements durant les longues années de ce travail.

Je voudrai exprimer ma gratitude à Monsieur LAGHROUCHE Mourad, Professeur à l'UMMTO, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de faire partie du jury de cette thèse et, surtout, pour ses encouragements lors de la dernière ligne droite de ce travail !

Mes remerciements vont également à Monsieur LARABI Slimane, Professeur à l'USTHB, pour m'avoir fait honneur en acceptant de faire partie du jury de cette thèse.

Que Monsieur DJOUADI Mohamed-Saïd, Professeur à l'Ecole Militaire Polytechnique d'Alger (EMP), trouve ici l'expression de toute ma gratitude pour l'intérêt qu'il a porté à mon travail en acceptant de faire partie du jury de cette thèse.

Je suis très reconnaissante aussi à Monsieur BELASLA Naser, Professeur urologue au CHU de Tizi-Ouzou, qui a bien voulu accepter de faire partie du jury de la soutenance de cette thèse pour nous éclairer et nous faire profiter de ses connaissances et de son expérience du point de vue médical.

Je voudrais aussi remercier l'ensemble des personnes de l'U703 d'INSERM de Lille, avec lesquelles j'ai eu l'occasion de travailler. Vous avez été, tous, une des meilleures choses qui me soit arrivée pendant mon long séjour à Lille. Je garde tellement de bons souvenirs. Un grand merci à vous tous. Vous avez su partager avec moi plus qu'un lieu de travail, mais un lieu d'échange et de vie. Ainsi, je souhaite remercier sincèrement MAKNI Nasr pour le temps qu'il a consacré à m'aider au début de ma thèse. Un grand merci à MARQA Firas pour sa générosité et sa disponibilité lors des mes premiers jours à Lille. BAERT Grégory et LAKROUM Saïd ont pris une part active à cette recherche. Qu'ils soient assurés de ma reconnaissance et du plaisir que j'ai eu à travailler avec eux. Je ne serais jamais assez éloquente pour exprimer ma gratitude et ma reconnaissance à Monsieur MORDON Serge, Directeur de Recherche INSERM, qui m'a accueillie au sein de son équipe. J'ai pu travailler dans un cadre particulièrement agréable grâce à l'ensemble du personnel de l'unité. Je pense particulièrement aux chercheurs (anciens et nouveaux): DUBOIS Patrick, ANDRA TACHE Irina, VERMANDEL Maximilien, TARTARE Guillaume, LEROUX Bertrand, VERSCHEURE Leslie, MUNCK Camille, OUZZANE Adil, PUECH Philippe et tous les stagiaires que j'ai pu côtoyer durant mon séjour. Je voudrais, également, remercier les secrétaires d'INSERM: BOUCHERIM Zohra pour tous les bons moments que nous avons a passés ensemble toi et moi, PAPANIKOLAOU Nathalie, ROTS Charlotte de m'avoir aidée sur les procédures administratives. Je remercie beaucoup CHAUWIN Nathalie pour

son suivi administratif et ses sentiments sympathiques. Je ne peux pas oublier de remercier, bien sûr, les exceptionnelles Pierrette et Bruno. Enfin, j'adresse un remerciement particulier à VIGNION-DEWALLE Anne-Sophie pour nos nombreuses discussions et échanges fructueux ainsi que pour son dynamisme, son enthousiasme, sa disponibilité, sa gentillesse et sa générosité qui ont énormément compté pour moi. Un grand merci pour toutes nos discussions et pour ton soutien dans les moments difficiles

J'exprime également mes remerciements à tous les collègues et amis de la faculté de Génie Electrique et d'Informatique et en particulier à ceux du département d'Automatique, qui ont su m'encouragée et me soutenir dans les moments difficiles que j'ai passés. Je les remercie pour cette question récurrente, «*Quand est-ce que tu la soutiens cette thèse!?!*», bien qu'angoissante, m'a permis de ne jamais dévier de mon objectif final. Je ne manquerai pas de remercier M. GHERMAH Saïd pour sa contribution, même si lui il l'estime minime, pour moi elle était la clé de ce travail. Je ne pourrai finir ces remerciements sans exprimer toute ma reconnaissance à mon amie de longue date, DORBANE Farida, qui, malgré la distance, a toujours été là quand j'en avais besoin.

Mes pensées vont également à ma famille pour la confiance qu'ils m'ont accordée, pour m'avoir toujours laissée choisir ma voie, pour m'avoir soutenue et accompagnée pendant toutes ces (longues) années d'études et d'avoir cru en moi. Puissent ces quelques lignes leur témoignent de ma reconnaissance la plus sincère. Merci *Vava, Abbas, Nassima, Houria, Souraya* et *Zebda*. Je n'oublierais pas mes adorables neveux *Ahcène, Houcine* et *Elias* et bien sur mes beaux frères.

Et pour terminer cette longue liste, le dernier MERCI s'adresse à *Yemma*. Merci pour ta patience, merci pour ton soutien permanent, merci pour toute la compréhension dont tu sais faire preuve à l'égard de tes enfants. Merci pour ton dévouement, merci pour ton amour, et merci d'être tout simplement une maman exceptionnelle.

Mes pensées spéciales et émues iront à mon défunt frère TARIK, athirhem Rabbi, qui aurait aimé être présent lors de la soutenance de cette thèse. Qu'il repose en paix, que Dieu l'accueille dans son vaste paradis et lui accorde sa miséricorde. J'aurai tant aimé qu'il soit là !

Dédicaces

*A la mémoire de mon très cher frère TARIK, Allah irahmou,
parti beaucoup trop tôt.*

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 : MODELISATION DE STRUCTURES ANATOMIQUES	
1.1 INTRODUCTION	7
1.2 MODELISATION DES STRUCTURES ANATOMIQUES	7
1.3 REPRESENTATION GEOMETRIQUE.....	10
1.3.1 REPRESENTATION STRUCTURELLE	10
1.3.2 REPRESENTATION ANALYTIQUE	12
1.3.2.1 Les représentations explicites.....	12
1.3.2.2 Les représentations implicites	13
1.3.3 REPRESENTATIONS FREQUENTIELLES.....	14
1.4 MODELISATION DE LA PROSTATE	16
1.4.1 ANATOMIE DE LA PROSTATE	16
1.4.2 EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES ET DES CONNAISSANCES	18
1.4.2.1 La forme.....	19
1.4.2.2 L'apparence	21
1.4.2.3 Propriétés des tissus	22
1.4.3 ANALYSE ET MODELISATION	24
1.4.3.1 Analyse statistique	24
1.4.3.2 Analyse biomécanique.....	32
1.5 CONCLUSION.....	34
CHAPITRE 2 : SEGMENTATION ET RECALAGE D'IMAGES MEDICALES	
2.1 INTRODUCTION	37
2.2 IMAGERIE MEDICALE.....	38
2.3 SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES	40
2.3.1 CONDITIONS SUR LA SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES	41
2.3.2 DIFFICULTES DE SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES.....	42
2.3.3 CLASSIFICATIONS DE LA SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES	43
2.4 RECALAGE D'IMAGES MEDICALES.....	44
2.4.1 CHOIX DES PRIMITIVES.....	47
2.4.2 FORMALISATION DU PROBLEME DE RECALAGE.....	51
2.4.2.1 Calcul des mesures de similarité.....	51
2.4.2.2 Type de transformation.....	53
2.4.2.3 Interpolation.....	54
2.4.2.4 Optimisation.....	55
2.4.3 EVALUATION DU RECALAGE.....	56
2.4.4 LE RECALAGE DANS NOTRE TRAVAIL.....	57
2.5 CONCLUSION.....	62

CHAPITRE 3 : SEGMENTATION ZONALE DE LA PROSTATE

3.1 INTRODUCTION	65
3.2 ETUDE CLINIQUE DE LA PROSTATE	65
3.2.1 MODALITES D'IMAGERIE DE LA PROSTATE	68
3.3 SEGMENTATION DE L'IMAGE IRM DE LA PROSTATE	71
3.3.1 METHODOLOGIES DE SEGMENTATION DE L'IRM DE LA PROSTATE	73
3.3.1.1 Atlas	73
3.3.1.2 Formulation probabiliste	76
3.3.1.3 Modèles déformables	76
3.3.1.4 Logique floue	78
3.3.1.5 Formulation évidentielle	78
3.3.2 EVALUATION ET VALIDATION	79
3.3.3 SEGMENTATION ZONALE DE LA PROSTATE	80
3.4 SEGMENTATION EVIDENTIELLE	81
3.4.1 LE ECM	82
3.4.2 LE ECM EN SEGMENTATION	85
3.4.2.1 Extraction est optimisation de la partie crédale	85
3.4.3.2 Prise de décision	88
3.5 CONCLUSION	89

CHAPITRE 4 : IMPLEMENTATION ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

4.1 INTRODUCTION	91
4.2 VUE GLOBALE DE LA METHODE DEVELOPEE	91
4.3 DESCRIPTION DES DONNEES	92
4.3.1 BASE D'IMAGES UTILISEE	92
4.3.2 ATLAS	94
4.4 RECALAGE	95
4.4.1 RECALAGE AFFINE	95
4.4.2 DEFORMATION	97
4.5 SEGMENTATION	97
4.6 EXPERIMENTATIONS	98
4.6.1 IMPLEMENTATION	98
4.6.2 PRETRAITEMENT DES DONNEES	99
4.6.3 EVALUATION	99
4.6.4 RESULTATS	100
4.7 DISCUSSION	109
4.8 CONCLUSION	111

CONCLUSION GENERALE	114
---------------------------	-----

ANNEXE A : LES MODULES D'ELASTICITE

A.1 MODULE D'YOUNG (E)	120
A.2 MODULE D'ELASTICITE ISOSTATIQUE (<i>BULK MODULUS</i> : K)	120
A.3 MODULE DE CISAILLEMENT (<i>SHEAR MODULUS</i> : G OU μ)	120
A.4 COEFFICIENT DE POISSON	122

ANNEXE B : FORMATIONS D'IMAGES IRM

B.1 PRINCIPE DE L'IMAGERIE IRM	124
--------------------------------------	-----

B.2 FORMATION DES IRM	125
B.3 CONTRASTES EN IRM	126

ANNEXE C : LES METRIQUES DE VALIDATION

C.1 MESURES DE DISTANCE	129
C.1.1 LA DISTANCE DE HAUSDORFF (HD).....	129
C.1.2 DIFFERENCE MOYENNE (MD) ET LA DIFFERENCE ABSOLUE MOYENNE (MAD)	130
C.1.3 DISTANCE EUCLIDIENNE MOYENNE (DIST).....	130
C.2 MESURES DE RECOUVREMENT	131
C.2.1 TAUX DE DIFFERENCE DE VOLUMES (TDV)	131
C.2.2 TAUX DE RECOUVREMENT (TR).....	131
C.2.3 COEFFICIENT DE SIMILARITE DE DICE (DSC).....	131
C.2.4 PRECISION (P)	132
C.2.5 SENSIBILITE (SE) ET SPECIFICITE (SP)	132

ANNEXE D : APPLICATIONS CLINIQUES POUR LA PROSTATE

D.1 DIAGNOSTIC ET STADIFICATION DU CANCER.....	134
D.2 BIOPSIES	134
D.3 CHIRURGIE	135
D.4 RADIOTHERAPIE.....	135
D.5 CURIETHERAPIE.....	135
D.6 THERAPIES FOCALES	136

ANNEXE E : ALGORITHME MULTI-PLANAIRE MRP

E.1 EXEMPLE GEOMETRIQUE	138
E.2 APPLICATION SUR L'IMAGE.....	139
E.3 ALGORITHME MPR.....	139

ANNEXE F : NOTIONS DE BASE SUR LA THEORIE DE CROYANCE

F.1 INTERPRETATION DE LA THEORIE DES FONCTIONS DE CROYANCE.....	141
F.2 NIVEAU CREDAL	142
F.2.1 NIVEAU CREDAL STATIQUE.....	142
<i>F.2.1.1 Cadre de discernement</i>	<i>142</i>
<i>F.2.1.2 Représentation de l'information</i>	<i>142</i>
F.2.2 NIVEAU CREDAL DYNAMIQUE.....	143
<i>F.2.2.1 Combinaison des fonctions croyance</i>	<i>143</i>
<i>F.2.2.2 Affaiblissement des fonctions de croyance.....</i>	<i>144</i>
<i>F.2.2.3 Gestion de conflit.....</i>	<i>145</i>
F.3 NIVEAU PIGNISTIQUE.....	145
F.4 MODELISATION DES FONCTIONS DE CROYANCE	145

BIBLIOGRAPHIE

Liste des figures

Fig. 1.1	Les trois niveaux de modélisation des structures anatomiques.	08
Fig. 1.2	Attributs de contour	09
Fig. 1.3	Différents maillages : triangulation, maillage simplexe et masse-ressort.	11
Fig. 1.4	La représentation M-Rep d'un atome: atome central et atome de frontière [6]	11
Fig. 1.5	Anatomie de la région pelvienne chez l'homme.	16
Fig. 1.6	Illustration des divers systèmes de coordonnées.	17
Fig. 1.7	Schémas descriptifs d'une prostate décrivant son anatomie zonale. Schéma en coupe transversale à gauche et coupe sagittale à droite, de l'anatomie zonale selon Mac Neal [18].	18
Fig. 1.8	La représentation " points" de la prostate.	19
Fig. 1.9	La représentation 'Nuages' de la prostate où les lignes désignent des contours, les étoiles sont des nœuds sélectionnés et les cercles sont les nœuds supprimés (à gauche); définition de la surface de la prostate (à droite) [30].	20
Fig. 1.10	Représentation de maillage triangulaire de différentes formes de la prostate.	20
Fig. 1.11	(a) Modèle M-rep de la prostate et (b) Prostate M-rep avec surface implicite [43].	20
Fig. 1.12	Reconstruction d'une surface d'harmonique sphérique lisse et triangulaire, à partir de contours de la prostate dessinés manuellement: (a) contours originaux avec les points d'apex et de base; (b) surface initiale [45].	21
Fig. 1.13	Un échantillon de tranches du Voxel-Man. De gauche à droite : image colorée, image de tomographie (CT-scan), et l'image d'étiquettes où chaque couleur correspond à une étiquette.	28
Fig. 1.14	L'atlas probabiliste morphologique de la prostate: (a) distribution de la zone périphérique (b) distribution de la zone de transition [133].	29
Fig. 1.15	Reconstruction 3D de la surface prostatique à partir des contours définis sur les coupes axiales.	30
Fig. 1.16	Les points de la prostate de référence (en vert) et points d'une prostate source (en rouge) : (a) avant recalage, et (b) après le recalage.	30
Fig. 1.17	Le modèle de forme de la prostate (1-a), la zone de transition (2-a) et la zone périphérique (1-c) et leurs 2 modes de variations ((1-b et 1-c), (2-b et 2-c), (3-b et 3-c)), respectivement [134].	31
Fig. 2.1	La chronologie du développement de l'imagerie médicale.	39
Fig. 2.2	Effet de volume partiel d'après.	42
Fig. 2.3	Principe général du recalage.	44
Fig. 2.4	Comparaison d'images avant (a) et après recalage (b).	45
Fig. 2.5	Procédure de recalage.	46
Fig. 2.6	Les différents types du recalage.	47
Fig. 2.7	Initialisation des marqueurs sur les volumes d'IRM (à gauche) et d'échographie (à droite) de la prostate, affichés en coupes axiales au niveau de l'apex. L'opérateur a placé quatre points de contrôles sur les frontières de la glande (1-4), mais aussi dans l'urètre (5)[188].	48
Fig. 2.8	Exemple de relations fonctionnelles entre les intensités contenues dans deux images.	50
Fig. 2.9	Schéma d'un algorithme typique de recalage d'images.	51
Fig. 2.10	Exemples synthétiques illustrant l'effet de différents types de transformations (cas 2D) [87].	54
Fig. 2.11	Illustration du problème d'interpolation pour l'échantillonnage des données du volume (a) transformées par f. La grille de destination vide en (vert) (b), est à remplir par les intensités des voxels du volume déformé (c).	55
Fig. 2.12	Superposition des structures prostatiques mise en évidence par la fusion des volumes d'IRM (1) et d'échographie(2) en vues bimodales axiales du centre de la	

	prostate. Les contours blancs et noirs représentent les frontières de la prostate respectivement sur l'IRM et l'échographie.	56
Fig. 2.13	(a) Image commerciale du fantôme multi-modalités de biopsie de la prostate et (b) fantôme multi-modalités de biopsie de la prostate en IRM pondérée T2 : en rouge les contours de la prostate et en vert ceux de l'urètre [188].	57
Fig.2.14	Schéma de l'algorithme de recalage d'images adopté dans notre travail.	62
Fig. 3.1	Distribution du cancer de la prostate selon les zones anatomiques.	66
Fig. 3.2	Siège de l'hypertrophie bénigne de la prostate : A) prostate saine, B) prostate touché.	66
Fig. 3.3	Une vision plus personnalisée de la médecine sur le test PSA pour le cancer de la prostate: qui et quand.	67
Fig. 3.4	Imagerie de la prostate : (a) imagerie TDM, (b) l'imagerie TRUST et (c) l'imagerie IRM.	69
Fig. 3.5	Le contraste et la forme varient autour de la prostate selon la sonde utilisée.	70
Fig. 3.6	Les données multi-sources dans la plan axial avec délimitation de la prostate: (a) IRM en pondération T2, (b) IRM avec injection de produit de contraste en pondération T1 (T1 DCEMRI) et (c) IRM pondérée T2 d'une prostate décrivant ces deux zones majeures.	71
Fig. 3.7	Illustration de quelques formes de la prostate.	72
Fig. 3.8	Image IRM d'une prostate saine (à gauche) avec carcinome (à droite).	72
Fig. 3.9	En IRM, le contraste des tissus mous varie en fonction de la zone de la prostate. Images présentés sur des vues axiales d'IRM pondérée T2.	72
Fig. 3.10	Différentes classifications des méthodes de segmentation de la prostate en IRM.	74
Fig. 3.11	Segmentation basée Atlas :(a)approche atlas unique et (b) approche multi-atlas.	75
Fig. 3.12	Les trois distances associées aux 26 voisins connexes.	87
Fig. 4.1	Vue d'ensemble de la méthode suivie pour la segmentation zonale de la prostate.	92
Fig. 4.2	Diagramme de la méthode de segmentation zonale prostatique proposée [283].	93
Fig. 4.3	Les deux étapes de la stratégie de recalage des atlas.	95
Fig. 4.4	La coupe centrale du volume de référence.	96
Fig. 4.5	La fenêtre englobant la prostate.	97
Fig. 4.6	La coupe central en plan axial de : (b) l'atlas de la zone périphérique et (b) de la zone de transition avant le recalage (première ligne), (c) l'IRM du patient 6 de la deuxième base et son image atlas obtenue après recalage et (d) l'IRM du patient 8 de la deuxième base et son image atlas obtenue après recalage.	98
Fig. 4.7	Illustration des données multi-sources utilisées pour le patient 7 en plan axial de la coupe centrale. De gauche à droite : IRM en pondération T2, IRM avec injection de produit de contraste en pondération T1 (T1 CEMRI, IRM de diffusion (DWI) et l'image atlas.	101
Fig. 4.8	L'évaluation du résultat de segmentation en coefficient de similarité (DSC) pour les tests 1 et 2.	101
Fig. 4.9	Boites à moustaches représentant les DSC, pour chaque type de zone y compris la prostate en entière, sur les deux tests effectués : sans utilisation de VOI (à gauche) et avec utilisation de VOI (à droite).	101
Fig. 4.10	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 3 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	102
Fig. 4.11	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 4 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	103
Fig. 4.12	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 9 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	104
Fig. 4.13	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 13 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	105
Fig. 4.14	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 16 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	106
Fig. 4.15	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 6 (de la base MICCAI. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).	107
Fig. 4.16	Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 12 de la base MICCAI. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en	

	gris (zone périphérique, ZP).	108
Fig. 4.17	Affichage combiné des résultats de segmentation superposés sur l'image pondérée T2 pour la coupe centrale. La première colonne montre le patient 6 de la base MICCAI (DSC de la prostate= 85.5%, DSC de ZP= 51,20% et DSC de ZT = 74,40%) et la seconde le patient 13 de la deuxième base (DSC de la Prostate =88.80 %, DSC de ZP=71.30 %, et DSC de la ZT=84.20 %).	109
Fig. 1	Résultats préliminaires du couplage des modèles déformables et les atlas.	117
Fig. A.1	Les modules élastiques.	119
Fig. A.2	Deux types d'ondes : les ondes de compression (a) se propagent dans le sens de la source et les ondes de cisaillement (b) se propagent dans le sens perpendiculaire au sens de la source [291].	121
Fig. A.3	Modules de compression et de cisaillement des tissus mous [293]. Le module de cisaillement varie sur plusieurs ordres de grandeurs dans les tissus mous, au contraire du module de compression qui reste voisin de celui de l'eau.	121
Fig. A.4	Déformation longitudinale et transversale d'un solide élastique.	122
Fig. B.1	Principe utilisé pour former les IRMs.	125
Fig. B.2	Positionnement du sujet dans l'imageur IRM : axes, champ \vec{B}_0 , plan de coupe.	126
Fig. C.1	Illustration du calcul de la distance de Hausdroff.	130
Fig. C.2	Estimation du 2 par 2 points correspondants sur les contours automatiques et manuels pour la validation de l'algorithme de segmentation [108].	130
Fig. C.3	Illustration du statut des voxels selon leur localisation par rapport à V_{ref} et V_{auto} : Vrais positifs (VP), Faux Négatifs (FN), Faux Positifs (FP) et Vrais Négatifs (VN).	132
Fig. C.4	Mise en évidence du lien entre spécificité, sensibilité et sur-, sous-segmentations. A gauche, cas de sur-segmentation (peu de FN et beaucoup de FP, sensibilité élevée, spécificité faible). A droite, cas de sous-segmentation (beaucoup de FN et peu de FP, sensibilité faible, spécificité élevée).	132
Fig. D.1	Représentation d'une biopsie par abord transrectal.	135
Fig. D.2	Positionnement du patient pour thérapie laser de la prostate par voie périnéale, guidée par l'imagerie échographique en temps réel.	136
Fig. E.1	Les quatre différents plans.	138
Fig. E.2	Les plans de base en imagerie radiologique.	139
Fig. F.1	Représentation des deux niveaux du Modèle des Croyances.	142

Liste des tableaux

Tab. 1.1	Variabilité inter-patients de la taille de la prostate et du volume tumorale détecté sur la glande [19].	18
Tab. 3.1	Résumé des avantages et inconvénients des différentes imageries de la prostate.	68
Tab. 3.2	Algorithme ECM modifié en introduisant une relaxation crédale.	89
Tab. 4.1	Paramètres des volumes de la première base.	94
Tab. 4.2	Paramètres des volumes de la deuxième base.	94
Tab. 4.3	Résultats quantitatifs de segmentation pour les deux bases.	102
Tab. 4.4	Les différentes méthodes de segmentation zonale de la prostate et leurs caractéristiques.	110
Tab. C.1	Les métriques usuelles.	133
Tab. D.1	Un résumé de techniques utilisées pour la modélisation de la prostate dans différentes applications cliniques.	137
Tab. E.1	Algorithme de reconstruction multi-planaire.	139

Introduction générale

En imagerie médicale, les systèmes les plus connus du grand public sont le scanner, l'échographie, l'imagerie nucléaire ou scintigraphie et l'imagerie par résonance magnétique ou IRM. Ces systèmes permettent de voir au travers le corps de façon quasiment non-invasive et fournissent quotidiennement plusieurs dizaines de milliers d'images médicales à travers le monde. Une fois acquises, ces images sont examinées et interprétées par le praticien à partir de l'examen d'une succession de coupes bidimensionnelles, ce qui ne peut se faire sans difficultés tant plusieurs coupes d'images doivent être étudiées simultanément. Ainsi, pour aider le praticien dans cette tâche et lui permettre d'accéder à des informations pertinentes, le traitement numérique d'images médicales a suscité un intérêt particulier de la part des chercheurs dès les années quatre vingt. Cependant, malgré tout le soin apporté lors de l'acquisition, l'information contenue dans ces images médicales peut être entachée de bruit et d'artefacts dus à différents phénomènes physiques difficiles à contrôler mais qu'il est nécessaire d'éliminer ou de réduire en introduisant des techniques qui doivent prendre en considération la quantité de données à analyser, d'une part, et la complexité structurelle de ce type d'images, d'autre part.

Parmi ces techniques, la segmentation d'images médicales a été la plus attractive et reste encore la plus active. En effet, la récupération de la forme ou du contour d'un organe dans l'image permet de bien cerner cet organe, ce qui conduit à effectuer des mesures et des diagnostics de manière beaucoup plus précise et beaucoup plus rapide. Ainsi, le développement de méthodes automatiques de segmentation reste un objectif important à atteindre pour obtenir des résultats plus précis, plus fiables, plus rapidement et pour aussi permettre au médecin d'échapper à la segmentation manuelle qui est une tâche fastidieuse, longue et conduisant souvent à une grande variabilité inter et intra-expert. La reproductibilité des contours obtenus permet donc de réduire cette variabilité inter et intra-expert.

Par ailleurs, le stockage de ces images sur des supports informatiques donne la possibilité au médecin de comparer des images provenant d'un même patient, acquises à des instants différents, parfois même par des modalités différentes ou encore de procéder à des comparaisons avec des

images provenant d'autres patients ou, en plus difficile, comparer des images avec des atlas. Dans tous les cas, l'ensemble de ces tâches relèvent toutes d'une même problématique qui est le recalage d'images.

De plus, pour le suivi ou l'étude d'une pathologie ou pour une planification d'autres opérations, le clinicien a besoin d'extraire des connaissances à partir de ces données qui sont d'un très grand nombre. Ce besoin ne peut se faire sans difficultés car cela nécessite un tri de toutes les données et un regroupement de toutes les informations utiles tout en écartant celles qui ne le sont pas. Pour apporter une solution à ce problème, la représentation des données en grand nombre issues de ces images médicales doit être normalisée par une modélisation.

La modélisation désigne donc la mise en forme de connaissances *a priori* directement disponibles et de connaissances *a posteriori*, issues de traitements préalables. Les connaissances *a priori* peuvent correspondre au savoir-faire d'un expert ou simplement dictées par le bon sens, répertoriées dans un atlas ou provenir directement d'un système d'imagerie complémentaire. Quant aux connaissances *a posteriori*, elles peuvent être, par exemple, générées par une segmentation préliminaire pour être, ensuite, réinjectées dans le processus de traitement. Ces dernières peuvent aussi être le résultat d'algorithmes de recalage sur les étiquettes fournies par un atlas. Ainsi, les manques et les corruptions d'informations sont, en partie, compensés par l'utilisation d'informations *a priori* sur l'organe à segmenter, d'autant plus que, en pratique clinique, il est très difficile de construire des algorithmes de segmentation efficaces et automatiques à cause de différents facteurs impondérables tels que les artéfacts d'acquisition et la présence potentielle mais imprévisible de pathologies. Par conséquent, les méthodes de segmentation basées sur l'utilisation de modèles, sur lesquelles est bâtie cette thèse, représentent un bon compromis entre adaptabilité et généralité qui permettent, respectivement, d'apporter des informations spécifiques à l'application visée et de réutiliser les outils pour augmenter l'efficacité de la recherche.

Dans le cadre de ce travail, la modélisation est utilisée pour guider la segmentation de l'image de la prostate, objet de notre application. En effet, la prostate qui est une petite glande du système reproducteur masculin, de la grosseur d'une noix, est un organe complexe dont le cancer est le premier type chez l'homme. La partie interne de la prostate se compose de la zone de transition (*ZT* ou *TZ pour transition zone, en anglais*) où se développe exclusivement l'hyperplasie bénigne et de la zone des glandes péri-urétrales, paroi musculaire lisse de l'urètre. Quant à la partie externe, elle regroupe les zones centrale et périphérique (*ZP* ou *PZ pour Peripheral zone, en anglais*). C'est pratiquement dans ces deux dernières zones que les cellules cancéreuses se développent. La segmentation de ces zones s'avère donc d'une très grande utilité. Cependant, en l'absence d'une méthode

automatique efficace, la segmentation manuelle, qui est une opération fastidieuse et coûteuse en temps, reste encore un standard pour ce type d'application. En effet, les méthodes de segmentation automatiques d'images de la prostate en entière se heurtent à des difficultés liées aux caractéristiques morphologiques de cette glande. De ce fait, les recherches s'orientent beaucoup plus vers des méthodes de segmentation innovantes et qui, souvent, font intervenir des connaissances *a priori* sur la structure et les propriétés de la glande prostatique.

Dans ce contexte, notre travail consiste en la segmentation 3D des deux zones principales de la prostate, à savoir la ZP et la ZT, en utilisant l'IRM. Cette dernière est une modalité qui a permis des avancées considérables par rapport aux autres modalités d'imagerie de la prostate. Cette segmentation zonale constitue donc un *a priori* important dans la détection assistée par ordinateur du cancer de la prostate, d'autant plus que, dans ces deux zones, l'apparition du cancer ainsi que ses caractéristiques sont différentes. Notons que lorsque le cancer est détecté, une thérapie focale est appliquée. En effet, la thérapie focale, qui consiste en l'ablation sub-totale, est définie comme une technique permettant de réaliser l'ablation d'une région cancéreuse connue de la prostate en épargnant le parenchyme glandulaire sain. Cette préservation a pour but de diminuer les effets indésirables de dysfonctionnement et d'incontinence liés à la proximité des bandelettes neurovasculaires et du sphincter strié. Il s'agit donc d'une ablation sélective de la zone malade afin de minimiser la morbidité sans compromettre l'espérance de vie. Ces indications sont les stades intermédiaires entre les stades de surveillance ou de bas risque et les stades de haut risque dont le volume tumoral nécessite un traitement de la glande entière.

Ainsi, dans le cadre de cette thèse, nos travaux consistent, dans un premier temps, à effectuer une étude bibliographique et un état de l'art sur les différents travaux réalisés dans le domaine de la modélisation prostatique ainsi que les thèmes qui y sont associés. Ceci nous amène ainsi à dresser une taxonomie des différentes techniques de modélisation existant dans la littérature, qu'elles soient statistiques ou biomécaniques. Les avantages et les limitations de ces techniques sont discutés avant de situer, dans cette taxonomie, le modèle que nous avons exploité.

Aussi, une méthode de segmentation zonale de la prostate fondée sur une approche évidentielle intégrant deux principales étapes est proposée. Pour ce faire, une étape de recalage de l'image considérée avec les atlas probabilistes des deux zones est, d'abord, effectuée. Nous obtenons ainsi des atlas suffisamment proches de l'image considérée. Dans une seconde étape, l'atlas résultant de la transformation calculée précédemment est utilisé dans le cadre de la segmentation évidentielle. L'ajout de l'information *a priori*, apportée par les deux atlas est la principale contribution de cette étape et de cette thèse. La méthode développée a été validée sur deux différentes bases

d'images. Les résultats obtenus sont comparés avec ceux fournis par d'autres méthodes ainsi qu'avec ceux obtenus des segmentations manuelles réalisées par des experts.

La suite de cette thèse est organisée comme suit :

Dans le **premier chapitre**, une introduction sur la modélisation géométrique des structures anatomiques, d'une manière générale, sera présentée, dans un premier temps. Ensuite, la modélisation de la prostate, qui constitue la partie applicative de notre travail, sera détaillée. Mais avant, une introduction sur l'anatomie de la prostate, son environnement et sa physiologie sera abordée. Les différentes caractéristiques et connaissances extraites de la prostate seront présentées. Un état de l'art sur les différentes techniques d'analyse et de modélisation parus dans la littérature sera exposé tout en discutant leurs limites. Le modèle atlas utilisé pour la segmentation des zones de la prostate sera particulièrement détaillé.

Le **deuxième chapitre** sera consacré à la description des notions de segmentation et de raclage d'images médicales. Mais d'abords, le principe de l'imagerie médicale et les artefacts qui peuvent s'y infiltrer lors de l'acquisition sont décrits. Les principales méthodes de segmentation en imagerie médicale seront, par la suite, exposés de manière sommaire. Le reste du chapitre détaillera le recalage qui constitue la première étape du schéma général de notre méthode de segmentation prostatique. Les différentes étapes qui composent le recalage d'images et ainsi que différentes approches proposées dans ce cadre sont exposées. Le recalage utilisé, dans le cadre de notre travail, sera défini en fin de ce chapitre.

Dans le **troisième chapitre**, le contexte clinique de notre application est d'abords abordé. L'évolution du cancer de la prostate, sa détection, son diagnostic ainsi que les principaux traitements actuellement disponibles sont exposés brièvement, en plus des différents modalités d'images prostatiques. Notre attention est focalisée surtout sur l'imagerie prostatique et particulièrement celle de l'IRM qui feront l'objet de notre travail. Ensuite, nous concentrerons sur la présentation des différentes méthodes utilisées en segmentation prostatique et ainsi que les différentes méthodes d'évaluation et de validation déjà utilisées. Nous dresserons un état de l'art sur la segmentation zonale de la prostate. L'approche de la segmentation évidentielle que nous avons adoptée est ensuite détaillée.

Le **quatrième chapitre** est consacré principalement à notre application. Les différentes étapes, pour mettre en œuvre cette approche de segmentation évidentielle à base d'un atlas, sont explicitées brièvement et les données nécessaires à la méthode et leur obtention ainsi que les méthodes

de validation des résultats sont présentées. Les résultats obtenus de segmentation sont ensuite expliqués et commentés.

En **conclusion**, les différents principaux points de ce travail sont discutés et les améliorations possibles à y apporter ainsi que les pistes à prévoir en perspectives sont présentées.

Pour compléter ce travail, il nous semble utile de lui adjoindre les six annexes suivantes :

- Les modules d'élasticité (*Annexe A*)
- Formation des images IRM (*Annexe B*) ;
- Les métriques de validation (*Annexe C*) ;
- Applications cliniques pour la prostate (*Annexe D*);
- Algorithme multi-planaire MRP (*Annexe E*) ;
- Notions de base sur la théorie de croyance (*Annexe F*).

Chapitre 1

Modélisation de structures anatomiques

1.1 Introduction

Représenter des connaissances *a priori* sous une forme standard permet de faciliter leur utilisation et leur partage par différentes communautés, notamment celle des médecins. Sous forme d'applications informatiques, ces connaissances ont permis de répondre à plusieurs attentes de la part des utilisateurs. Ces applications nécessitent parfois la modélisation des connaissances anatomiques, ce qui d'ailleurs, constitue, actuellement, un domaine de recherche parmi les plus actifs. L'intégration de ces connaissances anatomiques produit des applications médicales plus "intelligentes" compte tenu de la qualité et de la quantité de l'information utilisée. Ainsi, dans ce chapitre, nous présentons un panorama de méthodes utilisées dans l'élaboration de modèles des structures anatomiques tout en nous focalisant sur celui de la prostate.

1.2 Modélisation des structures anatomiques

Par définition, un modèle est une représentation physique ou graphique mais le plus souvent mathématique des relations qui existent entre les différents éléments d'un système. Ainsi, la modélisation est la description, dans un langage compréhensible, d'une forme, d'un mouvement et des caractéristiques d'un objet ou d'un ensemble d'objets. C'est aussi la description de la manière dont les éléments, intervenant dans un processus, s'organisent les uns par rapport aux autres et agissent les uns sur les autres. Elle est appliquée dans différents domaines tels que la conception et fabrication assistée par ordinateur (CFAO), comme par exemple en aéronautique, en construction navale, en sport, en habillement etc. Elle est appliquée aussi en simulation de la réalité virtuelle, en robotique, dans le monde du jeu etc. Dans le domaine médical, la modélisation tient aussi une place importante pour modéliser des structures anatomiques, pour la

simulation fonctionnelle d'organes etc. Cependant, dans ce domaine, le problème est relativement complexe car il ne s'agit plus de modéliser une pièce mécanique ou un circuit électronique, mais un cœur, un foie, un cerveau, une prostate etc. Cette modélisation peut donc être de type anatomique, physique et physiologique [1] (Fig. 1.1). La modélisation anatomique encore dite géométrique fait essentiellement appel à la représentation géométrique du corps, celle-ci pouvant être obtenue avec les différentes modalités d'imagerie médicale. En effet, grâce aux récents progrès de la technologie d'acquisition (IRM, Scanner, Ultrasons etc.), il est possible de connaître avec une précision millimétrique la géométrie d'un grand nombre de structures anatomiques. Quant à la modélisation physique du corps, elle prend en compte la nature déformable ou articulée des structures anatomiques et mesure également l'impact des paramètres physiques telles la température ou la pression sur ces structures. Le domaine scientifique qui aborde cette modélisation est principalement la biomécanique. Une difficulté importante rencontrée en biomécanique est l'obtention de données expérimentales fiables et reproductibles liées à la nature nécessairement invasive de la méthode. En ce qui concerne la modélisation physiologique, il s'agit de la physiologie et du caractère fonctionnel des organes du corps.

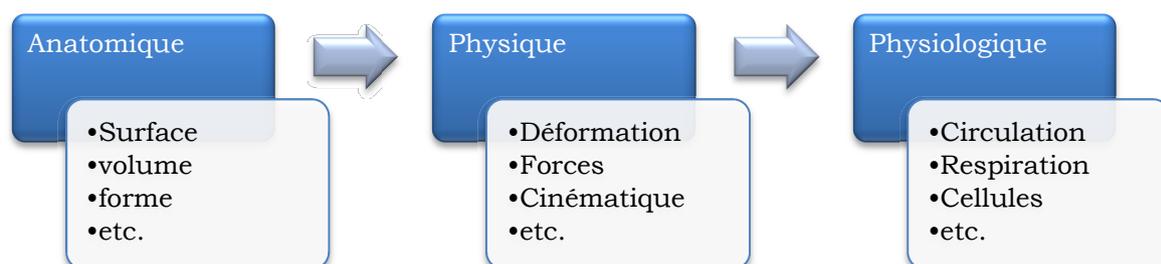


Fig.1.1 Les trois niveaux de modélisation des structures anatomiques.

Dans le cadre de cette thèse, notre intérêt s'est principalement porté sur le côté modélisation géométrique car c'est celle-ci qui sera utilisée dans notre application. Ainsi, le but de la modélisation géométrique du corps humain, que ce soit de segments corporels isolés ou du corps entier, est de déterminer une représentation tridimensionnelle des différents éléments anatomiques constituant le segment étudié. Il s'agit d'obtenir une représentation la plus proche possible de l'anatomie humaine, ce qui peut être réalisé en trois phases importantes, à savoir, l'acquisition de données, leurs analyses et la génération du modèle.

Pour l'acquisition des données, on s'appuie généralement sur des techniques d'imagerie médicale ou sur des mesures réalisées directement sur le corps humain. Cependant, les techniques reposant sur l'imagerie médicale restent les plus utilisées et l'analyse de ces données brutes est effectuée par un personnel expert du domaine médical comme les anatomistes, les chirurgiens etc. Dans la plupart du temps, il s'agit d'appliquer des

algorithmes de traitements d'images pour extraire les contours 2D des éléments à modéliser. Cependant, par définition, un contour est une rupture d'intensité dans une image suivant une direction donnée. Ainsi, il est intéressant d'étudier le profil de l'intensité de l'image dans la direction perpendiculaire à la rupture (Fig. 1.2). Plusieurs attributs sont, donc, utilisés tels que sa largeur, sa hauteur, son contraste, la contrainte de connexité et de géométrie etc. (Fig.1.2). Dans ce cas plusieurs types en résultent, le plus simple est celui de la forme en marche d'escalier, autrement dit, d'un échelon.

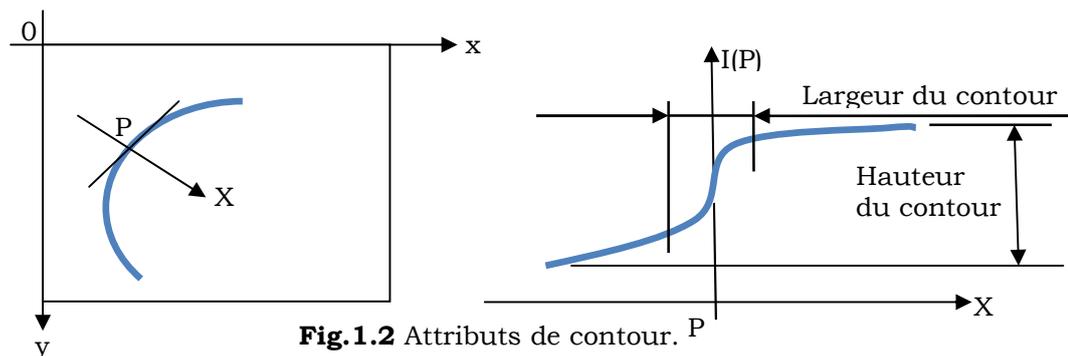


Fig.1.2 Attributs de contour. P

Mais, globalement, un contour peut être représenté de plusieurs façons. S'il l'on conserve la notion de pixels dans la définition du contour, ce dernier sera défini comme une simple chaîne de pixels connectés. Dans le cas contraire, le contour est décrit par une courbe paramétrique continue ou explicite définie par deux fonctions continues décrivant chacune une direction d'un repère cartésien en fonction d'un paramètre, tout comme il peut être décrit par une courbe paramétrique discrète. D'autre part, un contour peut être présenté aussi par une fonction implicite, cas où le contour est défini par le niveau ω d'une fonction à deux variables $F(x,y)=\omega$.

Dans le cas d'images médicales bidimensionnelles, le contour d'une structure anatomique est défini comme une primitive de dimension 1. Dans l'imagerie tridimensionnelle, les contours des différentes coupes ont été associés afin de définir et de modéliser la surface de la structure anatomique. Dans ce cas, la primitive est de dimension 2. Dans les deux cas, la primitive permet d'extraire, de manière reproductible et objective, des informations quantitatives telles que la forme des structures anatomiques, leurs volumes, ou encore leurs déformations au cours du temps.

Une fois les contours obtenus, leur modélisation par des objets géométriques tridimensionnels peut être effectuée. Dans le cas de présence d'anomalies, celles-ci peuvent être plus facilement détectables en ayant un aperçu global d'une structure anatomique via des modèles 3D plutôt que par l'intermédiaire de coupes transverses qui n'offrent qu'une vue en deux dimensions. Cependant, si initialement, ces objets géométriques tridimensionnels ne sont qu'un ensemble de voxels qui permettent une vision tridimensionnelle, des méthodes mathématiques de génération

d'objets 3D à partir de ces voxels ont été développées [2]. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer les méthodes basées sur la triangulation de Delaunay [3] et les méthodes basées sur l'algorithme de *marching cube* [4]. Lors de la génération d'objets 3D, une étape primordiale de mise en correspondance ou recalage intervient. Elle consiste soit à superposer les contours 2D en les alignant dans un référentiel global, soit à aligner deux structures. C'est certainement l'étape la plus délicate. Le grand nombre de travaux destinés à sa résolution indique la difficulté de cette tâche. L'opération de recalage faisant partie de notre application, nous en reviendrons dans le prochain chapitre.

Aussi, dans les sections qui vont suivre, nous nous intéresserons à l'étude des différents volets de la modélisation d'une structure anatomique qui est la prostate. Avant cela, nous avons jugé utile de présenter de brefs rappels sur la représentation géométrique.

1.3 Représentation géométrique

Dans la représentation géométrique, on peut distinguer la représentation structurelle, la représentation analytique et les représentations fréquentielles.

1.3.1 Représentation structurelle

La représentation structurelle se résume en le maillage et les représentations médianes.

Le maillage est un ensemble de points appelés sommets, reliés par des arêtes formant des polygones appelés faces [5]. Lorsque toutes les faces contiennent trois sommets exactement, le maillage est une triangulation. On distingue différents types de maillage, l'uniforme, le régulier, l'adaptatif etc. (Fig.1.3). Dans le maillage uniforme, les nœuds sont distribués uniformément sur la surface. La triangulation et le maillage simplexe¹ font partie de cette catégorie. Un maillage régulier est obtenu par division régulière des facettes. Comme exemple, on peut citer la représentation masse-ressort². Le maillage adaptatif est a priori le plus attractif puisqu'il adapte sa distribution de nœuds, voire sa construction de facettes, aux zones de la forme à mailler. Comme exemple, nous citerons la représentation des systèmes de particules³. Le choix du maillage dépend de l'application envisagée et du type de formes à représenter.

¹ Un maillage simplexe présente une structure régulière dont chaque sommet possède exactement trois voisins

² n masses ponctuelles sont reliées quatre à quatre selon un maillage régulier par des ressorts de raideur fixée.

³ C'est une extension du modèle masses-ressorts. La différence réside dans le fait qu'on autorise les masses à interagir avec un ensemble de masses qui peut évoluer au cours de la simulation. Chaque masse interagit potentiellement avec toutes les autres.

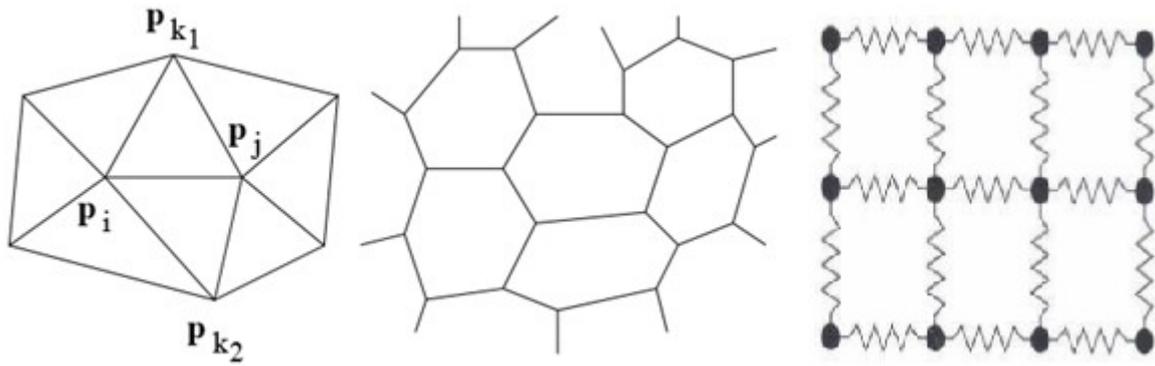


Fig.1.3 Différents maillages : triangulation, maillage simplexe et masse-ressort.

Quant à la représentation médiane, elle est obtenue par squelettisation ou transformation en axe médian. Cette transformation vise à réduire la forme à une ligne centrale dénommée axe médian ou squelette. Plusieurs auteurs ont adopté une telle représentation mais sous différentes variantes. Nous citerons simplement la représentation médiane «M-rep» (*Medial representation*) [6]. Elle est composée d'un ensemble d'atomes ou primitives, qui sont reliés entre eux pour décrire un objet [7]. Chaque atome décrit une relation entre le centre de la sphère et à la fois la position et la normale sur les deux points de bord où la sphère touche la surface. En 2D (Fig.1.4), chaque primitive P est définie par $P=(x,r,\vec{b},\theta)$ où x est la position médiane équidistante de deux points du contour, c_1 et c_2 . Le vecteur \vec{s} , respectivement \vec{p} , pointant de x vers c_1 , respectivement c_2 , est normal au contour. r est la distance de x à c_1 (ou c_2). \vec{b} est le vecteur bissecteur des vecteurs \vec{p} et \vec{s} et θ l'angle entre \vec{b} et \vec{s} (ou \vec{p}), c'est-à-dire le demi-angle entre \vec{s} et \vec{p} . Une forme est décomposée en sous-parties de sorte que chaque sous-partie possède un seul axe médian (ou branche). Chaque sous-partie est alors représentée par un ensemble de primitives médianes connectées entre elles par des liens «intra-partie » et les sous-parties sont connectées entre elles par des liens « inter-parties ».

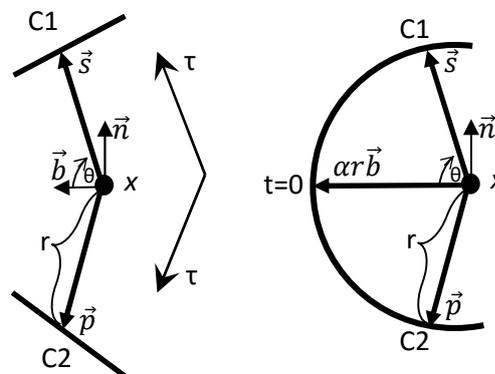


Fig.1.4 La représentation M-Rep d'un atome: atome central et atome de frontière [6].

1.3.2 Représentation analytique

Nous considérons maintenant quelques formulations de représentations analytiques d'une forme. Une telle représentation est basée sur la donnée d'une fonction qui conduit soit à une équation explicite (typiquement $y=f(x)$ en 2D), soit à une équation implicite (typiquement $F(x,y)=0$ en 2D et $F(x,y,z)=0$ en 3D).

1.3.2.1 Les représentations explicites

Lors de l'utilisation d'une représentation explicite, les géométries sont décrites par des fonctions dépendantes d'un ensemble de paramètres. Elle consiste à définir une géométrie telle un contour, une surface, voire un volume, par une fonction \mathcal{F} , définie sur un ensemble Ω . D'une manière générale, cette représentation est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathcal{F} : \Omega &\rightarrow \mathbb{R}^n \\ \mathbf{u} &\mapsto (x_1(\mathbf{u}), \dots, x_n(\mathbf{u}))^T \end{aligned} \quad (1.1)$$

où $\Omega = [0, 1]^p$ est l'espace des paramètres $u = (x_1, \dots, x_p)^T$ et x_i est la $i^{\text{ème}}$ fonction coordonnée.

Les représentations explicites rencontrent des difficultés liées à leur nature continue. Le découpage de l'espace des paramètres en intervalles réguliers, en général, ne conduit pas à un découpage conforme de la surface considérée. En outre, la représentation explicite nécessite d'introduire des conditions aux limites pour définir la topologie de la surface. Dans ces catégories, en plus de la représentation par un ensemble de pixels ou voxels, on trouve plusieurs familles possibles dont les plus populaires en imagerie médicale sont les B-splines et les super-quadriques

Rappelons qu'une courbe B-spline est représentée de façon paramétrique par l'expression suivante:

$$c(u) = \sum_{i=0}^{nbc-1} p_i B_{i,k}(u) \quad (1.2)$$

où $u, 0 \leq u \leq nbc - k + 1$, est l'abscisse curviligne de la courbe et où les p_i sont les nbc points de contrôle. Le paramètre k est l'ordre de la spline et les $B_{i,k}$ sont des fonctions de base (ou polynômes d'interpolation) de degré $k-1$ définis récursivement par:

$$B_{i,k}(u) = \frac{(u - t_i)B_{i,k-1}(u)}{t_{i+k-1} - t_i} + \frac{(t_{i+k} - u)B_{i+1,k-1}(u)}{t_{i+k} - t_{i+1}}, \quad k > 1 \quad (1.3)$$

où, pour $k=1$, on a :

$$\begin{cases} B_{i,1}(u) = 1 & \text{si } t_i \leq u \leq t_{i+1} \\ = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.4)$$

Les t_i , au nombre de $nbc + k$, sont les nœuds et forment le vecteur nodal $t = (t_i)_{i=0, \dots, nbc+k-1}$.

Dans la pratique, l'ordre de la spline est souvent $k=4$, ce qui produit des courbes B-splines cubiques.

Rappelons aussi qu'une surface super-quadrique est définie par la paramétrisation s suivante:

$$s(\theta, \Phi) = \begin{pmatrix} a_1 \cos^{\epsilon_1}(\theta) \cos^{\epsilon_2}(\Phi) \\ a_2 \cos^{\epsilon_1}(\theta) \sin^{\epsilon_2}(\Phi) \\ a_3 \sin^{\epsilon_1}(\theta) \end{pmatrix} \quad \text{avec } \begin{cases} -\pi/2 \leq \theta \leq \pi/2 \\ -\pi \leq \Phi \leq \pi \end{cases} \quad (1.5)$$

Les paramètres a_1 , a_2 et a_3 déterminent la taille de la super-quadrique selon les coordonnées x , y et z respectivement, et les paramètres ϵ_1 et ϵ_2 , sa forme. Ainsi, il est possible de représenter par des super-quadriques, des sphères, des cylindres, des parallélépipèdes ainsi que toutes les formes intermédiaires entre ces trois formes de base. Par exemple, $(\epsilon_1 = \epsilon_2 = 1)$ entraînent une forme ellipsoïdale; $(\epsilon_1 = \epsilon_2 \ll 1)$ entraînent une forme de parallélépipède; $(\epsilon_1 \text{ ou } \epsilon_2 > 1)$ entraînent des formes plus pincées etc.

1.3.2.2 Les représentations implicites

La représentation implicite consiste à définir une géométrie par une fonction implicite d'une plus haute dimension. D'un point de vue mathématique, la géométrie est considérée comme l'ensemble des zéros d'une fonction F à valeurs dans \mathbb{R} , c'est-à-dire :

$$S = \{p \in \mathbb{R}^3 | F(p) = 0\} \quad (1.6)$$

Comme pour la représentation explicite, plusieurs familles existent parmi lesquelles les courbes de niveaux, les courbes et surfaces algébriques.

En ce qui concerne la représentation par les courbes de niveaux, plus connue sous le nom de *level set* ou ensembles de niveaux, elle a été développée par Osher et Sethian [8] et introduite dans la communauté médicale dans [9]. L'idée centrale est de représenter une surface S comme une isovaleur d'une fonction $\Psi: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ de dimension supérieure:

$$S = \{p \in \mathbb{R}^3 | \Psi(p) = 0\} \quad (1.7)$$

L'hyper-surface Ψ est par exemple définie comme la distance euclidienne signée d'un point à une surface (la distance est positive si le point est à l'extérieur de la surface et négative, sinon). Le grand avantage de cette méthode est d'autoriser des changements de topologie de la surface S . Elle peut connaître des ruptures ou la fusion de plusieurs composantes connexes

alors que Ψ demeure une fonction. L'inconvénient principal est de devoir travailler dans un espace de dimension élevée, ce qui alourdit considérablement la charge des calculs.

En ce qui concerne les courbes et surfaces algébriques, il s'agit des géométries satisfaisant l'équation (1.6) où F est un polynôme et d est le degré du polynôme:

$$F(x, y) = \sum_{0 \leq i, j, 0 \leq i+j \leq d} a_{ij} x^i y^j \quad (1.8)$$

Leur représentation implicite est caractérisée par :

$$S_f = \{p \in \mathbb{R}^3 | F(p) = 1\} \quad (1.9)$$

En imagerie médicale, deux types de surfaces algébriques fermées sont utilisées par les chercheurs qui sont les superquadriques et les hyperquadriques. Les super-quadriques disposent d'une double représentation explicite et implicite [10] comme le montre l'expression (1.10).

$$F(x, y, z) = \left(\left(\frac{x}{a_1} \right)^{2/\epsilon_2} + \left(\frac{y}{a_2} \right)^{2/\epsilon_2} \right)^{\epsilon_2/\epsilon_1} + \left(\frac{z}{a_3} \right)^{2/\epsilon_1} = 1 \quad (1.10)$$

Les hyper-quadriques ont été définies comme une extension des super-quadriques [11]. Elles permettent de représenter une famille de surfaces plus riche. Une hyper-quadrique est définie en 3D par l'équation implicite:

$$F_q(x, y, z) = \sum_{j=1}^{n \geq 3} |a_j x + b_j y + c_j z + d_j|^{\epsilon_j} = 1 \quad (1.11)$$

avec $\epsilon_j > 0$ pour tout j , $q = (a_1, b_1, c_1, d_1, \epsilon_1, \dots, a_n, b_n, c_n, d_n, \epsilon_n)^T$. Cette équation n'admet pas de représentation explicite dans le cas général dès que $n > 3$. La surface représentée est enfermée entre les plans d'équation $a_j p_x + b_j p_y + c_j p_z + d_j = \pm 1$.

1.3.3 Représentations fréquentielles

L'avantage des représentations fréquentielles est leur aptitude à décrire une large variété de formes. Leur principe consiste à décomposer la forme initiale sur une base de fonctions orthonormées, ce qui permet de produire des paramètres de description distincts, évitant ainsi la redondance. De nombreuses représentations font intervenir la décomposition du modèle en différents modes. La base de décomposition correspond à un ensemble d'harmoniques de différentes fréquences. Plusieurs bases de décomposition comme la décomposition en séries de Fourier et la décomposition en séries d'harmoniques sphériques sont utilisées [12].

En ce qui concerne la décomposition en séries de Fourier, on prend un ensemble de N points échantillonnés $C_N = \{c_0, \dots, c_{N-1}\}$ sur une courbe fermée C , de coordonnées cartésiennes $(x_n, y_n)^t$ et représentés par leurs affixes c_n dans le plan complexe. C_N peut être considéré comme un signal périodique discret de période N . Il se décompose alors en la somme pondérée de fonctions de base exponentielles suivantes [12]:

$$c_n = \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} = \sum_{v=0}^{N-1} \hat{c}_v e^{i\frac{2\pi}{N}nv}, \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (1.12)$$

Les coefficients (\hat{c}_v) , coordonnées des (c_n) dans la base orthonormée des exponentielles, sont les coefficients de Fourier complexes et sont obtenus par transformée de Fourier discrète (TFD) de C_N . Les coefficients de Fourier sont ordonnés des basses aux hautes fréquences. Une approximation de la courbe peut donc être réalisée en supprimant les coefficients correspondant aux plus hautes fréquences, ce qui revient à appliquer un filtrage passe-bas sur la courbe initiale. Cela a pour effet de lisser la courbe, mais aussi de produire une représentation plus compacte de cette dernière par ses r premières harmoniques, ($0 < r \leq N$). Cependant, pour la description de surfaces tridimensionnelles, l'expansion en séries d'harmoniques sphériques est souvent préférée.

Pour la décomposition en séries d'harmoniques sphériques, on prend une surface tridimensionnelle fermée, S , représentée par les coordonnées cartésiennes x , y et z , et paramétrée par les coordonnées polaires, les latitudes $\theta \in [0, \pi]$ et les longitudes $\phi \in [0, 2\pi]$. Cette surface peut être décomposée selon l'équation [12] :

$$S(\theta, \Phi) = \begin{pmatrix} x(\theta, \Phi) \\ y(\theta, \Phi) \\ z(\theta, \Phi) \end{pmatrix} = \sum_{l=0}^{+\infty} \sum_{m=-l}^l \hat{c}_l^m Y_l^m(\theta, \Phi) \quad (1.13)$$

Les coefficients \hat{c}_l^m sont des vecteurs tridimensionnels complexes: $\hat{c}_l^m = (\hat{c}_{xl}^m, \hat{c}_{yl}^m, \hat{c}_{zl}^m)^t$ et sont donnés par:

$$\hat{c}_l^m = \int_0^\pi \int_0^{2\pi} S(\theta, \Phi) Y_l^m(\theta, \Phi) d\Phi \sin\theta d\theta \quad (1.14)$$

où Y_l^m sont des fonctions orthogonales d'harmoniques sphériques de degré l et d'ordre m définies par :

$$Y_l^m(\theta, \Phi) = \sqrt{\frac{2l+1}{4\pi} \frac{(l-m)!}{(l+m)!}} P_l^m(\cos\theta) e^{im\Phi} \quad (1.15)$$

où P_l^m est un polynôme de Legendre défini par l'équation différentielle :

$$P_l^m(x) = \frac{(-1)^m}{2^l l!} (1-x^2)^{m/2} \frac{d^{l+m}}{dx^{l+m}} (x^2-1)^l \quad (1.16)$$

Notons que d'autres transformations telles la transformation en ondelettes et la transformation en cosinus discrète sont aussi utilisées.

1.4 Modélisation de la prostate

La prostate étant un organe mobile et déformable, l'analyse automatique de ses images est rapidement réduite sur l'intégration de toutes les informations disponibles sur ses propriétés pour guider les algorithmes. L'intégration exacte de ces données nécessite leurs représentations normalisées grâce à un processus de modélisation. Ce processus de modélisation est atypique car il inclue des connaissances de médecine, de la physique et des mathématiques et il s'effectue en trois étapes [13]. La première concerne l'extraction des caractéristiques et des connaissances, la seconde, l'analyse de ces caractéristiques et la troisième, la génération des modèles.

Avant de décrire ces différentes étapes, nous pensons qu'il est nécessaire de présenter d'abord l'anatomie de la prostate.

1.4.1 Anatomie de la prostate

La prostate est un organe situé dans la région pelvienne masculine (Fig.1.5). Cette zone, anatomiquement complexe, est située à la partie inférieure du bas du ventre et contenue dans une loge osseuse qu'est le bassin.

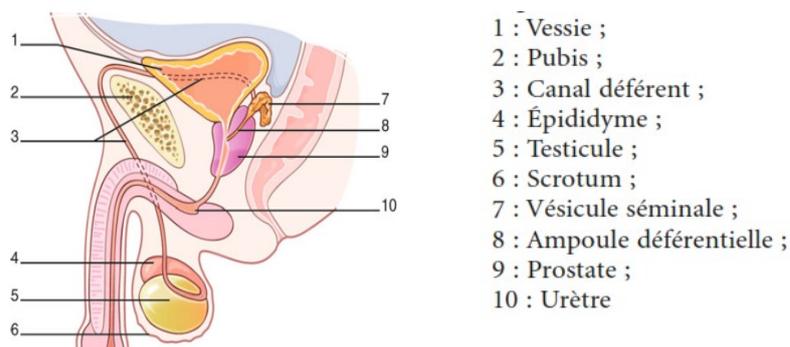


Fig.1.5 Anatomie de la région pelvienne chez l'homme.

Afin de bien repérer les différents organes, il existe divers systèmes de coordonnées (Fig.1.6), dont il faut assurer la cohérence pour un repérage correct des volumes cibles. Il s'agit du CP ou Cordonnées Patient qui est un système de coordonnées lié au patient par l'intermédiaire d'un point de référence interne, du CI ou Cordonnées Image qui est un système de

coordonnées lié à l'appareil d'imagerie, à relier au patient par un point de référence interne visible sur l'image et du CR ou Cordonnées de Radiothérapie qui est un système de coordonnées lié à l'appareil de simulation et à l'appareil de radiothérapie, à relier au patient par un point de référence externe.

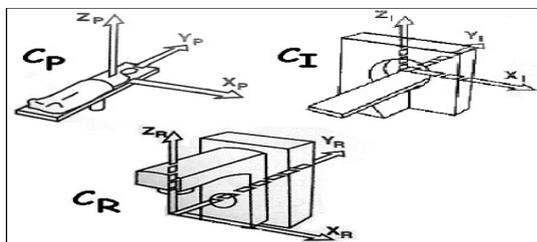


Fig.1.6 Illustration des divers systèmes de coordonnées.

La prostate, a la forme d'une châtaigne dont la base est orientée vers le haut. Elle est composée de quatre zones d'après MacNeal [14,15], une zone périphérique (ZP), une zone centrale (ZC), une zone de transition (ZT) et la structure fibro-musculaire. La figure (1.7) schématise cette description anatomique. La partie interne de la prostate se compose de la zone de transition (ZT) et de la zone des glandes péri-urétrales (ZPU), paroi musculaire lisse de l'urètre. La partie externe regroupe, quant à elle, les zones centrale (ZC) et périphérique (ZP) [16]. La zone périphérique est le constituant principal de la prostate normale. Celle-ci occupe 70% du volume prostatique chez les hommes jeunes contre environ 5% pour la zone de transition. La jonction entre ces deux zones est marquée par un trait linéaire visible, le plus souvent appelé la pseudo-capsule (ou capsule chirurgicale). La vraie capsule prostatique entoure la zone périphérique.

Chez l'adulte, la prostate pèse entre 15 et 25 grammes pour des dimensions d'environ 4cm de largeur, 3cm de hauteur et 2cm d'épaisseur. La prostate est petite à la naissance, elle prend du volume à la puberté puis débute une deuxième croissance après l'âge de 60 ans. D'après l'étude menée par Philips *et al.* [17], sur 81 prostates *in vitro*⁴ atteintes du cancer et appartenant à des personnes âgées entre 40 et 73 ans (moyenne 63,7 ans), le volume de la prostate varie entre 12,8 cm³ et 96,4 cm³ (Tableau 1.1).

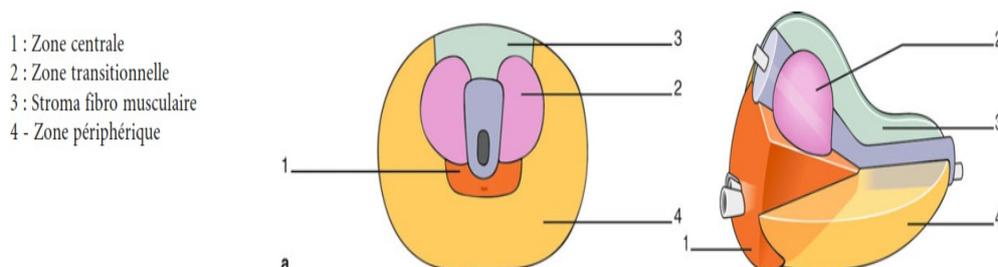


Fig.1.7 Schéma en coupe transversale à gauche et coupe sagittale à droite, de l'anatomie zonale [18].

⁴ **In vitro** (en latin : « dans le verre ») signifie un test en tube, ou, plus généralement, en dehors de l'organisme vivant ou de la cellule.

Tab.1.1 Variabilité inter-patients de la taille de la prostate et du volume tumoral détecté sur la glande [19].

	Volume min. (cm ³)	Volume max. (cm ³)	Volume moy. (cm ³)
Prostate	12,8	96,4	31,8
Tumeur	0,3	36,2	3,6

1.4.2 Extraction des caractéristiques et des connaissances

La modélisation précise de la prostate dépend d'abord de la définition des caractéristiques à analyser et de la base de données qui sera utilisée pour extraire ces caractéristiques. Ainsi, l'anatomie doit être correctement définie pour les caractéristiques considérées. Cette anatomie pourrait être affectée par différents paramètres tels que le volume de la prostate, la présence d'une tumeur, le taux de PSA, le stade et la localisation de la tumeur et le score de Gleason⁵. Toutes ces variables doivent donc être considérées lors de la construction d'un échantillon statistiquement représentatif de la population. De plus, le développement et la croissance de l'hyperplasie bénigne de la prostate (HBP) peuvent conduire à une variété de modèles de déformation au sein de la même gamme de volume montrant ainsi la complexité de l'organe.

En général, les caractéristiques considérées comprennent les variations de volume et de la forme, l'apparence et les propriétés des tissus telles que l'élasticité et la rigidité ainsi que l'emplacement de la prostate qui est un paramètre supplémentaire important car contribuant à la caractérisation de la forme de la prostate. En effet, dans [20], l'apprentissage en ligne a été utilisé pour intégrer des variations inter et intra-patient pour localiser la prostate en utilisant une fonction sigmoïde. Les informations contextuelles ont été aussi considérées. Elles sont définies comme toute information qui peut être utilisée pour caractériser la situation d'une entité. Makni *et al.* [21] ont utilisé le voisinage spatial comme information contextuelle. Dans [22], les paramètres ou caractéristiques contextuelles sont obtenues à partir des cartes de classification obtenues au préalable [23]. Les structures internes de la prostate sont une autre source d'information. Zhan *et al.* [24] et Ou *et al.* [25] ont utilisé des structures saillantes internes de type *bloblike*⁶ à partir d'images histologiques et IRM. L'interconnexion des structures internes comme la distance entre l'urètre et les parois externes de la prostate, etc. a été utilisée par Shen *et al.* [26, 27]. Cependant, en raison de la variabilité de

⁵ **Score de Gleason** est le système de classification histologique le plus couramment utilisé pour le cancer de la prostate. Cette échelle d'évaluation des cellules cancéreuses évalue l'agressivité du cancer de la prostate.

⁶ Tissus de la glande contenant du fluide.

la morphologie et l'apparence de la prostate, de nombreux travaux ont porté sur la combinaison de différentes caractéristiques.

Dans cette partie, nous allons nous focaliser sur les trois importantes caractéristiques de la prostate à savoir, la forme, l'apparence et les propriétés des tissus. Nous allons exposer les différentes représentations et descriptions de chacune d'elles, tout en nous concentrant sur la forme.

1.4.2.1 La forme

La forme est le paramètre la plus utilisée lors de l'extraction des caractéristiques et des connaissances sur la prostate car elle permet de définir les frontières et les contours des organes. En se référant à la terminologie employée pour désigner les différents types de recalage d'images, nous pouvons classer la représentation de la forme en description géométrique et description iconique.

La description géométrique peut être accomplie en utilisant différents formalismes. La méthode la plus simple et la plus générique est probablement un ensemble de points répartis sur toute la surface [28]. Cette modélisation est la représentation explicite (équation (1.1)). Les coordonnées de n points sont concaténées dans un seul vecteur qui décrit la forme:

$$(x_1, y_1, z_1, \dots, x_n, y_n, z_n)^T \quad (1.17)$$

Cette description est appelée modèle de distribution de points (*Point Distribution Model (PDM)*, en anglais) (Fig.1.8).

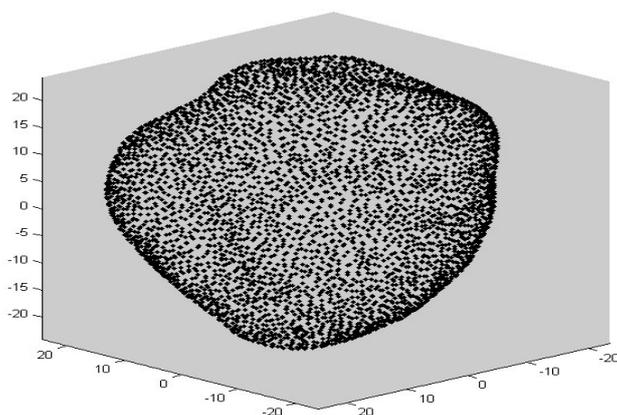


Fig.1.8 Représentation "points" de la prostate.

On trouve, également, dans cette catégorie de représentation, le modèle 'Nuages', développés dans [29] et utilisé par [30] pour obtenir une définition de surface de la prostate (Fig.1.9). D'autres représentations telles que l'ellipse [31, 32, 33, 34], les chaînettes [21], super-ellipse [35], super-ellipse conique [36] et superquadriques [37] ont été proposées dans la littérature.

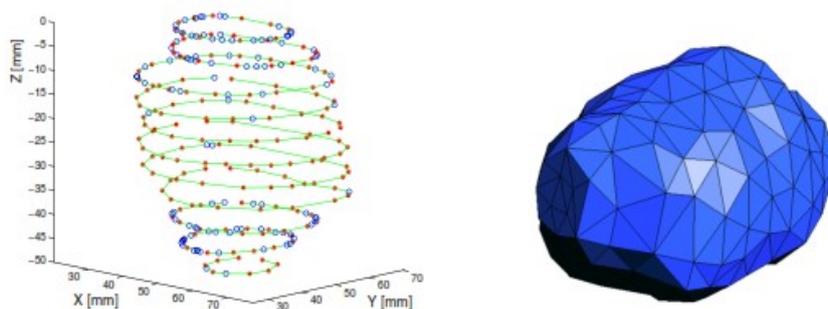


Fig.1.9 La représentation 'Nuages' de la prostate où les lignes désignent des contours, les étoiles sont des nœuds sélectionnés et les cercles sont les nœuds supprimés (à gauche); définition de la surface de la prostate (à droite) [30].

Quant à la représentation implicite, elle est basée sur l'utilisation des fonctions d'ensemble de niveaux ou fonction *level set* [38] (équation (1.7)). Différentes représentations pourraient être envisagées par les différentes fonctions *level set*. La fonction de distance signée [39] est la fonction la plus couramment utilisée en raison de sa simplicité et les bons résultats qu'elle offre. D'autres fonctions comme la tangente hyperbolique de la distance signée ont également été utilisées et ont prouvé leur efficacité [40].

La représentation structurelle a été, aussi, exploitée. Ainsi, le maillage est utilisé. Cette représentation, pour rappel, est obtenue par la division d'une forme initiale représentée par des points en facettes triangulaires (Fig.1.10) ou tétraédriques ou encore par la reconstruction 3D des organes en utilisant des figures géométriques comme la sphère, l'ellipsoïde ou le cube [41, 42]. Les modèles M-Reps (*Medial representation*) [6] ont été utilisés pour représenter la forme 3D de la prostate [43] (Fig.1.11).

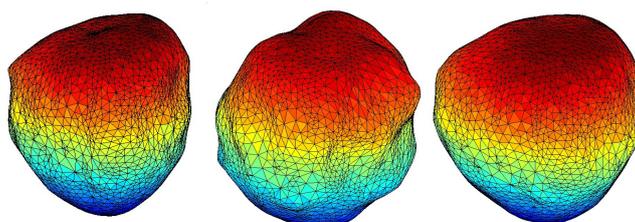


Fig.1.10 Représentation de maillage triangulaire de différentes formes de la prostate.

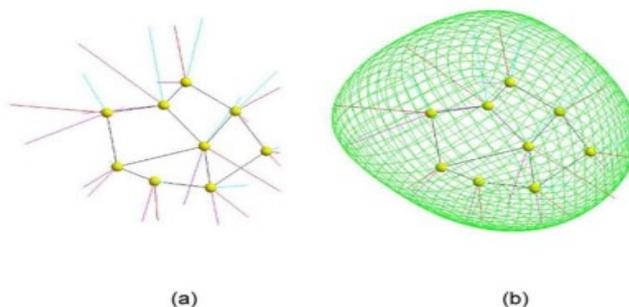


Fig.1.11 (a) Modèle M-rep de la prostate et (b) Prostate M-rep avec surface implicite [43].

La représentation fréquentielle est aussi exploitée. En effet, les harmoniques sphériques ont été utilisées dans [44]. Dans [45], une surface d'harmonique sphérique (SH) triangulaire a été reconstruite à partir d'un contourage manuel des contours de la prostate (Fig.1.12).

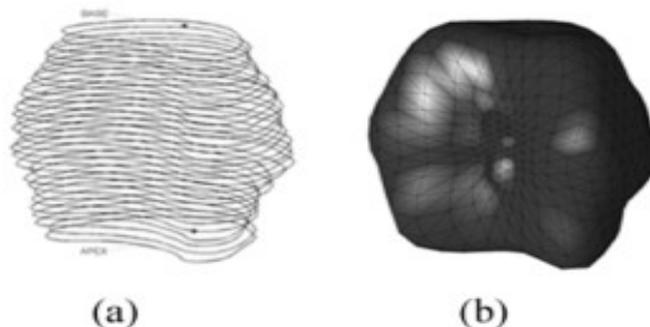


Fig.1.12 Reconstruction d'une surface d'harmonique sphérique lisse et triangulaire, à partir de contours de la prostate dessinés manuellement: (a) contours originaux avec les points d'apex et de base; (b) surface initiale [45].

Contrairement à la description géométrique, la description iconique décrit la forme de la prostate en exploitant son apparence par rapport à d'autres organes. Elle exploite tout le contenu de l'image. Peu de travaux ont utilisé cette description.

1.4.2.2 L'apparence

Les caractéristiques d'apparence peuvent être basées sur des pixels individuels, les zones ou régions ayant des formes spécifiques, les transformations des données d'origine comme les ondelettes, le temps durant lequel il peut y avoir des changements dans les images par rapport à l'examen précédent. En règle générale, les caractéristiques d'apparence comprennent toutes les caractéristiques de texture⁷ qui peuvent être considérés comme des caractéristiques statistiques, structurelles ou basées transformations et basées modèles [46].

Lorsqu'elles sont considérées statistiques, les approches utilisées décrivent la texture indirectement en utilisant les propriétés non-déterministes qui régissent les distributions et les relations entre les niveaux de gris d'une image [46]. Lorsqu'elles sont du premier ordre, ces approches mesurent la probabilité d'observer une valeur de gris à un endroit choisi aléatoirement dans l'image [47] et les calculs sont effectués à partir de l'histogramme des niveaux de gris de l'image et ne dépendent que sur le pixel et non sur son voisinage. Dans le cas de l'image de la prostate, les statistiques de premier ordre ont été exploitées dans différents modèles. On peut notamment citer le

⁷ La texture est une propriété de la surface, elle dépend de l'irrégularité ou la distribution des intensités des surfaces. Elle est une composante riche en information, elle devient donc un paramètre très important pour la compréhension et l'interprétation d'image. La prostate en est une surface qui présente cet aspect.

modèle du profil d'intensité [48, 49], les modèles de gradient [50, 51], les modèles utilisant le seuil de niveau de gris des régions extraites à partir d'un réseau de neurones [52], le modèle du bas-relief radial [53], le modèle de coefficient de variation instantanée (ICOV) [54], le modèle utilisant l'écart type local dans un cadre multi-résolution [58], des modèles de probabilité a posteriori [56], les modèles de distribution de probabilités de mélange [57, 58, 59, 60], ou dans les modèles hybrides [20, 22, 51, 61, 62].

Quant aux statistiques de second ordre, elles sont définies comme la probabilité d'observer une paire de valeurs de gris aux extrémités d'un dipôle de longueur aléatoire qui est placé dans l'image à un endroit et à une orientation aléatoires [47]. Dans ce cas, les calculs sont effectués à partir de la matrice de co-occurrence (GLCM) [63]. Richard *et al.* [64] a utilisé l'algorithme de mean-shift pour déterminer la moyenne et la matrice de covariance pour chaque cluster. Une étiquette probabiliste a été attribuée à chaque pixel déterminant l'appartenance d'un pixel par rapport à chaque cluster.

Dans la représentation structurelle, les modèles de texture sont basés sur des primitives bien définies et des arrangements spatiaux répétitifs et quasi-réguliers (macro-texture) de ces primitives [64, 65]. Ils modélisent les relations spatiales entre les éléments primitifs qui constituent l'image.

Dans l'approche basée sur un modèle, la dimension fractale [66, 67] et les ondelettes [71] sont utilisées pour caractériser la texture locale d'une région.

Dans les approches basées transformations, telles que la réponse du filtre de Gabor [69, 70, 71, 72] et les ondelettes [73, 74, 75], une image est représentée dans un espace dans lequel le système de coordonnées permet d'interpréter les caractéristiques de la texture.

Notons que les caractéristiques forme et apparence peuvent être combinées, comme dans les études de Zouqi et Samarabandu [76], Song *et al.* [77], Yuan *et al.* [78] et Qiu *et al.* [79].

1.4.2.3 Propriétés des tissus

La mobilité et la déformabilité des tissus de la prostate peuvent résulter d'un grand nombre de phénomènes physiques et physiologiques. Cette déformabilité peut être lente, prédictible ou aléatoire. La déformabilité lente est le résultat de processus physiologique à long terme. La croissance des organes ou le remplissage de la vessie en sont des exemples. La déformabilité prédictible résulte directement ou indirectement de phénomènes physiologiques périodiques comme la position du patient, la toux et la respiration. Celle-ci peut être éventuellement modélisée, compensée ou contrôlée. Quant aux déformabilités aléatoires, non-modélisables, elles sont les plus difficiles à prendre en compte. Il s'agit de toutes les déformations issues de phénomènes très incertains. Toutes les déformations provoquées

par les gestes du clinicien peuvent être classées dans cette catégorie. Le plus souvent, ces phénomènes sont combinés, ce qui accentue encore plus la difficulté. Par exemple, la prostate bouge et se déforme en raison du remplissage de la vessie, de la position du patient ou des instruments médicaux (aiguilles, sondes échographique). Une meilleure compréhension du comportement biomécanique des tissus permettra, à l'aide de modèles numériques, de simuler et de prédire les déformations des tissus. La biomécanique qui est définie comme l'étude du mouvement des objets vivants en utilisant la science de la mécanique, fournit un cadre de modélisation approprié en tenant compte de ces interactions et permet de simuler numériquement le mouvement de la prostate [80]. Cependant, la biomécanique doit tenir compte des lois régissant les paramètres mécaniques du tissu comme la rigidité et l'élasticité. En physique, la rigidité est le degré de déformation élastique du matériau sous une contrainte. L'élasticité est la capacité du matériau à reprendre sa forme initiale à l'arrêt de la contrainte. Autrement dit, l'élasticité correspond à la capacité d'un milieu à se déformer quand on lui applique une contrainte ou une sollicitation mécanique. Pendant les 20 dernières années, de nombreuses études ont été conduites pour caractériser les propriétés mécaniques des tissus biologiques qui ont souvent été considérés comme des matériaux élastiques linéaires homogènes et isotropes [81]. Ces propriétés mécaniques incluent le module élastique (module de Young), le coefficient de Poisson ou n'importe laquelle des composantes de déformation ou de cisaillement obtenues en réponse à l'application d'une contrainte sur le tissu (*Annexe A*). Dans la plupart des études, ces paramètres sont déterminés à partir d'une ou plusieurs expériences [82] ou de simulations numériques où les paramètres sont les variables à ajuster [45, 83, 84]. Des procédures expérimentales *in vivo*⁸ ou *ex vivo*⁹ sont nécessaires pour évaluer ces paramètres. Les mesures *ex vivo*, qui sont effectuées sur des tissus non vivants, sont faciles à mettre en place mais conduisent souvent à une sous-estimation des paramètres réels alors que les mesures *in vivo* restent invasives avec une configuration complexe. L'élastographie pourrait fournir une solution intermédiaire [85] d'autant plus que c'est une modalité d'imagerie non invasive qui permet des mesures de propriétés élastiques des tissus en utilisant des ultrasons ou des IRM. Le but est d'obtenir une image de la distribution physique des paramètres mécaniques tels que le module de Young et le coefficient de Poisson. L'utilisation de l'élastographie dans la prostate repose sur le fait que le cancer prostatique correspond à une zone indurée.

⁸ **In vivo** (en latin : « au sein du vivant ») est une expression latine qualifiant des recherches ou des examens pratiqués sur un organisme vivant, par opposition à *in vitro* ou *ex vivo*.

⁹ **Ex vivo** (en latin : « hors du vivant ») définit les tests biologiques mis en place en dehors de l'organisme.

Notons que l'implémentation des caractéristiques biomécaniques reste une difficulté de par la complexité et la diversité des comportements des tissus vivants. Un état de l'art sur la modélisation de tissus a été publié dans [86]. Notons aussi qu'un prétraitement est toujours appliqué avant l'extraction et l'analyse. Ce prétraitement se résume en le recalage spatial et la normalisation des images dans le but d'avoir la même référence spatiale pour les données [87].

1.4.3 Analyse et modélisation

Les méthodes d'analyse peuvent être regroupées en deux catégories: statistiques et biomécaniques¹⁰. Une fois les données analysées, les modèles peuvent alors être générés.

1.4.3.1 Analyse statistique

L'analyse statistique des caractéristiques extraites est principalement réalisée en utilisant des méthodes inspirées des techniques d'analyse de données comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP), l'Analyse en Géodésiques Principales (AGP) et la Régression Linéaire Multiple (RLM). Rappelons que l'ACP est une technique statistique qui permet de réduire la dimensionnalité des données multidimensionnelles tout en préservant les informations pertinentes [88]. Dans la pratique, ceci est obtenu en calculant la matrice de covariance pour l'ensemble complet de données. Les vecteurs propres et les valeurs propres de cette matrice sont calculés et triés en fonction de valeurs propres décroissantes [89]. Les valeurs propres les plus importantes et leurs vecteurs propres associés sont ensuite maintenus. Pour sa part, l'AGP est une variante de l'ACP mais utilisant des distances géodésiques sur les espaces symétriques [90], c'est-à-dire une ACP le long des géodésiques [91]. Elle permet de traiter les cas non linéaires comme par exemple les M-reps [90]. Compte tenu d'une distribution de données, le but de la AGP est de trouver un ensemble de directions géodésiques, appelés «directions géodésiques principales» ou «géodésiques principales», qui représentent le mieux la variabilité des données et qui permettent la reconstruction précise des données [92]. Contrairement au cas linéaire de l'ACP, le nombre des géodésiques principales n'est pas limité par la dimension de l'espace dans lequel les données sont prises [93]. Les vecteurs propres sont remplacés par des géodésiques et la métrique de Riemann est utilisée pour calculer et maximiser la variance des données géodésiquement projetées sur les géodésiques [94].

¹⁰ Dans le tableau D.1 de l'annexe D, nous avons cité quelques applications cliniques importantes. Nous les avons associés aux techniques de traitements utilisées et les méthodes appliquées dans la modélisation de la prostate.

La RLM, quant à elle, est la méthode la plus simple de modélisation. Elle consiste à rechercher une équation linéaire par rapport à ses paramètres reliant la variable à modéliser au vecteur d'entrées [95]. Dans une analyse de régression¹¹, le but est d'identifier une relation prédictive (la «fonction de régression») entre un ensemble p de variables prédictives $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ (les «variables indépendantes») et un ensemble q de variables de réponse $y = [y_1, y_2, \dots, y_q]^T$ (les «variables dépendantes»), étant donné un ensemble de N observations de formation ($p=q=k$, nombre de pixels/voxels dans les images). Dans la régression linéaire, les données sont modélisées en utilisant des fonctions prédictives linéaires et les paramètres inconnus du modèle sont estimés à partir des données [96]. Chaque observation y_i est définie par :

$$y_i = x_i^T B + \varepsilon_i \quad (1.18)$$

où B est un vecteur colonne de dimension $(k + 1)$ de paramètres, x_i^T un vecteur ligne de dimension $(k + 1)$ et ε_i un scalaire ou le terme d'erreur. L'équation (1.18) peut être exprimée en notation matricielle tel que :

$$Y = XB + \varepsilon \quad (1.19)$$

où Y est un vecteur colonne de dimension N , X une matrice $N \times (k + 1)$ et ε un vecteur colonne des termes d'erreur de dimension N . La matrice B est estimée en minimisant l'expression suivante [96]:

$$\text{trace}((XB - Y)(XB - Y)^T) \quad (1.20)$$

Plusieurs techniques d'estimation existent dans la littérature [97, 98, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105].

Différents modèles ont été proposés dans la littérature. Les plus populaires sont le Modèle de Forme Actif (MFA ou ASM en anglais), le Modèle d'Apparence Actif (MAA) et l'atlas.

Dans le modèle MFA, l'application de l'ACP sur le Modèle de Distribution de Points (MDP) correspondant à l'équation (1.17) implique la détermination des principaux modes de variation [28, 106]:

$$\tilde{S} = \bar{S} + E_s d_s \quad (1.21)$$

où \tilde{S} est la forme estimée, \bar{S} , la forme moyenne, E_s , une matrice contenant les n vecteurs propres les plus significatifs et d_s , un vecteur contenant les poids affectés à chaque mode propre.

Tsai *et al.* [107] ont proposé une représentation de la forme estimée comme courbe de niveau zéro d'une fonction Φ . Elle est définie comme somme

¹¹ La **régression** est un ensemble de méthodes statistiques très utilisées pour analyser la relation d'une variable par rapport à une ou plusieurs autres.

pondérée des k modes principaux linéaires (Forme propres $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k\}$) et leur forme moyenne $\bar{\Phi}$:

$$\Phi(w) = \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i \quad (1.22)$$

où $w = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ sont des poids des k principaux modes.

Ces deux modèles ont été exploités dans beaucoup de travaux [108, 109, 110]. Cependant, d'autres travaux ont développé des variantes aux MFA. Ainsi, pour faire face à des artefacts d'ombre, le modèle de forme actif partiel (ParASM en anglais) est utilisé [111]. Le modèle statistique est établi à l'aide d'une ACP probabilistique (ACPP) [112]. Ceci permet de reconstruire la forme optimale à partir des informations partielles. L'idée est d'utiliser uniquement les points de contours avec des traits saillants pour estimer la forme. Pour obtenir ces points, un algorithme intégrant le Profil de Vecteur Normal (PVN ou NVP en anglais) est utilisé [111]. Le contour partiel peut être représenté par l'expression suivante [111]:

$$S_p = \bar{S}_p + E_{sp} d_{sp} + \varepsilon \quad (1.23)$$

où S_p , \bar{S}_p , E_{sp} , d_{sp} et ε sont, respectivement, le sous-ensemble de points de contour saillants, leur forme moyenne, la sous-matrice correspondante aux valeurs propres de la forme, le vecteur de paramètres et l'erreur d'approximation.

La forme estimée résultant de ParASM est le même que dans l'équation (1.21), mais avec le remplacement de d_s par d_{sp} [113]. Une autre variante de Le MFA été introduite dans [114]. Le modèle, appelé MFA robuste à contraintes anatomiques (ACRASM) est un modèle à maillage déformable global vers local¹². Le modèle de maillage de surface d'écart type 3D (SDSM) [42] est calculé en utilisant les distances perpendiculaires entre les contours des différents maillages surfaciques et le maillage surfacique moyen. Ce dernier est généré à partir des différents contours dessinés par différents observateurs. De la même manière, Ghanei *et al.* [41] ont utilisé un maillage déformable à contrainte de forme. Ce modèle a une structure discrète qui est créée à partir d'un ensemble de sommets qui forment des facettes triangulaires dans l'espace 3D. Kirschner *et al.* [49, 115] ont introduit le modèle de forme actif probabiliste (ProASM). Un autre modèle de forme probabiliste a été utilisé dans [62].

Quant au modèle d'apparence, celui-ci peut être décrit de la même manière que le modèle MFA. Cependant, avant d'appliquer l'ACP, la forme moyenne est alignée et normalisée [116]. Ainsi, soit A un vecteur représentant l'apparence de m pixels/voxels:

¹² Déformations locales à contraintes globales.

$$A = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T \quad (1.24)$$

L'ACP permet d'obtenir:

$$\tilde{A} = \bar{A} + E_a d_a \quad (1.25)$$

où \tilde{A} est l'apparence estimée en niveaux de gris, \bar{A} , l'apparence moyenne de niveaux de gris, E_a , une matrice contenant les n premières composantes principales et d_a , un vecteur contenant les poids affectés à chaque mode propre.

La forme et l'apparence sont souvent corrélées. Ainsi, l'application de l'ACP à ces deux caractéristiques produit un modèle combiné l'AAM comme cela est décrit dans [116]:

$$\begin{cases} \tilde{S} = \bar{S} + Q_s c \\ \tilde{A} = \bar{A} + Q_a c \end{cases} \quad (1.26)$$

où Q_s et Q_a sont des matrices qui décrivent les modes de variation provenant de l'ensemble d'apprentissage de dimension n_a et c des paramètres qui contrôlent la forme et l'apparence.

Yang et Duncan [117] ont construit un modèle de forme et intensité en utilisant les ensembles de niveaux. Une estimation de la paire, forme et intensité, $[\Phi^T, I^T]^T$ peut être représentée par :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\Phi} \\ \tilde{I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\Phi} \\ \bar{I} \end{bmatrix} + U_k \alpha \quad (1.27)$$

où chaque Φ_i et I_i sont arrangés en tant vecteurs colonnes avec N , le nombre éléments qui correspondent au nombre de pixels/voxels de chaque image. U_k est une matrice de dimension $2N \times k$, dont les vecteurs colonnes représentent l'ensemble des modes orthogonaux de la variation de forme et intensité et α , un vecteur de coefficients de dimension k .

A partir du modèle d'AAM, d'autres modèles ont été proposés. On peut notamment citer le modèle paramétrique qui combine la forme et la texture [51], le modèle de forme actif multi caractéristiques (*Multifeature Active Shape Model*, MFAM) [118], le modèle d'apparence actif multi caractéristiques à point de repère libre (*Multifeature Landmark-Free Active Appearance Model*, MFLAAM) [119] et le modèle AAM multi ensemble de niveaux (*Multiple-levelset AAM*, MLA) [120] qui a été utilisé pour la segmentation zonale de la prostate. Un état de l'art sur la segmentation d'images 3D à l'aide de modèles statistiques de forme et d'apparence est présenté dans [121].

Une autre combinaison entre la forme et une distribution de probabilité a posteriori a également été testée [56, 122, 123, 124]. Trois types de caractéristiques ont été employés par Li *et al.* [22] afin d'obtenir des informations sur le mouvement de la prostate. Il s'agit de l'apparence, de l'histogramme et des coordonnées de chaque pixel dans l'image.

En ce qui concerne l'atlas, selon le Dictionnaire de L'Académie française, c'est "Recueil de cartes géographiques. Il se dit également de tout recueil non seulement de cartes géographiques, mais encore de planches, de reproductions de tableaux, de documents graphiques, etc., qu'on joint à un ouvrage pour en faciliter l'intelligence". En anatomie, on distingue trois types d'atlas, les classiques, les informatisés ou topologiques et les probabilistes. L'atlas classique correspond aux livres d'anatomie où l'on trouve des illustrations sous forme de schémas, photos ou résultats d'exams d'imagerie accompagnés de légendes et souvent de textes descriptifs. Bien que ces atlas restent des références très importantes en anatomie, leur principal inconvénient est leur format papier. Ce format rend ces atlas consultables uniquement manuellement. Ils ne sont pas utilisables par des logiciels et n'offrent pas une représentation 3D de l'anatomie.

L'atlas informatisé ou topologique est un ensemble de représentations 2D ou 3D de structures anatomiques identifiées et stockées sur ordinateur. Un atlas informatisé très connu est *Voxel-Man*¹³. Il consiste en une représentation complète et détaillée des corps humains sains. Cette représentation provient d'acquisitions CT transversales et d'IRM de cadavres d'un homme et d'une femme [125]. L'atlas des organes internes de l'homme de *Voxel-Man* représente un volume de $573 \times 330 \times 774$ voxels de 1mm^3 chacun. Il s'agit de 774 tranches de trois images TIFF chacune (Fig.1.13), à savoir, l'image cryogénique colorée (RVB à 24 bits), l'image CT (niveau de gris à 8 bits) et l'image d'étiquettes (16 bits). Toutes les images sont géométriquement alignées. Les étiquettes indiquent à quel objet anatomique chaque voxel appartient. Les atlas topologiques sont principalement utilisés à des fins de segmentation en utilisant le recalage (l'image à segmenter est recalée à l'image atlas, ou inversement) [126, 127, 128, 129, 130, 131, 132]. Même si cette approche offre une meilleure visualisation ainsi que la possibilité de navigation, ces atlas sont construits à partir d'un nombre limité de sujets. Le projet de *Visible Human* correspond à deux individus, un homme et une femme, ce qui ne permet pas de prendre en compte les variations de forme, taille, etc., entre les individus.

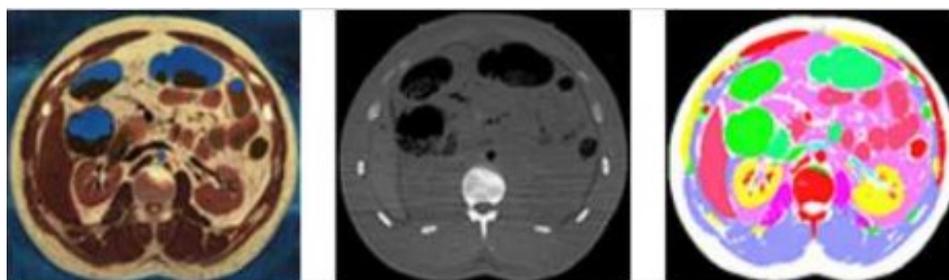


Fig.1.13 Un échantillon de tranches du Voxel-Man. De gauche à droite : image colorée, image de tomodensitométrie (CT-scan), et l'image d'étiquettes où chaque couleur correspond à une étiquette¹³.

¹³ <http://www.voxel-man.de/3d-navigator/>

Dans l'atlas probabiliste ou statistique, l'idée principale est de prendre un ou plusieurs sujets typiques et de faire une étude statistique pour obtenir une représentation 3D de la structure d'intérêt. Il peut être construit de différentes manières et il peut être considéré comme la moyenne d'une caractéristique donnée comme une forme (les termes \bar{S} et \bar{S}_p dans les équations 1.21 et 1.23, respectivement) ou une apparence (terme \bar{A} dans l'équation 1.25). Il peut également être plus générique en considérant les cas les plus représentatifs d'une population comme la valeur moyenne d'une caractéristique et les écarts autour de cette moyenne ou tout simplement, une image contenant les probabilités a priori des différentes structures. Ces atlas sont construits à partir d'une grande base de données. Ces atlas sont surtout exploités de différentes manières pour la segmentation d'images médicales.

La figure 1.14 représente l'atlas probabiliste que nous avons utilisé dans le cadre de cette thèse.

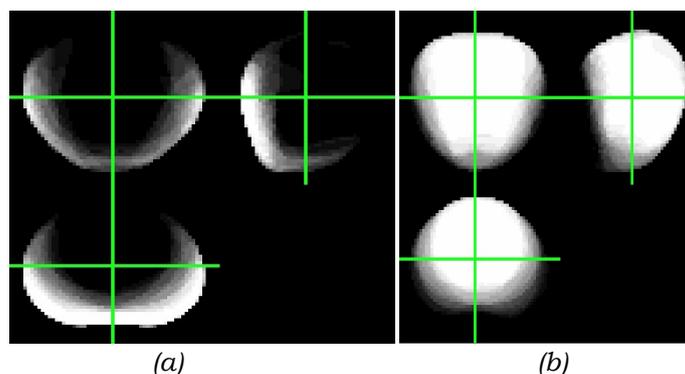


Fig.1.14 L'atlas probabiliste morphologique de la prostate: (a) distribution de la zone périphérique (b) distribution de la zone de transition [133].

La création de ce type d'atlas a nécessité plusieurs phases. Tout d'abord une base de données images est adoptée. Elle est créée à partir de 30 images IRM obtenues dans le service de radiologie urinaire de l'Hôpital Huriez, Lille, en 2008. Elle représente des patients choisis dans les tranches d'âge entre 40 et 80 ans. Le contourage de la glande, et éventuellement de ses zones, s'est fait sur chaque image IRM, présentées comme des coupes axiales. Ces contours 2D sont, ensuite, reconstruits en 3 dimensions sous la forme de maillage triangulaire à l'aide de la technique des « *Marching Cubes* » (Fig. 1.15).

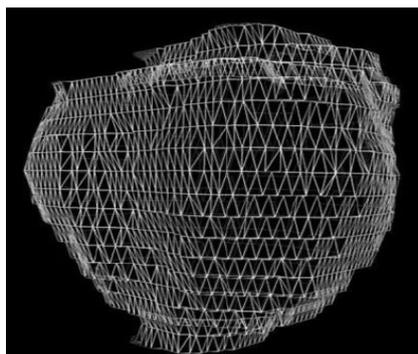


Fig. 1.15 Reconstruction 3D de la surface prostatique à partir des contours définis sur les coupes axiales.

Une phase de préparation des données a suivi l'extraction. Cette étape se scinde en deux opérations. La première est une opération de sous échantillonnage qui a permis de réduire le nombre de facettes des maillages des prostates et des deux zones (ZT et ZP). La seconde opération a pour objectif de lisser ces maillages pour obtenir un volume plus représentatif. Ces deux opérations ont été complétées par une étape de normalisation des données afin d'avoir un nombre équivalent de points. Les données sont, à ce stade, toutes hétérogènes, c'est-à-dire de taille et de forme différentes. Une étape d'alignement de ces données était donc nécessaire. En effet, les données sont présentées dans un repère spatial non commun (Fig. 1.16 (a)). Il est, donc, judicieux de les ramener dans un même espace caractéristique. Un recalage géométrique est, alors, appliqué sur les points permettant de faire coïncider le volume d'une prostate, ainsi que de ses deux zones, sur le volume de référence (Fig. 1.16 (b)). L'algorithme de recalage est divisé en deux phases, l'une de transformation rigide pour rapprocher les deux volumes et l'autre de transformation non-rigide pour la déformation plus locale. Cette notion de recalage d'images sera exposée, en détail, dans le prochain chapitre.

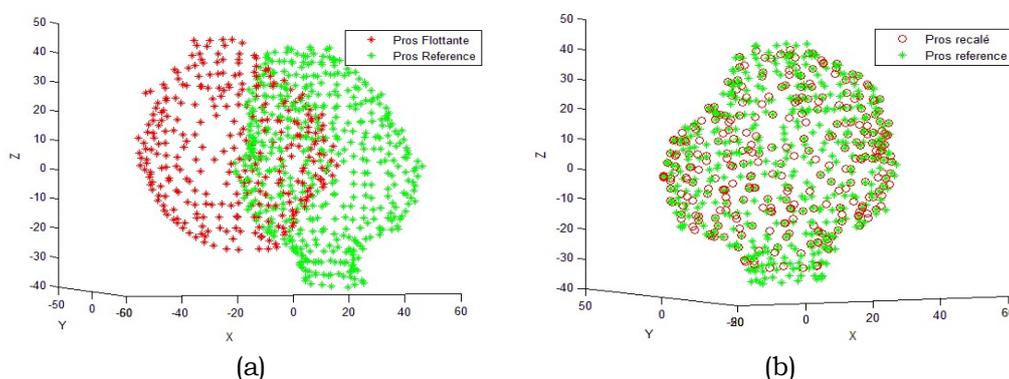


Fig. 1.16 Les points de la prostate de référence (en vert) et points d'une prostate source (en rouge) : (a) avant recalage, et (b) après le recalage.

A partir de ces données alignées et normalisées, un modèle est généré pour chaque structure à savoir, la glande, la zone périphérique et la zone de

transition. L'ACP est utilisée pour extraire les informations statistiques de l'ensemble de données. Elle permet d'extraire la forme moyenne et les champs de déformation les plus importants en se basant sur la démarche décrite dans [106] (Fig. 1.17).

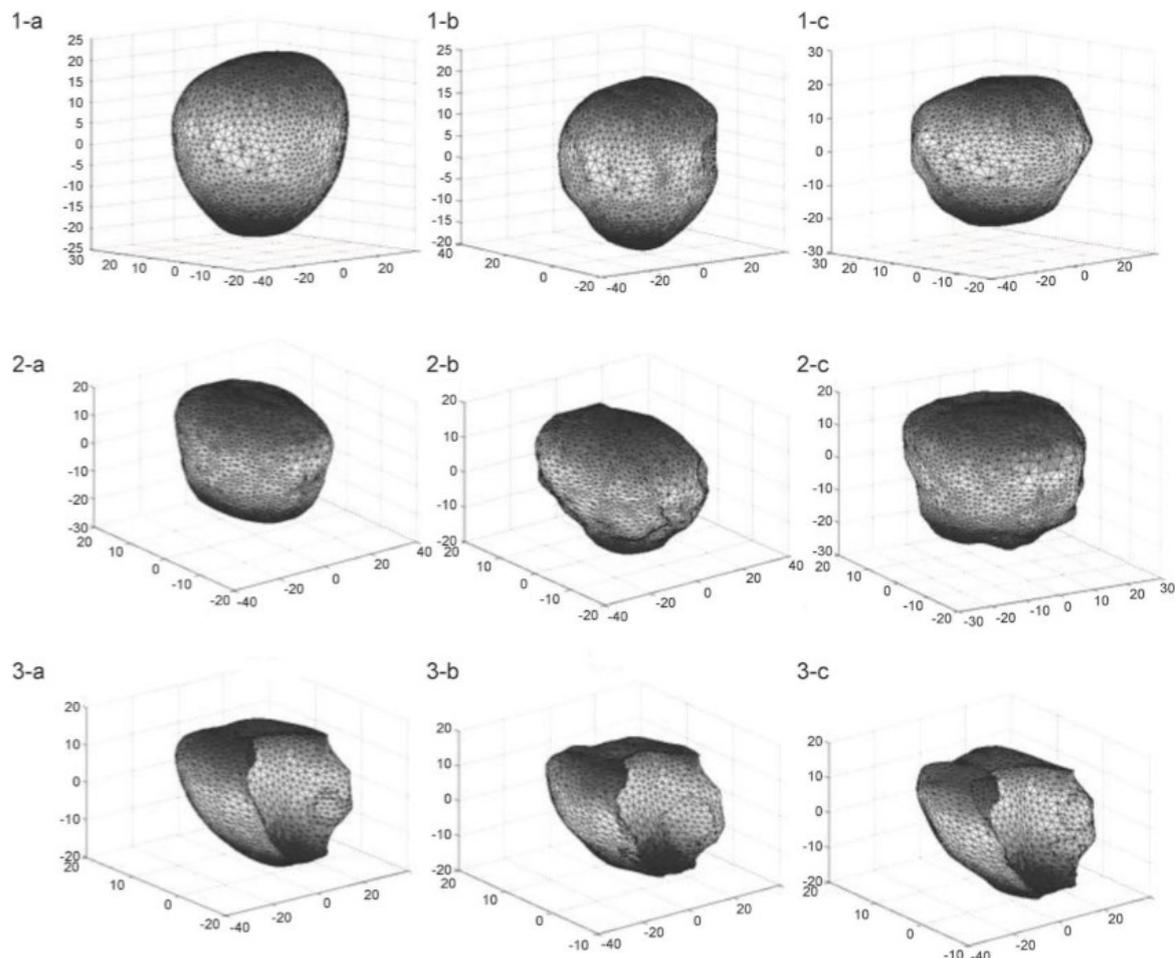


Fig.1.17 Le modèle de forme de la prostate (1-a), la zone de transition (2-a) et la zone périphérique (1-c) et leurs 2 modes de variations ((1-b et 1-c), (2-b et 2-c), (3-b et 3-c)), respectivement [134].

C'est la représentation explicite qui a été utilisée pour le recalage et la création du modèle de forme. Quant à la représentation implicite, elle est exploitée pour la création du modèle atlas probabiliste de la prostate et ses deux zones. Cette étape suit directement l'étape de recalage. En effet, il n'est pas facile de manipuler des surfaces 3D. Il faut obligatoirement passer d'une représentation explicite à une représentation implicite de forme, autrement dit, convertir les maillages des objets en volumes binaires. Ainsi, chaque voxel vaut 1 si le point P est un point de la prostate ou de l'une des deux zones, 0 sinon. Grâce à cette forme de représentation, des fonctions de probabilités pour les zones prostatiques (ZP et ZT) et la prostate sont modélisées, calculées et représentées sous formes de cartes. En effet, en partitionnant la prostate en ZP et ZT, un voxel V_i ne peut appartenir qu'à

l'une de ses régions. En observant la population des 30 patients dont les prostates ont été projetées dans le même référentiel, on peut pour chaque V_i construire une fonction de probabilité d'appartenance à l'une des zones selon la formule :

$$P_i(\text{Zone}) = \frac{n \text{ Zone}}{N} \quad (1.28)$$

où $\text{Zone}=\{ZP,ZT\}$, $n \text{ Zone}$ est le nombre de patients pour lesquels le voxel V_i appartient à ZP ou ZT et N , le nombre de patients ou images.

Après le calcul de la probabilité de chaque voxel, une image est créée. Chaque voxel de cette image prend la valeur de sa probabilité. On peut donc représenter ces probabilités sous forme de carte. En niveau de gris, ces cartes présenteront des dégradés de gris, le noir correspondant à un voxel dont la probabilité est nulle, le blanc sera attribué au voxel dont la probabilité est égale à 1 (Fig. 1.15). Cette description probabiliste permet de prendre en compte la variabilité inter-patients et peut être intégrée comme une connaissance a priori dans un processus de segmentation automatique.

1.4.3.2 Analyse biomécanique

La modélisation biomécanique fournit incontestablement des réponses quand des applications médicales visent à tenir compte des déformations du tissu [135]. Trois étapes sont généralement nécessaires pour développer un modèle biomécanique [136]. Il s'agit de la reconstruction géométrique, du maillage et de l'intégration des caractéristiques biomécaniques. La reconstruction géométrique qu'elle soit manuelle, semi-automatique ou automatique concerne la segmentation de la structure anatomique sur les images médicales. Le maillage s'intéresse à la discrétisation du volume de la structure modélisée et la création d'un «maillage volumique». Dans la troisième étape concernant l'intégration des caractéristiques biomécaniques, en plus des propriétés des matériaux comme le module de Young et le coefficient de Poisson, les conditions aux limites sont rajoutées [83]. A partir des ces trois étapes, on obtient le modèle biomécanique.

Les modèles biomécaniques sont discrets ou continus. Les modèles discrets représentent le matériau par un ensemble d'éléments discrets comme un système de particules [137, 138]. Dans les modèles continus, les matériaux sont décrits directement par des équations mécaniques des milieux continus¹⁴ résolues par des méthodes d'éléments finis (FEM) [43, 83, 85, 139, 140, 141, 142]. La base de modèles continus en mécanique des milieux continus conduit à un lien direct entre les paramètres du modèle et les propriétés physiques des matériaux. En supposant que les propriétés

¹⁴ La **mécanique des milieux continus** est le domaine de la mécanique qui s'intéresse à la déformation des solides et à l'écoulement des fluides.

physiques sont connues, des procédés continus ont l'avantage de permettre une représentation précise des organes et de leurs déformations. En revanche, dans des modèles discrets, les paramètres ne sont pas directement liés aux propriétés physiques. Cependant, les modèles discrets ont l'avantage d'être plus faciles à mettre en œuvre. Notons que, vu la déformation élastique de la prostate causée par la pression de la sonde dans l'imagerie TRUS [82], certains auteurs [143, 144] ont mis en place un potentiel élastique linéaire.

Les propriétés biomécaniques des tissus de la prostate ont été récemment modélisées et mesurées pour l'incorporation dans des méthodes de modélisation pour des simulations précises du comportement des tissus sous contraintes et pour la prédiction du mouvement. Pour des valeurs précises et efficaces, ces propriétés doivent être mesurées *in vivo*. Cependant, en raison de la complexité de cette tâche, ils sont évalués *ex vivo* sur des échantillons de tissus. Une importante variabilité inter-patient existe, ce qui rend la description complète de ces paramètres très complexes et par conséquent limite leur réel impact dans le processus de modélisation. A ce titre, différents modèles ont été proposés dans la littérature.

Ainsi, Jaillet *et al.* [137] ont déterminé le volume des organes pelviens (le rectum, la vessie et la prostate) à partir d'images CT transversales et ils ont, ensuite, rempli le volume de particules de forme sphérique. Les grosses particules ont été réservées pour les organes internes. En raison de la rigidité/élasticité du tissu biologique, des interactions sont souvent décrites par le potentiel de Lennard-Jones (une interaction de particules), qui simule l'interaction entre deux atomes. La rigidité et la viscosité ont été modélisées par des ressorts et des amortisseurs, respectivement. De leur côté, Marchal *et al.* [138] ont développé un modèle pour simuler le comportement des tissus mous. Ce modèle discret est composé de particules liées par des lois physiques et simule le comportement des régions rigides, élastiques ou musculaires. Bharata *et al.* [139] ont examiné la glande comme un milieu élastique linéaire hétérogène et sa déformation a été calculée en faisant varier le module de Young et le coefficient de Poisson. Les auteurs ont estimé le flux des conditions aux limites en se basant sur la déformation interne dans un modèle élastique. Cependant, Risholm *et al.* [84] ont estimé les conditions aux limites et la déformation interne conjointement sous une contrainte élastique. Pour leur part, Crouch *et al.* [43] ont modélisé la déformation de la prostate à l'aide d'un modèle d'éléments finis avec une représentation de forme M-rep. Quant à Iterovitz *et al.* [141], ils ont développé un modèle d'éléments finis 2D de la région pelvienne d'une coupe sagittale, avec l'optimisation des paramètres de rigidité. Dans le même contexte mais en 3D, Hensel *et al.* [145] ont construit un modèle d'éléments finis en utilisant les propriétés élastiques linéaires sur la base des résultats de Bharata *et al.* [139].

Un modèle biomécanique «*initial*» qui simule la mobilité des organes pelviens a été réalisé dans [142]. Le modèle *initial* est renforcé par des données expérimentales, à savoir les propriétés des matériaux, les pressions internes, l'épaisseur et la géométrie des organes pelviens. La méthode des éléments finis est adoptée dans le modèle *initial* comme un outil mécanique pour calculer le mouvement des organes pelviens en temps réel. Mohammad *et al.* [146] ont optimisé le modèle "*initial*" en créant un modèle qui peut prédire le mouvement de la prostate dans l'environnement anatomique en suivant le mouvement du rectum, de la vessie et de la distension pulmonaire. Mohamed A. *et al.* [140] ont développé un modèle biomécanique qui simule le mouvement et la déformation de la prostate résultant de l'insertion d'une sonde transrectale. Ils ont, également, présenté une approche combinant modélisation biomécanique et statistique pour estimer la déformation de la forme de la prostate pendant l'insertion de la sonde. Hu *et al.* [83] ont combiné les deux approches. Ces auteurs ont construit un Modèle de Mouvement Statistique (MMS ou SMM en anglais) de la même manière que la MFA mais les données d'apprentissage concernaient la variabilité de la position, l'orientation et la forme d'un organe qui résulte du mouvement et la déformation des tissus intra-sujet plutôt que la variabilité inter-sujets dans la forme de l'organe lui même.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, après avoir présenté un panorama non exhaustif des méthodes mises en jeu pour la modélisation géométrique de structures anatomiques et exposé les principales étapes de construction d'un modèle et plus particulièrement celui de la prostate, nous nous retenons d'abord que la plupart des techniques statistiques de la modélisation sont basées sur l'ACP. Cette technique est utilisée non seulement parce qu'elle est simple et intuitive, mais aussi parce que les caractéristiques de la prostate sont souvent représentées dans un repère linéaire. Cependant, une généralisation de l'ACP et parfois la PGA permettent de prendre en considération les caractéristiques représentées dans un espace non linéaire. De plus, la modélisation statistique est non seulement axée sur les variations d'une caractéristique mais elle peut également inclure la relation entre deux ou plusieurs caractéristiques et les influences d'une caractéristique sur une autre. L'analyse de régression peut être utilisée pour résoudre ce problème. En dépit de leurs aspects intuitifs, des modèles statistiques ne tiennent pas compte du comportement interne des tissus de la prostate. La modélisation biomécanique a apporté une solution à ce problème.

Partant du fait que les variations de forme de la prostate sont limitées et connues, la MFA et ses dérivés semblent être les modèles les plus adaptés pour générer un modèle de la prostate et l'ajout de l'apparence rend le

modèle plus riche. Ceci est rendu possible par le biais du modèle MAA et de ses dérivés. En effet, ces techniques permettent la construction d'un modèle statistique qui comprend, à la fois, la forme et la texture. Naturellement, un modèle plus fin nécessite une base de données plus complexe, représentative des données réelles cliniques. Dans ce cas, les atlas fournissent une solution assez inspirée. Un atlas constitue un *a priori* très robuste extrait de plusieurs patients et de plusieurs modalités d'images, ce qui a justifié notre choix quant à l'utilisation de ce modèle pour notre travail. D'ailleurs, nous avons exposé les différentes étapes importantes de la création de cet atlas.

Néanmoins, et dans la continuité de la méthodologie suivie pour atteindre notre objectif, deux notions importantes de traitement d'images médicales doivent être exposées, à savoir le recalage et la segmentation. La première notion est une partie importante, voire décisive, de notre travail de thèse. En conséquence, dans le chapitre suivant, l'accent est d'abord porté sur segmentation d'images médicales, puis nous nous intéressons à leurs recalages.

Chapitre 2

Segmentation et recalage d'images médicales

2.1 Introduction

La segmentation en régions d'intérêt dans les images reste une problématique à véritable enjeu. Ceci est d'autant plus vrai lorsqu'il s'agit de segmenter des images médicales en raison de la variété des modalités utilisées en routine clinique. Pour profiter des particularités de plusieurs modalités, il est parfois intéressant de les combiner, ce qui n'est possible que si ces images sont spatialement comparables, autrement dit, définies dans le même repère géométrique pour pouvoir procéder à leur recalage. Cette opération permet d'estimer la transformation spatiale relative permettant de passer du repère géométrique de l'une des images à celui de l'autre.

Ainsi, ce présent chapitre est dédié à la segmentation et au recalage d'images médicales. Dans un premier temps, un panorama sur les différentes techniques d'imageries médicales et un exposé sur les différentes problématiques et conditions de leur segmentation sont données. Une classification des différentes méthodes de segmentation d'images médicales est ensuite présentée sans entrer dans les détails sachant que cette technique sera développée dans le troisième chapitre concernant notre application. Dans un second temps, nous nous focaliserons sur le principe du recalage et nous discuterons des différents choix de primitives possibles et présenterons le formalisme du problème en distinguant les critères de similarité, les types de transformations et les différentes stratégies d'optimisation. Les différentes méthodes d'évaluation seront ensuite présentées.

Ainsi, dans ce chapitre, nous nous limiterons donc à une description qui tentera de déterminer le mieux possible un cadre méthodologique précis et

simple pour mieux présenter le principe de la segmentation et du recalage d'images médicales sans chercher à reprendre les travaux bibliographiques déjà existant. Etant donné le très grand nombre de publications associées à ces méthodes, seuls les exemples qui nous semblaient représentatifs des approches les plus fréquentes seront présentées. Cependant, des références complémentaires seront proposées tout au long de ce manuscrit, au fur et à mesure que les points méthodologiques abordés se préciseront.

2.2 Imagerie médicale

L'imagerie médicale a connu une grande progression dans les dernières décennies. Elle a fait son apparition avec la découverte des rayons X par Wilhelm Röntgen (physicien allemand) en 1896. Cette découverte conduira à l'invention des scanners. D'autres recherches physiques ont conduit à l'exploitation des ultrasons et de la réaction des atomes dans les champs magnétiques permettant, ainsi, la réalisation d'échographies médicales et de l'imagerie médicale par résonance magnétique. En 1934, la découverte de la radioactivité artificielle par Frédéric et Irène Joliot-Curie ouvre la voie au développement des radioéléments de brève durée de vie. Ces derniers, associés à des molécules biologiques utilisées comme traceurs ont permis la découverte du fonctionnement de certains organes. Depuis, l'imagerie médicale n'a cessé d'évoluer, de se perfectionner et de proposer des technologies de plus en plus précises, performantes et novatrices. La figure 2.1 résume les premières évolutions de l'imagerie médicale.

Cette évolution a continué de manière considérable que ce soit sur le plan technologique ou méthodologique. On distingue deux grandes familles, dans l'imagerie médicale, l'imagerie anatomique et l'imagerie fonctionnelle. L'imagerie anatomique représente la structure anatomique d'un organe. Elle permet d'obtenir des informations sur la structure des organes, leurs formes, leurs limites et, dans certains cas, leurs contenus comme les structures osseuses, les calculs vésicaux etc. Dans cette catégorie d'imagerie anatomique, on peut citer l'angiographie, la tomодensitométrie (TDM), la radiographie, la résonance magnétique (IRM morphologique) et l'échographique. L'imagerie fonctionnelle, quant à elle, permet d'observer l'activité d'un organe surtout lors de l'exécution d'une tâche spécifique. Elle s'intéresse à la fonction des organes, des tissus ou des cellules, autrement dit, à leur métabolisme. Comme exemples, on peut citer les techniques de médecine nucléaire parmi lesquelles, la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission mono-photonique (TEMP), L'IRMf (IRM fonctionnelle) etc.

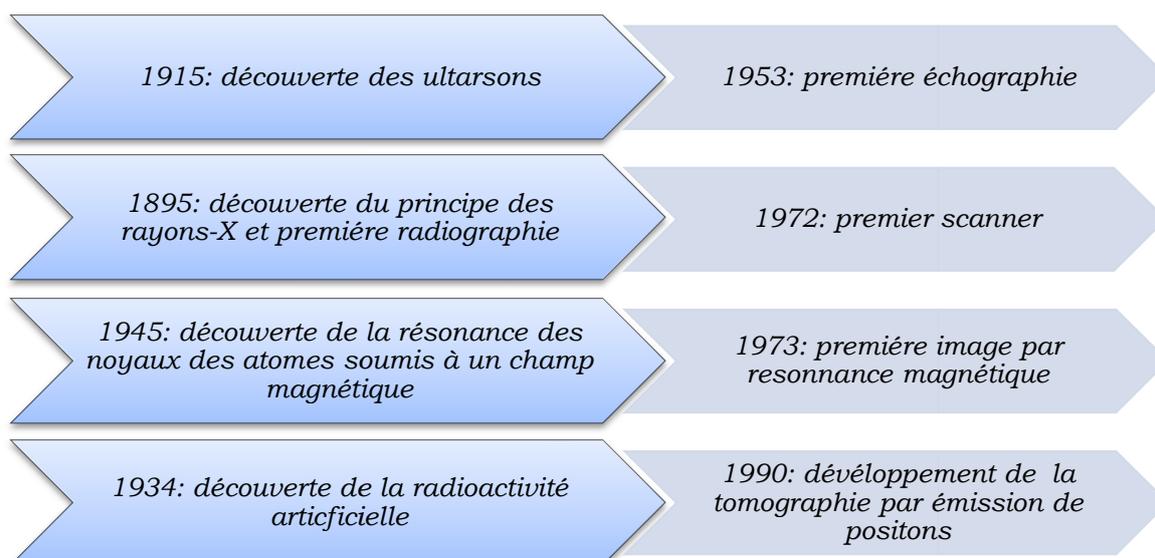


Fig.2.1 La chronologie du développement de l'imagerie médicale.

Ces images sont acquises de différentes manières. En radiologie, les rayonnements ou ondes sont émis par des appareils. Les rayons X (radio ou scanner) traversent le corps et c'est leur atténuation par les os, les organes, les tissus et les vaisseaux qui permet d'obtenir une image. Les ultrasons (échographie) sont des ondes, des vibrations qui se propagent dans le corps et sont réfléchies lorsqu'elles rencontrent un obstacle. L'appareil capte ces échos et reconstitue une image en mouvement. Quant à la résonance magnétique (IRM), elle n'émet aucun rayonnement. Cette technique repose sur le phénomène de résonance des atomes d'hydrogène du corps quand ils sont soumis à un champ magnétique (*Annexe B*). La machine fonctionne avec un puissant électro-aimant et produit des images en coupe du corps, en deux ou trois dimensions. Notons que, en radiologie, pour visualiser un organe, une tumeur ou une partie du corps que l'on aurait du mal à distinguer autrement, il est parfois nécessaire d'utiliser un produit de contraste. En médecine nucléaire, les rayonnements sont émis par le corps après injection d'un traceur faiblement radioactif ou radiopharmaceutique. Un appareil capte l'émission des rayons gamma et reconstitue une image des zones où s'est fixé ce traceur.

Une fois les images acquises, différentes techniques de traitement sont utilisées à plusieurs niveaux et sont essentiellement réalisées sous forme d'algorithmes. Il s'agit notamment de filtrage et de reconstruction, de méthodes de caractérisation de la distribution des intensités (texture, gradient, histogrammes, etc.), de méthodes de classification, de segmentation et de reconnaissance de formes, etc. Les algorithmes de segmentation automatique d'images peuvent se répartir selon les deux catégories suivantes : les méthodes de bas niveau utilisant peu ou pas d'*a priori* sur l'objet à segmenter et les méthodes utilisant de haut niveau des *a*

priori sur l'objet à segmenter sous forme d'un modèle nécessitant ainsi une étape de recalage.

2.3 Segmentation d'images médicales

Le but principal de la segmentation est de parvenir à une partition de l'image en une ou plusieurs régions connexes considérées comme similaires au sens d'un ou plusieurs critères [147]. La couleur (ou le niveau de gris), la texture ou encore la forme sont des critères souvent retenus. Leur choix repose le plus souvent sur la nature des images traitées et les objectifs fixés. En conséquence, différents états de l'art existent pour montrer l'éventail des méthodes existant [148, 149, 150, 151 etc.]. Cependant, la segmentation de régions d'intérêt dans certaines images reste une problématique à véritable enjeu de par la variété des méthodes de numérisation existant et leurs particularités en termes de résolution et plus particulièrement de bruit lors de l'acquisition. Ceci est d'autant plus vrai lorsqu'il s'agit de segmenter des images biomédicales ou médicales en raison de la variété des modalités utilisées en routine clinique (IRM, imagerie ultra sonore, Radiographie X, etc.). En effet, la segmentation d'images médicales consiste à délimiter des organes, pathologies ou autres structures anatomiques dans une modalité d'imagerie donnée par des procédures manuelles ou automatiques. La segmentation d'organes permet de disposer d'informations anatomiques qui ne sont pas directement disponibles par l'analyse visuelle de l'image comme par exemple la forme ou le volume d'un organe. Ces informations peuvent s'avérer très utiles à la fois en terme de diagnostic et de traitement. Les segmentations sont aussi indispensables pour la planification de nombreux gestes médicaux/chirurgicaux, pour l'analyse morphométrique¹ sur une population, pour la construction d'atlas etc. Aussi, le résultat de la segmentation peut, également, fournir une initialisation pour d'autres traitements. Cette dernière remarque permet de situer la segmentation au cœur de l'analyse d'images médicales. En effet, les résultats de segmentation fournissent des informations précieuses pour le recalage d'images, la construction d'atlas ou l'apprentissage de relations spatiales entre structures anatomiques. Mais à l'inverse, utiliser un atlas ou une autre forme de connaissance spatiale pour guider le processus de segmentation permet d'obtenir de nouveaux résultats. De même, une opération de recalage entre un modèle connu et le sujet à traiter améliore nettement les performances de la segmentation.

Ainsi, l'intérêt de la segmentation ne se situe pas uniquement dans ses applications directes, mais dans l'interaction avec de nombreux autres outils d'analyse et de traitement des images. Cette interaction se traduit

¹ La morphométrie est l'étude et l'analyse de la géométrie d'objets ou d'organes. C'est la partie de la biométrie qui s'intéresse aux formes. Elle repose en particulier sur une approche statistique.

notamment par des approches modulaires. Dans ce contexte en particulier, elle ne peut être appliquée que si elle remplit certains critères, afin de ne pas produire d'erreurs qui se répercuteraient sur l'ensemble de la chaîne. Tout ceci doit expliquer que les méthodes de segmentation sont un problème majeur de l'analyse des images médicales.

2.3.1 Conditions sur la segmentation d'images médicales

La segmentation d'images médicales doit correspondre à la réalité de l'organisme en termes de réalité anatomique² ou de réalité fonctionnelle³. Ainsi, la méthode choisie pour la segmentation doit répondre à certaines exigences afin de rester conforme avec le contexte médical. Ces exigences concernent la précision, la robustesse, le temps d'exécution et l'automatisation.

Le premier critère d'utilisation d'un algorithme de segmentation est donc la précision des résultats pour que les méthodes proposées soient convaincantes. Les algorithmes doivent aussi être robustes au bruit et aux perturbations en tout genre. En ce qui concerne la vitesse d'exécution, bien que souvent mentionnée comme critère d'évaluation des méthodes de segmentation, elle n'est critique que dans le cas où de très grosses bases de données sont traitées. Cependant, la complexité des problèmes traités nécessite souvent des algorithmes sophistiqués, donc assez lents. En revanche, la progression constante de la puissance de calcul des machines doit être prise en compte. Une justification largement invoquée pour le développement de méthodes de segmentation est la nécessité de soulager les cliniciens de la tâche de segmentation manuelle, qui est souvent coûteuse en temps et difficile à réaliser surtout en 3D. En effet, la segmentation manuelle d'organes dans un volume 3D se fait toujours par l'intermédiaire de coupes 2D taillées dans le volume. Ceci constitue un problème majeur en termes de reconstruction 3D, d'une part, et d'analyse visuelle d'images, d'autre part. De plus, l'expertise humaine peut produire des erreurs difficilement contrôlables et mesurables. Ainsi, il est intéressant de concevoir des méthodes automatiques pour réduire au maximum le degré d'interactivité avec l'utilisateur. De plus, ces méthodes doivent diminuer le temps passé par l'expert pour obtenir une segmentation et permettre d'obtenir des résultats plus reproductibles que ceux obtenus par l'expertise humaine. Elles doivent aussi être en mesure de traiter une grande variété d'images, issues de modalités diverses et de donner des résultats de segmentation précis pour un grand nombre de structures anatomiques. Cependant, comme tous ces critères sont rarement remplis en pratique, il est important de prendre en compte le contexte d'utilisation envisagé.

² Classification naturelle du corps en organes.

³ Classification en régions saines et régions pathologiques d'un organe.

2.3.2 Difficultés de segmentation d'images médicales

En raison de la variété des images issues des différentes modalités d'acquisition et du grand nombre d'applications possibles, en segmentation des images médicales on rencontre plusieurs artefacts. Ces artefacts peuvent être synthétisés en trois familles, à savoir, ceux dus aux images, ceux dus à l'anatomie des organes et les autres artefacts.

La première famille concerne, spécialement, l'effet du volume partiel (Fig. 2.2). Cet effet est directement lié la nature discrète des images dont les voxels ne sont associés qu'à un niveau de gris alors qu'ils représentent les données contenues dans un petit volume. Dans la même famille on trouve aussi le bruit qui entache les images médicales. En effet, il est particulièrement gênant sur les images échographiques, par exemple, pour lesquelles le débruitage constitue un thème de recherche en pleine activité.

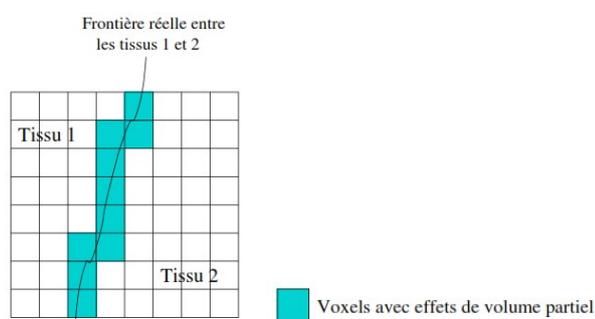


Fig. 2.2 Effet de volume partiel.

La deuxième famille d'artefacts dus à l'anatomie des organes est liée, entre autres, à la complexité et à la diversité des structures internes des organes du corps humain, à l'hétérogénéité des intensités au sein d'une même classe de tissu, à la variabilité des formes à segmenter, au faible contraste et frontières mal définies de la cible et à la complexité des régions environnant la cible avec éventuellement la présence de texture.

La dernière famille concerne les autres artefacts qui sont issus des systèmes d'acquisition ou liés aux algorithmes de reconstruction. Il existe, aussi, des artefacts de mouvement qui sont dus aux déplacements du patient pendant l'examen ainsi qu'aux mouvements physiologiques dus à la respiration, au flux sanguin, au remplissage de la vessie etc. Les artefacts sont de différentes natures selon la modalité de l'imagerie utilisée.

Compte tenu de la complexité de segmentation des images médicales, de nombreuses méthodes ont été proposées et elles continuent encore de paraître à ce jour [152].

2.3.3 Classifications de la segmentation d'images médicales

Les premières méthodes de segmentation datent des années 80, et le nombre de publications abordant ce sujet est aujourd'hui impressionnant. Elles peuvent être classées suivant différents critères. Ainsi, sur la base d'un état d'art effectué par Pham *et al.* [153], les méthodes de segmentation pour les images médicales peuvent être divisées selon les catégories suivantes: - Seuillage, - Croissance de régions, - Classification, - Clustering, - Modèles du champ de Markov, - Réseaux de neurones, - Modèles déformables, - Segmentation basée atlas et - Autres approches (exemple : détection de contours, la ligne de partage des eaux etc.). Cinq approches sont retenues selon le rapport de recherche de Lecoeur *et al.* [154] sur la segmentation des images médicales cérébrales, qui sont les segmentations utilisant les contours comme critère de décision, celles basées sur les régions, celles basées sur la forme et celles préférant une approche structurale. En plus des modèles statistiques qui sont très populaires dans la segmentation d'images médicales comme une information *a priori* sur les caractéristiques statistiques des organes [121]. D'autres classifications ont été proposées: - Approches Ascendante (basé voxel) *vs* descendante (basé modèle), - Approches régions *vs* frontières et - Connaissance *a priori* explicite *vs* implicite. Ainsi, plusieurs travaux ont été publiés dont les plus récents sont [155, 156, 157, 158, 159, 160]. Cependant, pour aider à ordonner la littérature pertinente, trois générations de développement sont identifiées où chaque génération ajoute un niveau supplémentaire de complexité algorithmique [161]. La première génération est composée des formes les plus simples d'analyse d'images. La seconde est caractérisée par l'application de modèles d'incertitude et d'optimisation. En effet, grâce à l'arrivée de machines de plus en plus puissantes, la capacité de calcul s'est accrue et il est désormais possible d'utiliser des techniques gourmandes en ressources mais d'une qualité indéniable. La problématique de la segmentation s'est donc peu à peu convertie en un véritable travail d'optimisation des techniques. Ainsi, les méthodes de segmentation par équations aux dérivées partielles [78] et les méthodes basées sur les Graph Cuts [76] connaissent un engouement sans précédent et cette dynamique de recherche a permis une amélioration très poussée de la segmentation, aussi bien en temps de calcul qu'en qualité. La troisième intègre la connaissance *a priori* dans le processus de segmentation se basant ainsi sur une véritable modélisation des organes pour accroître la qualité de la segmentation. Dans ce contexte, la connaissance peut être n'importe quel ensemble d'informations permettant de distinguer un objet ou une classe de tissu d'une autre. Elle concerne, en général, une information sur la forme ou la localisation de la (des) cible(s) de segmentation. Dans ce cas, un autre traitement s'ajoute afin

de mieux aborder la segmentation. Il s'agit du recalage que nous présenterons ci-après.

Toutefois, afin d'affiner progressivement les résultats de segmentation, de nombreux travaux utilisent des approches modulaires qui combinent plusieurs méthodes [162].

2.4 Recalage d'images médicales

Le recalage d'images consiste à déformer une image pour pouvoir ressembler le plus possible à une autre (Fig. 2.3). Il s'agit alors de choisir les informations à utiliser pour guider le recalage, de définir la ressemblance entre deux images, de savoir comment déformer l'image et de trouver la meilleure déformation.

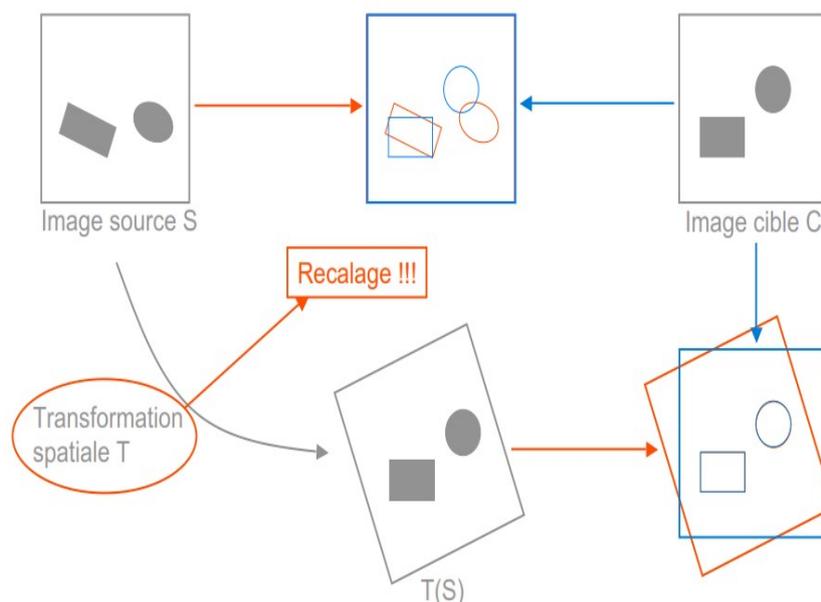


Fig.2.3 Principe général du recalage.

Dans l'état de l'art dressé par Lisa Brown [163], le recalage d'images est formulé de la manière suivante:

“Si l'on définit ces images comme deux matrices bidimensionnelles d'une taille donnée désignée par I et J , où $I(x,y)$ et $J(x,y)$ se rapportent chacune à leurs valeurs d'intensité respectives, alors le recalage entre les images peut être exprimé par l'expression (2.1) suivante:

$$I(x,y) = t(J(x,y)) \quad (2.1)$$

où t est une transformation globale d'une transformation de coordonnées spatiales 2D et d'une transformation d'intensité 1D. ”

Recaler revient donc à estimer une transformation optimale t qui, à partir de l'image référence I encore appelée image fixe ou image cible permet d'appliquer une transformation à l'image traitée J encore appelée image flottante ou source, afin que les éléments qui composent ces images aient les mêmes coordonnées (Fig. 2.4). Ces transformations sont généralement choisies parmi un ensemble restreint de transformations T (espace de recherche). Brown [163] a proposé la formulation mathématique suivante:

$$\mathit{argopt}_{t \in T} S(I, t(J)) \quad (2.2)$$

où la fonction S représente une mesure de similarité⁴ entre deux images et argopt correspond à la stratégie adoptée pour la résolution (algorithme d'optimisation). L'optimisation peut être soit une maximisation ou une minimisation.

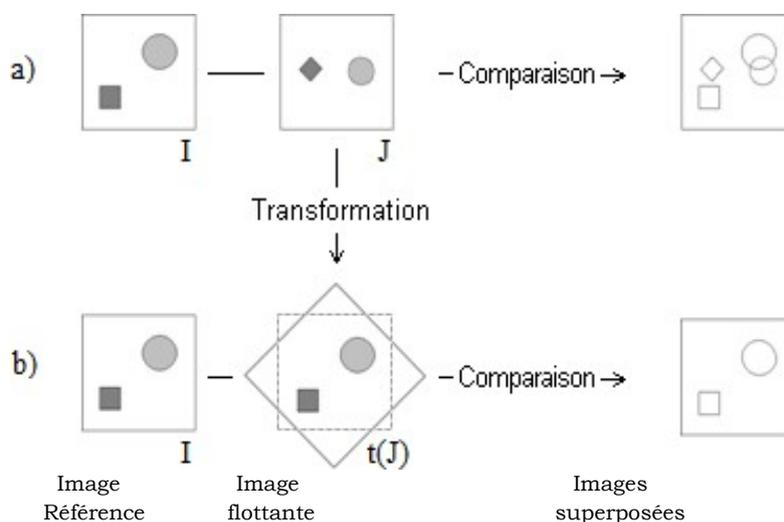


Fig.2.4 Comparaison d'images avant (a) et après recalage (b).

Notons que le recalage d'images peut être effectué entre des images de différentes dimensionnalités [164] (2D/2D, 3D/3D, 2D/3D) et les images peuvent être issues d'une même modalité ou de modalités différentes. Dans le premier cas, les images représentent un même objet à différents moments (analyse temporelle⁵) ou suivant différents angles (analyse multiposition⁶). Les images issues de différentes modalités permettent, quant à elles, de fusionner différents types d'informations. En médecine, le recalage peut être intrasujet-unimodal autrement dit, réalisé sur le même patient avec la même modalité d'image mais à des instants différents. Ce type de recalage permet de suivre la déformation mécanique d'organes [165] ou l'évolution d'une

⁴ Pour une maximisation ou une mesure de dissimilarité pour une minimisation.

⁵ L'analyse temporelle permet la détection de mouvement dans un cadre de mise en évidence de l'évolution d'une tumeur [87].

⁶ L'analyse multiposition permet de reconstituer des objets en 3D à partir d'images 2D (plusieurs vues d'un même objet) ou de construire une mosaïque d'images, afin de créer une image plus grande que ne le permet le capteur.

pathologie [166]. Le recalage peut aussi être intrasujet-multimodal. Il est réalisé sur le même patient, au même moment, mais avec des modalités d'images différentes. Le recalage intersujet-unimodal qui est réalisé sur des patients différents avec la même modalité d'image. Il permet de réaliser l'atlas de segmentation et sert de base à certains systèmes de délimitation automatique [89, 167, 168, 169]. Par ailleurs, une image peut être recalée sur un atlas, en correspondant chacune des entités qui la composent aux positions indiquées sur l'atlas. Quant au recalage intersujet-multimodal qui est réalisé sur des patients différents avec des modalités d'images différentes, il reste un problème complexe, à notre connaissance non encore totalement résolu.

Bien que les applications du recalage soient très variées et avec différentes modalités, les solutions élaborées pour réaliser cette opération de recalage reposent sur une procédure commune comme le montre la figure 2.5 [170]. Ce modèle est ensuite adapté au cadre applicatif en jouant sur ses différentes parties, faisant apparaître, dans la littérature, plusieurs types de recalage [171]. Dans les sections suivantes, nous présentons un état de l'art sur les méthodes de recalage en axant la réflexion sur ces différentes parties, en considérant d'abord plus spécifiquement le cas du recalage de la prostate dans des images médicales.

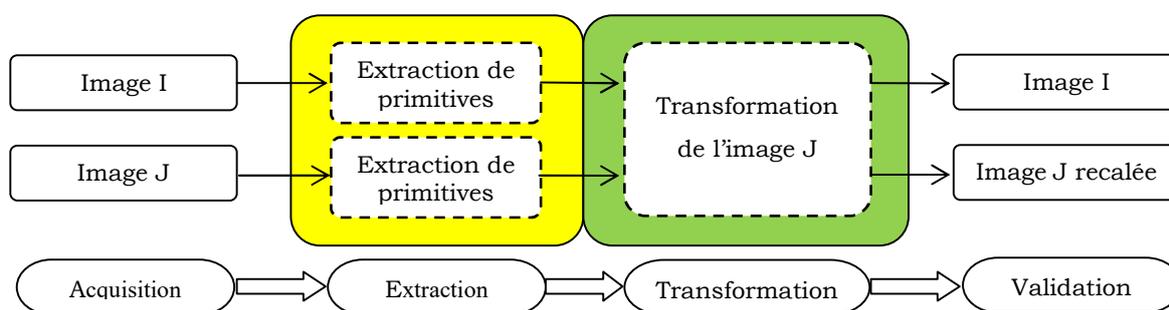


Fig.2.5 Procédure de recalage.

Signalons que d'autres critères ont permis d'autres classifications des méthodes de recalage conformément à la figure (2.6) [172].

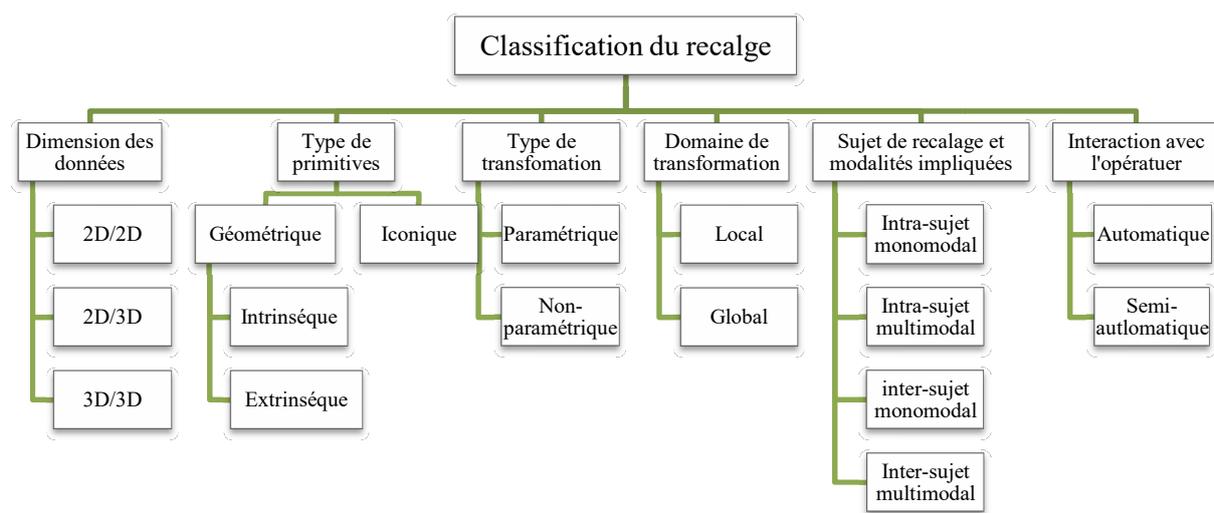


Fig.2.6 Les différents types du recalage.

Cette figure nous montre que le recalage reste un problème très ouvert et les applications qui y affèrent sont très diversifiées. De ce fait, de nombreuses et différentes publications sur le recalage d'images ont été proposées dans la littérature et continuent encore de paraître à ce jour. Cependant, à notre connaissance, un état de l'art complet sur le recalage d'images n'a pas encore été établi. On peut toutefois citer les références suivantes [87, 172, 173, 174, 175, 176, 177, 178] pour ce qui concerne les applications du recalage d'images et ceux dans [163, 179, 180, 181] pour une bibliographie générale.

2.4.1 Choix des primitives

Dans toute méthode de recalage, le choix des primitives extraites également appelées *amers* est un des critères déterminants du succès. Selon la nature des éléments étudiés, deux approches se distinguent [163] : les méthodes géométriques et les méthodes iconiques. Cependant, d'autres approches qualifiées d'hybrides ou de mixtes [182] peuvent être utilisées et ce pour améliorer le temps d'exécution et affiner le résultat obtenu [10, 183, 184].

Les approches géométriques consistent à rechercher une transformation appariant des structures géométriques préalablement extraites de l'image. Les structures géométriques utilisées ou amers géométriques ou primitives géométriques qui peuvent être appariées⁷ sont extraites des images d'une manière automatique ou manuelle. Elles sont généralement des points anatomiques particuliers, des structures anatomiques particulières ou des structures caractéristiques de l'image comme les lignes de crête, les contours. Les primitives sont soit

⁷ C'est-à-dire des primitives topologiquement identiques et qui correspondent aux mêmes structures dans les deux images.

extrinsèques, soit intrinsèques. Les primitives extrinsèques sont des marqueurs qui résultent d'un dispositif extérieur au patient fournissant des points de repère (*landmarks* en anglais) représentatifs de sa position dans l'espace. Ces points sont ajoutés au moment de l'acquisition des images et visibles dans les images à recalcr. Les marqueurs peuvent être des billes ou des pastilles autocollantes fixées sur la peau du patient, un cadre stéréotaxique ou les marqueurs fiduciels intraprostatiques [185]. Leur principal inconvénient est qu'elles sont souvent jugées comme invasives pour le patient. L'utilisation de primitives extrinsèques est néanmoins répandue dans le cas du recalage d'un couple d'images multimodales [186]. Les amers intrinsèques sont des points de repère anatomiques remarquables (Fig.2.7). Les méthodes reposant sur de tels points dépendent de l'opérateur dans le cas d'un repérage manuel. Elles nécessitent une grande expérience pour l'utilisateur et particulièrement pour un recalage multimodal. Par ailleurs, ce pointage est une tâche fastidieuse, consommatrice de temps pour l'équipe médicale. Dans cette approche géométrique, il n'est toutefois pas aisé de trouver les primitives pertinentes qui peuvent être mise en correspondance ou appariées [187]. De façon générale, le choix de ces primitives doit être guidé par certaines propriétés [180] comme la robustesse de leur extraction, leur répartition dans l'image et le temps de calcul. La précision du résultat obtenu augmente avec le nombre de points de repère et avec l'homogénéité de leur répartition. Toute erreur de localisation ou mauvaise répartition dégrade la précision du recalage. L'impact de la précision de l'extraction des primitives sur le recalage est le point faible des méthodes géométriques. La moindre erreur de caractérisation de points de repère impacte très fortement le résultat. Cette sensibilité rend l'automatisation du recalage délicate si le processus de marquage n'est pas précis et robuste.

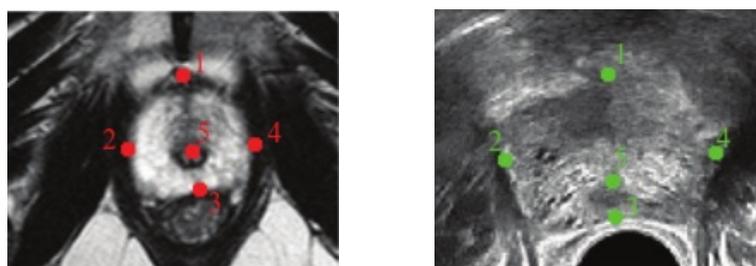


Fig.2.7 Initialisation des marqueurs sur les volumes d'IRM (à gauche) et d'échographie (à droite) de la prostate, affichés en coupes axiales au niveau de l'apex. L'opérateur a placé quatre points de contrôles sur les frontières de la glande (1-4), mais aussi dans l'urètre (5) [188].

Après leur extraction, les primitives sont appariées. La méthode classiquement employée pour apparier deux ensembles de primitives est l'algorithme du Plus Proche Point itéré ou PPP (iterative closest point ou ICP en anglais) [189, 190, 191]. C'est un algorithme itératif qui nécessite la

répétition alternative de trois étapes, à savoir l'appariement, l'estimation et la mise à jour. Il est décrit comme suit [189] :

Soient $p_i \in \mathbb{R}^d$ (respectivement $q_i \in \mathbb{R}^d$), avec $i = [1, \dots, n]$, les n amers ponctuels de l'image source J (respectivement de l'image cible I).

- On initialise l'algorithme pour $k = 0$ et on pose $P^0 = P$, $R_0 = I_d$, la matrice de rotation et $T_0 = (0, 0, 0)$, la matrice de translation.
- A l'itération k , pour toute primitive p_i^k de J , trouver q_i le plus proche dans I au sens de la distance euclidienne $x_{i,k} = \min_{i=[1, \dots, n]} d(p_i^k, q_i)$;
- Estimer en fonction de ces mises en correspondance une transformation rigide par approximation aux moindres carrés. Il s'agit de trouver une transformation, notée (R, T) , qui minimise le critère suivant :

$$f(R, T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|x_{i,k} - R_k p_i^0 - T_k\|^2 \quad (2.3)$$

Pour résoudre ce système, la solution la plus simple est la décomposition en valeurs singulières SVD [192], en partant de la matrice de covariance des deux ensembles P et X , donnée par la formule :

$$\sum_{PX} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (p_j^k - \mu_p)(x_{j,k} - \mu_x)' = USV' \quad (2.4)$$

où $\mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i^k$ et $\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i,k}$ sont, respectivement, les centres de masse de P et X . U et V sont des matrices orthogonales et S une matrice diagonale composée de valeurs singulières.

La matrice de rotation R est égale à [192] :

$$R_k = UV' \quad (2.5)$$

Le vecteur de translation T serait calculé par [192]:

$$T_k = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} = \mu_x - R\mu_p \quad (2.6)$$

- Appliquer cette transformation à J , en appliquant les paramètres issus de l'étape précédente sur p_i^k . Ce qui donnera naissance à p_i^{k+1} par l'équation :

$$p_i^{k+1} = R_k p_i^k + T_k \quad (2.7)$$

- Itérer jusqu'à réalisation d'un critère d'arrêt (distance inter-points suffisamment faible).

Cet algorithme est préconisé, habituellement, dans le cas de transformations rigides. Pour le cas contraire, c'est-à-dire les transformations non-rigides,

l'appariement est classiquement réalisé par interpolation et approximation par fonctions radiales [193].

Les approches iconiques, quant à elles, se basent sur l'image et recherchent une transformation minimisant une mesure de similarité entre l'image flottante et l'image de référence. Elles ne nécessitent, donc, aucune extraction préalable de primitives. Elles ne font pas intervenir d'étape de segmentation préalable. Elles sont souvent entièrement automatiques. Elles utilisent l'ensemble de l'information des deux images en analysant l'ensemble de leurs intensités lumineuses comme la valeur des niveaux de gris, leur ordonnancement, leur distribution, etc. Notons qu'il existe différentes relations entre les intensités constituant les images [171] (Fig.2.8). Théoriquement, ces méthodes iconiques sont plus flexibles que les méthodes géométriques. Seulement, elles demandent un temps de calcul bien plus élevé que les méthodes géométriques à cause du volume des données traitées. Il est nécessaire également de prendre en compte le fait qu'il n'est pas toujours trivial de trouver la relation reliant deux images dans le cas multimodal [194]. Les méthodes de recalages iconiques n'utilisent pas de points de repère étant donné que la détection de ces points d'intérêt et leur caractérisation est complexe. Elles sont fondées sur l'évaluation de la similarité des images et sur une stratégie permettant de maximiser ce critère de similarité. Néanmoins, toute la difficulté de ces approches réside dans le choix d'une mesure de similarité. Un panorama exhaustif sur les différentes mesures de similarité a été réalisé par [180].

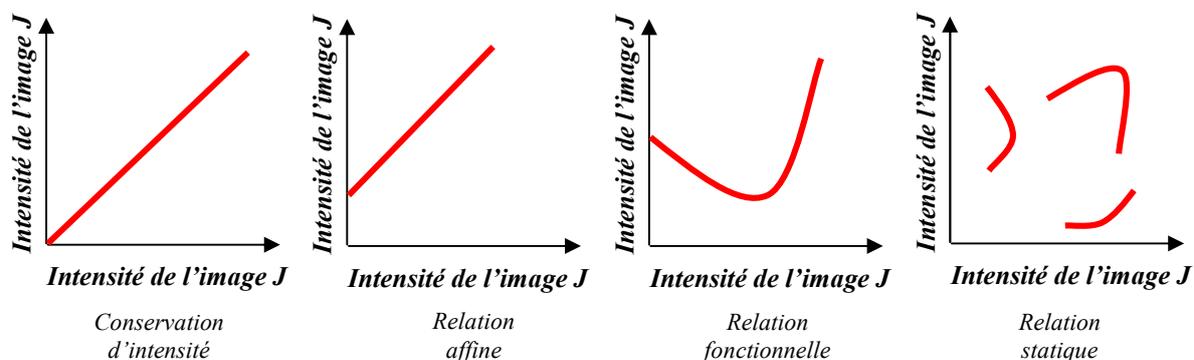


Fig.2.8 Exemple de relations entre les intensités contenues dans deux images.

Quant aux approches mixtes, leur but est d'améliorer la robustesse du recalage en combinant les avantages liés aux caractéristiques extraites des images à recaler. Trois cas sont envisagés à savoir la combinaison de primitives géométriques de nature différente [195], la combinaison de différentes informations issues des niveaux de gris [196] et la combinaison des approches géométriques et iconiques [197].

2.4.2 Formalisation du problème de recalage

Comme le montre le schéma de la figure (2.9), dans l'algorithme typique de recalage d'images, les principales opérations sont le calcul des mesures de similarité, le choix du type de transformation, l'interpolation de l'image flottante et l'optimisation [198].

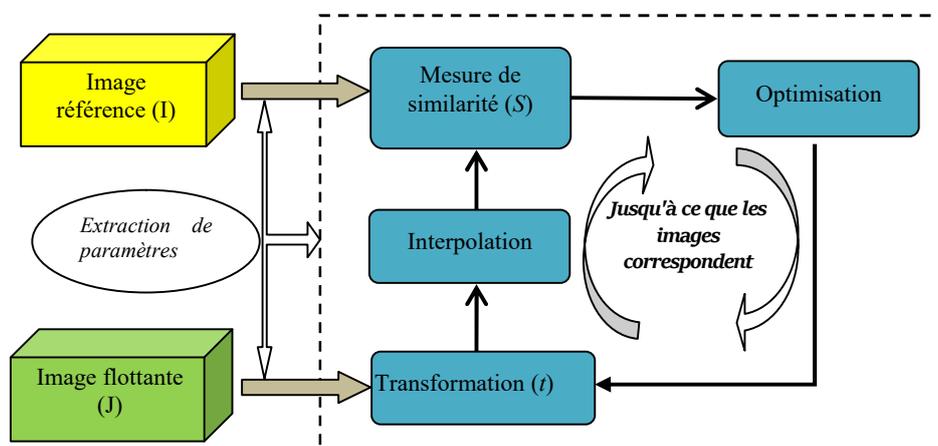


Fig.2.9 Schéma d'un algorithme typique de recalage d'images.

2.4.2.1 Calcul des mesures de similarité

L'information sur laquelle se base le recalage étant définie, un critère de similarité exprimé par une certaine distance entre les deux images à appairer est posé. Ce critère est caractérisé par une valeur extrême pour la plus forte ressemblance entre les images. Différents critères ont été proposés dans la littérature pour mesurer des distances entre primitives géométriques. Les détails concernant les distances utilisées pour le recalage des primitives géométriques ont été proposés dans [199].

Pour comparer toute l'information portée par les niveaux de gris de l'image, les critères de similarité d'intensité sont utilisés. Chacun de ces critères fait une hypothèse sur la relation liant les valeurs à comparer. Le choix d'un critère dépend donc de la relation unissant les intensités des deux images à recaler (Fig.2.8) ainsi que des modalités dans lesquelles elles sont acquises. De ce fait on trouve les critères basées sur le fait qu'il existe une conservation d'intensité des pixels de deux images. On cite, par exemple, le critère des moindres carrés [200, 201] :

$$S(I, t(J)) = \frac{1}{|N|} \int_N |t(J)(x) - I(x)|^2 dx \quad (2.8)$$

N étant la taille des images.

Ce critère est à la fois simple et rapide à calculer. Malheureusement, cette mesure est limitée au recalage monomodal intra-patient.

D'autres critères cherchent la relation affine qui existe entre les pixels de deux images. On cite, comme exemple, le coefficient de corrélation normalisé (CC) [202] :

$$S(I, t(J)) = \frac{Cov(t(J), I)}{\sqrt{Var(t(J))Var(I)}} = \frac{\int_N (t(J)(x) - \overline{t(J)(x)})(I(x) - \overline{I(x)})dx}{\sqrt{\int_N (t(J)(x) - \overline{t(J)(x)})^2 dx} \sqrt{\int_N (I(x) - \overline{I(x)})^2 dx}} \quad (2.9)$$

avec $\overline{I(x)} = \frac{1}{|N|} \int_N I(x)dx$ et $\overline{t(J)(x)} = \frac{1}{|N|} \int_N t(j)(x)dx$ désignent, respectivement, les moyennes de I et $t(J)$. L'utilisation de cette mesure est plus efficace avec images bruitées et elle peut être utilisée pour un recalage monomodal inter-patient. Cependant, le temps de calcul est plus long.

Il y a des critères qui sont basées sur l'existence d'une relation statistique entre les différents pixels conjoints des deux images. Le critère le plus connu est celui de la maximisation de l'information mutuelle (IM) [203, 204, 205, 206, 207, 208]. L'information mutuelle indique à quel point le contenu d'une image explique l'autre, et est maximale lorsque les images sont parfaitement recalées. L'information mutuelle (IM) est une mesure de l'entropie relative entre deux images. Elle mesure leur dépendance statistique. L'information mutuelle est nulle si et seulement si elles sont indépendantes. Elle augmente lorsque la dépendance augmente. Par conséquent, l'IM peut être utilisé comme une mesure de similarité qui indique par son maximum la meilleure adéquation entre l'image cible et source. Ce critère est calculé comme suit [196] :

$$IM(I, t(J)) = H(I) + H(t(J)) - H(I, t(J)) = \int_{\Omega^2} p(i_1, i_2) \log \left(\frac{p(i_1, i_2)}{p(i_1)q(i_2)} \right) di_1 di_2 \quad (2.10)$$

où $H(t(J))$ (respectivement $H(I)$) représentant l'entropie marginale de $t(J)$ (respectivement I) de densité $q(.)$ (respectivement $p(.)$). $H(I, t(J))$ est l'entropie de la distribution conjointe $(I, t(J))$ de densité $p(.,.)$. $p(.)$ (respectivement $q(.)$) est la probabilité de trouver un point de l'image I (respectivement l'image $t(J)$) ayant l'intensité i_1 (respectivement l'intensité i_2), tandis que $p(.,.)$, est la probabilité de trouver un point de l'image I ayant l'intensité i_1 et que son homologue dans l'image $t(J)$ a l'intensité i_2 . On appelle aussi $p(.,.)$, l'histogramme conjoint. Par rappel, l'entropie d'une image est un indicateur de sa complexité. Si l'image est uniforme et ne possède qu'une couleur, son entropie est nulle. Plus l'entropie est élevée plus l'image est aléatoire.

Cette formulation montre clairement que l'IM peut être utilisée comme mesure de dépendance entre 2 images. La dépendance entre les niveaux de gris des images est maximale lorsqu'elles sont correctement alignées. En effet, le cas idéal est celui pour lequel les deux images sont parfaitement

recalées (information mutuelle maximum) et le cas le plus défavorable est celui de deux images indépendantes (information mutuelle nulle). On peut mieux appréhender le rôle de l'IM comme mesure de similarité entre images pour le recalage multimodal. On comprend notamment mieux l'hypothèse de dépendance statistique : aucune hypothèse n'est en effet faite sur la nature même des images. La mesure de l'IM nécessite en pratique l'estimation des probabilités marginales et conjointe, et donc classiquement la construction d'histogrammes marginaux et conjoint. Un des points critiques des méthodes de recalage utilisant des critères de similarité issus de la théorie de l'information est donc l'estimation des densités de probabilité. On peut donner 3 grandes familles d'estimateurs de l'IM : les estimateurs à histogramme, les estimateurs à noyaux (ces 2 premiers étant non paramétriques), et enfin les estimateurs paramétriques. Seules les 2 premières familles nous intéressent en pratique, car les méthodes paramétriques sont trop coûteuses à mettre en œuvre dans le cadre du recalage d'images médicales. Dans la littérature du recalage, trois méthodes de base ont été principalement utilisées pour estimer une densité de probabilité et donc l'IM : l'estimateur à histogramme [205], l'estimateur à noyau gaussien [203, 204] et l'estimateur à noyau B-Spline [209]. Les estimations par noyaux sont beaucoup plus attrayantes, autrement appelés estimateurs par fenêtrage de Parzen. L'estimateur de Parzen d'une densité de probabilité peut s'écrire :

$$\hat{p}(x, A) = \frac{1}{n} \sum_{i \in A} K(x - x_i) \quad (2.11)$$

où K est le noyau de Parzen et A un ensemble formé par n échantillons.

2.4.2.2 Type de transformation

Les choix de la transformation t ainsi que de l'ensemble des transformations possibles T sont guidés pour conserver la meilleure transformation sans tester toutes les transformations qui sont au nombre très élevé. Pour limiter le nombre de transformations possibles, la transformation est paramétrée par un vecteur des paramètres (translation, rotation, mise à l'échelle, etc.), qui seront optimisés. Le nombre de paramètres correspondra au degré de liberté de la transformation. Dans les états de l'art dressés à ce jour, plusieurs types de transformation existent [210]. Ainsi, on distingue généralement les transformations linéaires et les transformations non-linéaires. Pour chaque modèle, la transformation est globale si elle s'applique à l'image entière et locale si elle s'applique à une partie de l'image. Dans le cas linéaire, elles sont, généralement, classées en transformations rigides et non-rigides (Fig.2.10). Les transformations sont

dites rigides lorsque, seules, les rotations et les translations sont prises en compte. Les distances, les angles et le parallélisme sont alors conservés. Ce type de transformation est principalement utilisé dans le contexte de l'imagerie médicale pour recalrer des images acquises d'un même individu à des instants différents [211, 212, 213]. La transformation affine (une généralisation du rigide), permet l'étirement et le cisaillement des structures à recalrer en plus des rotations et des translations. Dans ce cas, seul le parallélisme est conservé. Ce type de transformation est jugé intéressant dans le cas de recalages intra-patient à multi-modalités ou inter-patient à mono-modalité car le positionnement doit être corrigé [214]. Le recalage non rigide permet des déformations élastiques locales de l'ensemble de données d'images et se traduit, par conséquent, par un problème d'optimisation de grande dimension. Cependant, il est souvent nécessaire dans le recalage inter-sujet à multi-modalités ou dans le recalage d'organes déformables au cours du temps [215]. Une description détaillée des transformations différentes est donnée dans [87, 163, 216].

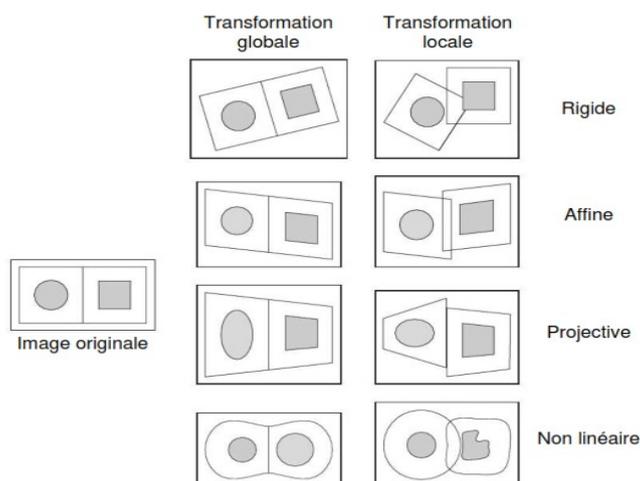


Fig.2.10 Exemples synthétiques illustrant l'effet de différents types de transformations (cas 2D) [87].

2.4.2.3 Interpolation

Dans le processus de recalage, vu que l'image flottante subie une transformation, une étape de recalcul de l'intensité d'un de ses points est très importante. En effet, il est souvent nécessaire d'estimer la valeur du niveau de gris à un point qui ne se trouve pas sur des coordonnées entières dans l'image transformée, le phénomène de « trous » dans les images (Fig. 2.11). Pour calculer cette valeur, une méthode d'interpolation qui prend en compte les valeurs d'intensité des pixels dans le voisinage du pixel correspondant dans l'image source est utilisée. Il existe différentes approches telles les interpolations par le plus proche voisin, quadratiques, cubiques, B-Splines, Gaussiennes, de Lagrange, de Hermite etc. Un état de l'art des différentes méthodes d'interpolation utilisées en imagerie médicale

se trouve dans [217, 218]. En pratique, [218] conseille de choisir l'interpolation linéaire ou bi-cubique (fonction B-spline d'ordre 3). Nous avons opté pour la bi-cubique.

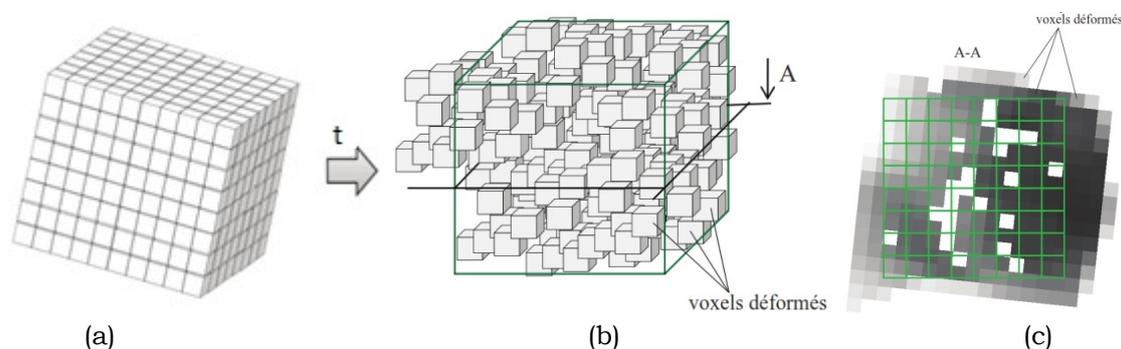


Fig.2.11 Illustration du problème d'interpolation pour l'échantillonnage des données du volume (a) transformées par t . La grille de destination vide en (vert) (b), est à remplir par les intensités des voxels du volume déformé (c).

2.4.2.4 Optimisation

La stratégie d'optimisation permet de converger rapidement vers une solution. En d'autres termes, c'est la résolution de l'équation (2.2). Le problème du recalage revient à optimiser le jeu de paramètres t afin d'optimiser le critère de similarité choisi :

$$\hat{t} = \underset{t \in T}{\operatorname{argopt}} S(I, t(J)) \quad (2.12)$$

Avec \hat{t} le jeu de paramètres optimisant S .

Les algorithmes se reposent, généralement, sur une stratégie itérative. Souvent peu détaillée dans la littérature, l'implantation d'une méthode d'optimisation nécessite un certain savoir-faire quant au choix de la méthode, aux réglages de certains paramètres et au choix des critères d'arrêt. Elle joue un rôle crucial sur le temps de calcul nécessaire pour effectuer le recalage ainsi que sur la qualité de la solution obtenue. Plusieurs méthodes sont décrites dans la littérature [202, 206, 219]. Elles sont groupées en deux types à savoir méthodes sans gradient et méthodes avec gradient. Dans la première catégorie nous citons les méthodes de Simplexe et de Powell. Quant à la deuxième catégorie, nous pouvons citer la descente du gradient et ses variantes et l'optimisation de Levenberg Marquardt. L'algorithme le plus utilisé en recalage d'image est la descente de gradient. En effet, il suffit de dériver la métrique S en fonction des paramètres de transformation, ensuite, le gradient calcule la nouvelle valeur des paramètres par la longueur du pas α_k :

$$t_{k+1} = t_k - \alpha_k \frac{\partial S}{\partial t_k} \quad (2.13)$$

2.4.3 Evaluation du recalage

La validation du recalage est effectuée grâce à un contrôle du résultat par un praticien qui visualise ce résultat après la fusion utilisant différents moyens comme la vue en "échiquier" où les cases noires et blanches sont remplacées par les deux modalités recalées (Fig.2.12), la vue en transparence, la vue en fausses couleurs etc. Le défaut de ce genre d'approche est de fournir un jugement qualitatif sans pouvoir le quantifier précisément. En effet, Fitzpatrick *et al.* [220] ont montré que l'œil humain ne peut déceler sur le recalage une différence inférieure à 2 mm dans un recalage. C'est ainsi que pour une validation l'avis de plusieurs experts est nécessaire.

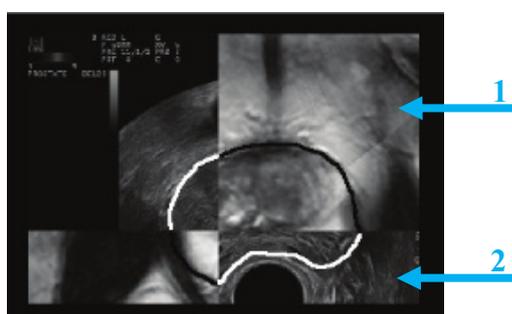


Fig.2.12 Superposition des structures prostatiques mise en évidence par la fusion des volumes d'IRM (1) et d'échographie(2) en vues bimodales axiales du centre de la prostate. Les contours blancs et noirs représentent les frontières de la prostate respectivement sur l'IRM et l'échographie.

En ce qui concerne la comparaison entre différentes méthodes, une évaluation fournissant un résultat chiffré est nécessaire. La validation de la qualité d'un résultat calculé n'est pas aisée du fait de l'absence d'étalon de référence dans le domaine médical [221] et de méthodes de recalage appropriée à l'application désirée. Actuellement, en utilisant des éléments artificiels tels que des ballons ou des objets manufacturés simples, encore appelés des fantômes. C'est des dispositifs physiques, souvent mécanisés, qui cherche à reproduire la partie du patient sur laquelle on veut tester un algorithme de recalage. Ce dispositif est ensuite imagé par le même système d'imagerie qu'un patient réel. Si on prend comme exemple la prostate, un fantôme physique multi-modalités de biopsie a été utilisé pour tester la méthode de recalage. Il s'agit du modèle 053 commercialisé par la société CIRS⁸, qui reproduit la prostate, les vésicules séminales et l'urètre et prévoit un accès endorectal (Fig.2.13). L'avantage d'un fantôme dynamique par rapport à des données simulées est que l'on se sert du même système d'imagerie qu'en routine clinique. On se trouve donc dans des conditions

⁸ <http://www.cirsinc.com/products/all/78/ultrasound-prostate-training-phantom/>

plus proches de la réalité, avec des artefacts d'acquisition réelles. Le modèle reste tout de même très simplifié.

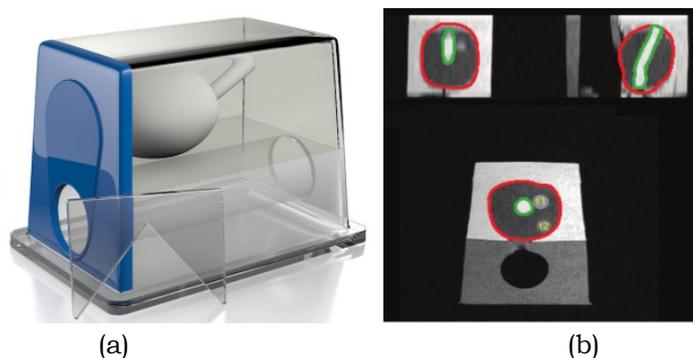


Fig.2.13 (a) Image commerciale du fantôme multi-modalités de biopsie de la prostate et (b) fantôme multi-modalités de biopsie de la prostate en IRM pondérée T2 : en rouge les contours de la prostate et en vert ceux de l'urètre [188].

Toutefois, plusieurs critères de validation de recalage existent dans la littérature [222, 223] pour l'évaluation de la précision, la robustesse, la complexité, la rapidité, etc. Ainsi, les précisions du recalage qui mesurent le chevauchement global sont évaluées en termes du coefficient de Dice (DSC, *Dice Similarity Coefficient*) [224] et de la distance de Hausdorff (HD) [225] (*Annexe E*). L'exactitude du recalage local des structures anatomiques à l'intérieur des organes est mesurée par l'erreur d'enregistrement de cible (TRE, *Target Registration Error*) et l'erreur de localisation de cible (TLE, *Target Localization Error*) [226, 227].

2.4.4 Le recalage dans notre travail

Rappelant que le recalage a permis de créer l'atlas probabiliste présenté dans le chapitre précédant. Il s'est, essentiellement, manifesté dans l'étape de création du modèle de forme de la prostate et les deux zones. Deux méthodes de recalage ont été utilisées à savoir la méthode ICP pour assurer le recalage rigide et la méthode TPS (pour *Thin Plate Spline*, en anglais) pour le recalage non-rigide [133].

Pour notre travail, il faut savoir, qu'un choix crucial à réaliser avant de s'attaquer à un problème de recalage d'images médicales est le modèle de déformation ou de transformation géométrique à prendre en compte. Celui-ci va définir la façon dont l'image source (dans notre cas l'atlas) sera déformée pour la faire correspondre au mieux à l'image de référence (l'image à segmenter, dans notre cas). Ce choix est généralement orienté par trois contraintes : la structure à recalcer, la finalité clinique et le degré de réalisme du modèle. Le modèle de déformation ne sera pas le même en fonction des structures anatomiques à recalcer. La prostate étant un organe de déformation globale non rigide. Ceci doit être pris en compte. Pour ce qui concerne la finalité clinique, un modèle de déformation affine peut être

suffisant pour une mesure d'évolution en recalage monomodal, tandis que dans le cadre d'un recalage multimodal, il sera souvent nécessaire de faire appel à des modèles plus complexes. Ainsi, plus un modèle de déformation est réaliste, c'est à dire qu'il permet des transformations hautement non-rigides, plus son nombre de degrés de liberté (DDL) est en général important. Les DDL représentent la dimension de l'espace de recherche, c'est-à-dire le nombre de paramètres à trouver. Pendant le processus d'optimisation, chaque paramètre de transformation doit être identifié. Il apparaît donc évident que plus un modèle est complexe, plus son optimisation s'avèrera délicate et coûteuse en temps de calcul. De plus, pour un modèle à grands nombre de DDL se pose nécessairement le problème d'unicité de la solution : si la fonction de coût ou mesure de similarité choisie n'est pas assez régulière dans l'espace des transformations, plusieurs minimas locaux peuvent apparaître.

Ainsi, et en se référant à l'équation (2.2), nous pouvons citer les critères retenues dans le cadre dans notre travail :

$$\operatorname{argopt}_{t \in T} S(f(I), t(f(J))) = \operatorname{argmax}_{t \in T} (IM) = \operatorname{argmin}_{t \in T} (-IM) \quad (2.14)$$

I et J sont respectivement l'image à segmenter et l'atlas.

f est la fonction extrayant les caractéristiques de l'image. Nous situerons notre travail du côté des approches iconiques. Toutefois, une étape préliminaire de transformation étant nécessaire, nous avons, donc, choisi des primitives de types géométriques caractérisant la forme de la prostate. Nous nous sommes contentés de quelques *landmarks* désignant la base, l'apex et le centre de la prostate. Nous avons voulu que l'interaction de l'utilisateur soit réduite au maximum. Nous reviendrons sur cette étape préliminaire dans le chapitre suivant.

t symbolise un élément de l'espace des transformations possibles, ou modèle de déformation. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la segmentation contenant une étape de recalage. Un modèle affine est, donc, largement suffisant. Ainsi, pour obtenir une transformation affine, il faut 7 DDL (1 rotation, 2 translations, 2 facteurs d'échelle (1 dans chaque direction) et 2 coefficients de cisaillement) pour des images 2D ou 15 DDL (3 rotations, 3 translations, 3 facteurs d'échelle (1 dans chaque direction) et 6 coefficients de cisaillement) pour des volumes d'images. Ainsi, la transformation des voxels d'une image flottante de coordonnées (x_f, y_f, z_f) à partir des voxels d'une image de référence de coordonnées (x_r, y_r, r) , se fait selon l'équation :

$$\begin{pmatrix} x_f \\ y_f \\ z_f \\ 1 \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

où M est une matrice de déformation affine.

Cette transformation est appliquée dans le domaine spatial. Dans la pratique, ou dans le domaine discret (voxels), les coordonnées (x_r, y_r, z_r) seront présentées comme suit :

$$\begin{pmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D_x & 0 & 0 \\ 0 & D_y & 0 \\ 0 & 0 & D_z \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} i \\ j \\ k \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} O_x \\ O_y \\ O_z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Où i, j et k sont les indices spécifiant la position discrète des centres des voxels de tailles, respectivement, D_x , D_y et D_z . Les coordonnées de l'origine de l'image sont représentées par O_x , O_y et O_z .

La matrice de transformation M est construite à partir du produit de six sous matrices définissant, respectivement, 3 matrice de rotation selon les trois axes, 1 matrice de translation, 1 matrice de facteur d'échelle (*scaling*, en anglais) et 1 matrice de cisaillement (*shearing*, en anglais). D'une manière générale elle se présente selon l'équation suivante :

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) & 0 & 0 \\ \sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} sc_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & sc_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & sc_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & sh_{xy} & sh_{xz} & 0 \\ sh_{yx} & 1 & sh_{yz} & 0 \\ sh_{zx} & sh_{zy} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Avec $t_{l,l=\{x,y,z\}}$ et $sc_{l,l=\{x,y,z\}}$, respectivement, la translation et le facteur d'échelle selon les trois axes, sh le cisaillement selon les trois axes, θ est l'angle de rotation autour de x , γ est l'angle de rotation autour de y et φ est l'angle de rotation autour de z . Les rotations se font à partir du centre de l'image (C_x, C_y, C_z) [214]. Ainsi, l'équation (2.15) s'écrira :

$$\begin{pmatrix} x_f \\ y_f \\ z_f \\ 1 \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x_r - C_x \\ y_r - C_y \\ z_r - C_z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

Et la matrice de translation s'écrira $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x + C_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y + C_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z + C_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

S représente la mesure de similarité. Celle-ci dépend des attributs utilisés de l'image, et nous nous sommes orientés vers l'information mutuelle. C'est une méthode la plus adaptée au recalage d'images médicales car elle donne des calculs rapides et elle est peu sensible aux minima locaux. Nous nous appuyerons notamment sur [228] qui propose un état de

l'art du recalage d'images médicales basé sur celle-ci. Notons que l'information mutuelle est la quantité d'information d'une image contenue dans une seconde image. Ainsi, lorsque l'information mutuelle entre deux images est au maximum, elles sont identiques. Elle permet de transformer une image pour qu'elle ressemble le plus à une image donnée en maximisant l'information mutuelle des deux images concernées. Le calcul d'information mutuelle de deux images est basé sur la densité conjointe de probabilité des niveaux de gris des images. Il est nécessaire pour estimer la densité conjointe de probabilité de calculer un histogramme conjoint des niveaux de gris entre ces deux images. Concrètement, l'histogramme conjoint est un graphe tridimensionnel. Chaque point de l'histogramme représente le nombre de fois qu'une combinaison de niveau de gris entre les deux images est rencontrée. L'information mutuelle se calcule directement à partir de l'histogramme conjoint de deux images $I=I1$ et $t(J)=I2$ selon la formule [214] :

$$IM = S(I1, I2) = \sum_{i1, i2} p(i1, i2) \log \left(\frac{p(i1, i2)}{p(i1)p(i2)} \right) \quad (2.19)$$

avec :

- $p(i1, i2) = \frac{1}{n} \text{card}\{(x, y) | I1(x, y) = i1 \text{ et } I2(x, y) = i2\}$, est l'histogramme conjoint normalisé. n étant le nombre de points utilisés pour créer l'histogramme. C'est une densité de probabilité qu'un point pris au hasard dans l'image soit la combinaison du niveau de gris $i1$ sur $I1$ et du niveau de gris $i2$ sur $I2$.
- $p(i1) = \sum_{i2} p(i1, i2)$ et $p(i2) = \sum_{i1} p(i1, i2)$ sont des distributions de probabilité. Pour un $i1$ ou $i2$ donné, c'est la probabilité de trouver un point de niveau de gris $i1$ ou $i2$ sur l'image $I1$ ou $I2$.

Le volume de données à traiter étant généralement très important, il apparaît nécessaire de choisir judicieusement l'algorithme d'optimisation. L'optimisation consiste à déterminer itérativement le jeu de paramètres $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ optimal, qui est dans notre cas $\theta = (t_x, t_y, t_z, sc_x, sc_y, sc_z, \theta, \gamma, \varphi, sh_{yx}, sh_{zx}, sh_{zy}, sh_{xy}, sh_{xz}, sh_{yz})$. Dans le cadre de notre travail, une simple descente du gradient est adoptée. Comme son nom l'indique, dans un algorithme de descente de gradient visant à minimiser une fonction de coût, la direction de recherche sera prise dans le sens opposé à celui donné par le gradient de la fonction de coût [229]. Cette règles d'optimisation itérative est donnée par :

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \mu_k \nabla S(\theta_k) \quad (2.20)$$

où μ_k est le pas d'optimisation et $\nabla S(\Theta_k)$ est le gradient de la fonction de coût évalué à la position courante Θ_k par rapport aux paramètres de la transformation, comme suit :

$$\nabla S(\Theta_k) = \left(\frac{\partial S}{\partial \theta_1}, \frac{\partial S}{\partial \theta_2}, \dots, \frac{\partial S}{\partial \theta_i}, \dots \right)^T \quad (2.21)$$

Quand le gradient de la fonction coût n'est pas directement disponible, il est remplacé par son approximation $\widetilde{\nabla S}(\Theta_k)$ [230]. La méthode pour approximer le gradient la plus connue est les différences finies. L'estimation de l'ième élément $\widetilde{\nabla S}(\Theta_k)$ étant alors donnée par [230]:

$$[\widetilde{\nabla S}(\Theta_k)]_i = \frac{S(\Theta_k + \varepsilon v) - S(\Theta_k - \varepsilon v)}{2\varepsilon} \quad (2.22)$$

où ε est un scalaire (idéalement tendant vers 0), et v est un vecteur unitaire constitué de zéros, excepté dans la position i où il égal à un.

Le pas d'optimisation μ_k va permettre de contrôler la vitesse à laquelle le processus d'optimisation se rapproche de l'optimum. Une vitesse trop lente peut conduire la méthode dans des minima locaux de la fonction de coût, tandis qu'une vitesse trop rapide peut faire passer à côté de l'optimum global. Les méthodes les plus simples consistent à choisir un pas constant, ou un pas qui décroît linéairement en fonction de k . Or, le choix d'un pas acceptable a un impact majeur sur la robustesse et l'efficacité d'une méthode d'optimisation. C'est pourquoi un pas adaptatif est souvent utilisé. Dans notre cas, notre souci étant un recalage rapide et efficace [230]. Nous avons, donc, choisi un pas constant et petit.

Le choix des critères d'arrêt utilisés lors de la procédure d'optimisation est très important. Il fait l'objet d'un compromis entre précision de la solution recherchée et nombre d'itérations pour y parvenir. En général, les méthodes d'optimisation reposent sur des critères d'arrêt basés sur la variation de la fonction de coût.

Dans notre cas et à chaque itération k , nous calculons une estimation locale du gradient de la fonction de coût (équation 2.19) pour chaque jeu de paramètres Θ_k par la méthode des différences finies (équation 2.22). Les paramètres de la transformation sont alors itérativement changés le long de ce gradient en utilisant un pas d'optimisation μ_k jusqu'à ce qu'aucune amélioration supplémentaire de la mesure de la fonction de coût ne soit trouvée, en d'autres termes jusqu'à ce qu'aucun gradient significatif ne puisse être déterminé ($\|\nabla S\| \leq \varepsilon$) ou jusqu'à ce que le nombre maximal d'itérations soit atteint. Pour chaque point de contrôle Θ_k , des déplacements d'un pas μ_k sont testés le long de chaque axe dans des directions positive ($+\mu_k$) et négative ($-\mu_k$) et la fonction de coût est évaluée [231]. Si un de ces

déplacements fournit une meilleure valeur de la fonction de coût (meilleurs résultats de recalage), le déplacement du point de contrôle est accepté. En reprenant la figure 2.9, les différentes étapes de l'algorithme de recalage que nous avons adopté sont décrites dans la figure 2.14.

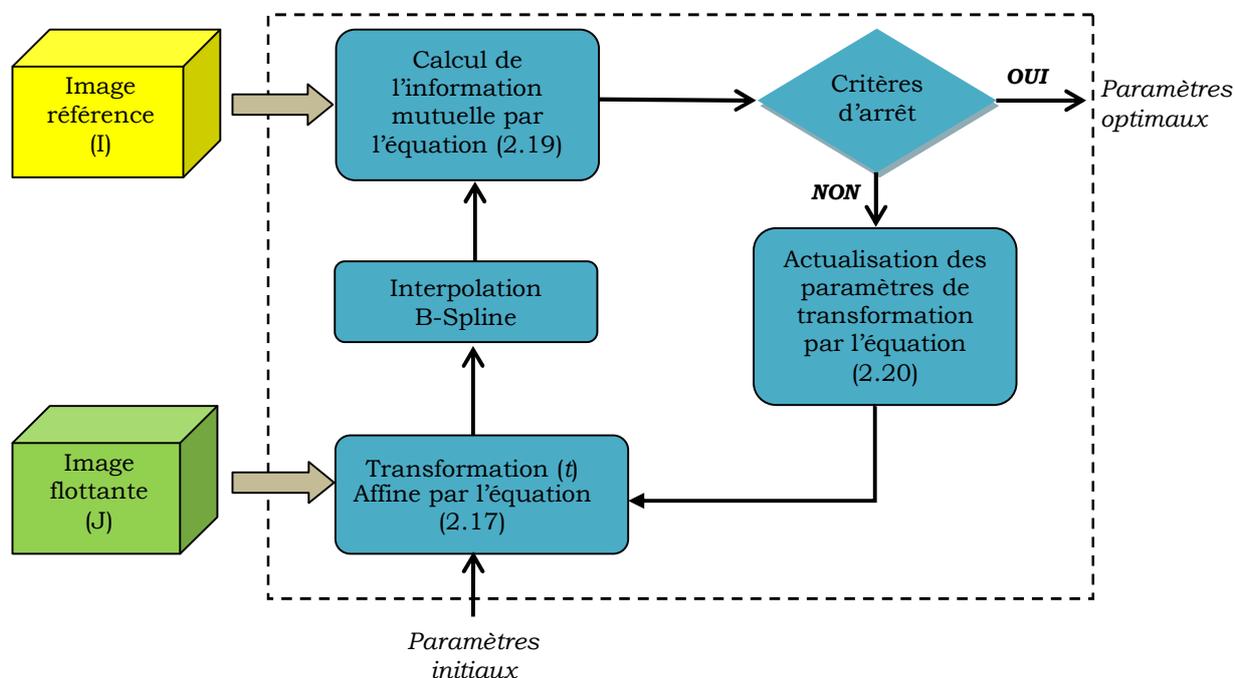


Fig.2.14 Schéma de l'algorithme de recalage d'images adopté dans notre travail.

2.5 Conclusion

La segmentation est un des axes de recherche majeurs de l'analyse d'images médicales, au même titre que le recalage. De ce fait, ce chapitre leur a été dédié. Ainsi, nous avons successivement introduit différents éléments indispensables aux deux notions. Tout d'abord, nous avons décrit les différentes techniques de l'imagerie ainsi que leurs principaux avantages et défauts. Ensuite, nous avons abordé la segmentation des images médicales. Cette étude nous a permis de mettre en évidence un certain nombre de difficultés inhérentes au problème de segmentation. Tout d'abord, la segmentation de telles images est une tâche non triviale. En effet, quel que soit l'organe à segmenter, il se trouve qu'il est complexe et composé de différentes structures anatomiques qui s'entremêlent. De plus, la frontière physique entre ces différentes structures est particulièrement délicate à définir, même pour un œil expert. Tel est notre cas d'étude à savoir la prostate. Néanmoins, nombreuses familles de méthodes ont été appliquées à la segmentation d'images médicales.

La section la plus importante de ce chapitre était consacrée au recalage. Différentes méthodologies de recalage d'images médicales sont présentées dans ce chapitre. Cependant, si la liste exhaustive des méthodes existantes

n'a pas été effectuée, les concepts fondamentaux ont toutefois été présentés. Il s'agit des primitives utilisées pour guider le recalage, du critère de similarité, du type de transformation et de la stratégie d'optimisation. Différents choix sont possibles pour chacun de ces éléments, avec pour conséquence un nombre très important de méthodes de recalage. Cependant, la solution idéale reste difficile à atteindre.

Parmi toutes les méthodes existant, nous avons opté pour le recalage intersujet-monomodal affine puisqu'il s'agit de recalculer l'atlas sur des images. Ce point a été présenté dans la dernière partie de ce chapitre. En effet, notre objectif est d'avoir une information *a priori* qui guidera la segmentation et non pas une segmentation par atlas pour que l'intervention de l'utilisateur soit réduite au maximum. Notre choix de la méthode de recalage et du nombre d'amers est dicté par la forme bien définie de la prostate.

L'objectif de cette thèse étant, principalement, la segmentation 3D des deux zones de l'IRM de la prostate. En conséquence, après avoir contourné tous les outils fondamentaux, nous allons, dans le chapitre suivant, procéder au choix de la méthode pour segmenter l'image de la prostate pour mettre en évidence ses principales zones, la zone de transition et la zone périphérique.

Chapitre 3

Segmentation zonale de la prostate

3.1 Introduction

Dans toute application de traitement d'images, il est essentiel de définir les objets, les capteurs et leurs conditions de fonctionnement, les tâches à réaliser et les contraintes auxquelles elles sont soumises et ce, quel que soit le domaine considéré. Cette description prend toutefois des aspects particuliers dans le domaine médical. En ce qui concerne la prostate, objet de notre application, il nous semble nécessaire d'étudier les technologies et les analyses employées actuellement afin d'appliquer les traitements d'images qui conviennent le mieux. Sans revenir sur l'anatomie de la prostate déjà décrite dans le premier chapitre, nous commencerons d'abord par présenter brièvement le cancer de la prostate contre lequel tous les efforts sont mis afin de le combattre de manière précoce. Nous décrirons ensuite les différentes techniques de l'imagerie ainsi que leurs principaux avantages et défauts pour la détection des deux principales zones de la prostate. La deuxième partie de ce chapitre aura pour but de présenter la méthode utilisée pour segmenter l'image IRM de la prostate. Un état de l'art sur les méthodes utilisées ainsi les différentes méthodes de validation de cette segmentation zonale sont aussi présentées. Nous décrivons l'approche que nous proposons pour effectuer cette segmentation zonale.

3.2 Etude clinique de la prostate

L'une des maladies la plus grave concernant la prostate est le cancer. Celui-ci se manifeste par une tumeur maligne dans la zone ZP à 75 % [232]. La ZT et la ZC sont très rarement touchées par cette maladie (Fig. 3.1). Cependant, la ZT se développe et surtout après l'âge de 40 ans [233] car, avec l'âge, le tissu péri-urétral et la ZT peuvent considérablement s'hypertrophier, compressant ainsi progressivement la ZC et provoquant

l'étirement de la ZP (Fig.3.2). Il s'agit de l'adénome ou hypertrophie bénigne de la prostate (HBP).

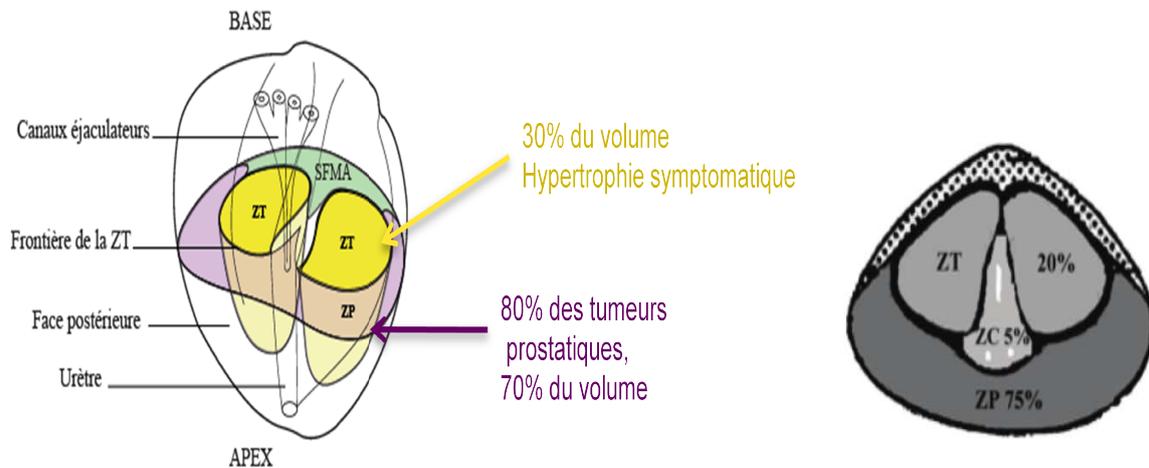


Fig.3.1 Distribution du cancer de la prostate selon les zones anatomiques¹.

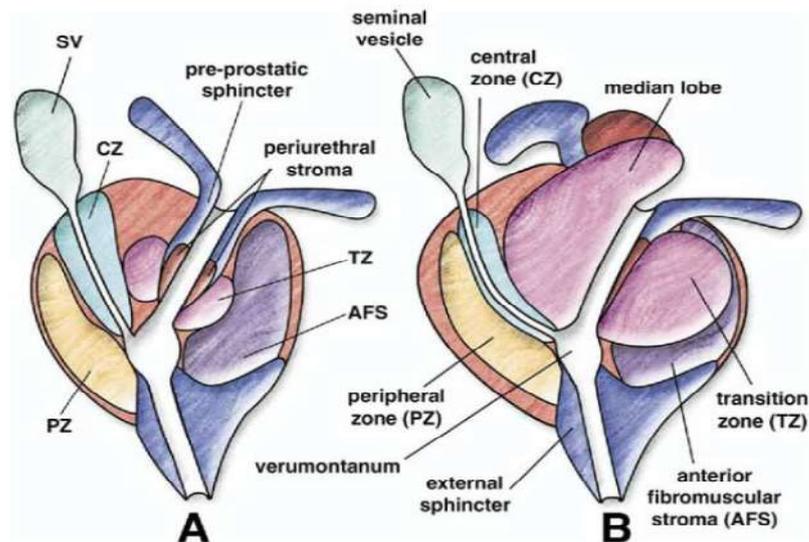


Fig.3.2 Siège de l'hypertrophie bénigne de la prostate : A) prostate saine, B) prostate touché.

Parmi les cancers qui touchent les hommes en Algérie, celui de la prostate vient en quatrième avec une moyenne de 8,2 sur 100.000 sur une moyenne d'âge de 70 ans selon les données du registre national du cancer en 2015². La maladie est classé 10^{ème} dans la liste des cancers mortels, tuant 2,9 patients pour chaque 100 000 décès dans le pays. Le cancer de la prostate se classe ainsi 43^{ème} dans la liste des 50 principales causes de décès en Algérie, avec des cas enregistrés représentant plus de 574 décès par an. Bien que le taux de survie du cancer de la prostate soit élevé à condition que le diagnostic soit fait de manière précoce, malheureusement, un nombre important de patients en Algérie ne rendent visite à leur médecin que lorsqu'ils sont à un stade avancé de la maladie. Afin de mieux encadrer ces

¹ http://www.etudiantinfirmier.com/index_uro.php?page=14

² <http://elitepresse.com/actualites/limportance-du-depistage-precoce-du-cancer-de-la-prostate-soulignee-par-des-urologues/>

cancers, un dépistage systématique est nécessaire pour les personnes à risque (Fig. 3.3). Les recommandations en matière de dépistage du cancer de la prostate sont aujourd'hui encore très controversées. Toutefois, il est effectué généralement sur la mesure du taux de PSA³ (antigène spécifique de la prostate). Si le test présente quelques soupçons de cancer de la prostate, des examens complémentaires comme les biopsies ou l'imagerie seront effectués pour confirmer ou infirmer les soupçons. Si après une surveillance active, une thérapie semble nécessaire, plusieurs approches peuvent être proposées (*Annexe D*) comme la prostatectomie radicale, la cryothérapie, la radiothérapie, la curiethérapie, la thérapie ultrasonore etc. La tendance de ces thérapies est de proposer des gestes de moins en moins invasifs, à accès minimal. Cette tendance a pu se mettre en œuvre par la part de plus en plus importante de l'image dans la procédure thérapeutique. La finesse de ces dernières thérapies permet maintenant d'envisager des traitements localisés à la tumeur en préservant les structures saines de la prostate et donc en minimisant les effets secondaires liés aux traitements (trouble de l'érection, trouble urinaire, etc.) [234].

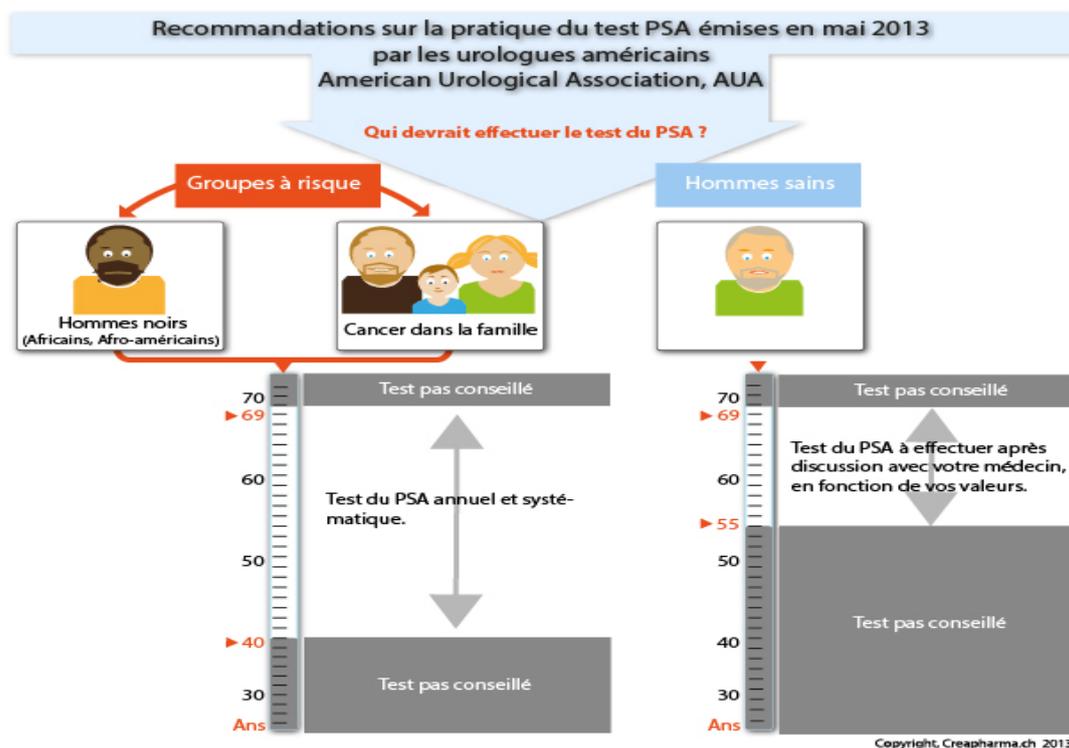


Fig. 3.3 Une vision plus personnalisée de la médecine sur le test PSA pour le cancer de la prostate: qui et quand⁴.

³ **PSA** (Prostatic Specific Antigen ou antigène spécifique de la prostate) est une protéine qui est sécrétée par la prostate. Le test du PSA mesure dans le sang l'antigène ou protéine PSA. C'est un marqueur de l'activité de la prostate : il indique qu'elle fonctionne. Sa valeur est indiquée par un nombre et s'exprime en nano gramme par millilitre (ng/ml). La valeur seuil de normalité du PSA la plus souvent retenue est de 4 ng/ml. Le PSA agit comme un marqueur tumoral, c'est-à-dire que sa présence en quantité plus grande que la normale peut signaler la présence d'un cancer.

⁴ <https://www.creapharma.ch/cancer-de-la-prostate.htm>

En final, les différentes zones de la prostate sont d'un intérêt capital dans certaines pratiques de diagnostic et de détection des dysfonctionnements de la glande, d'où l'intérêt de bien les délimiter. Cependant, d'un point de vue radiologique, deux régions seulement sont considérées. La première est la zone périphérique ZP et son complémentaire qui occupe le centre de la prostate, généralement appelée glande centrale et qui est appelé par les médecins zone de transition ZT par abus de langage

3.2.1 Modalités d'imagerie de la prostate

Les différentes modalités d'imagerie médicale permettent l'acquisition d'informations sur des tissus et sur certaines fonctions tout en minimisant les manipulations invasives pour le patient. Les modalités qui sont les plus appropriés [235, 236], dans le cas de la prostate, sont principalement l'échographie sus-pubienne ou endorectale (*TRUS*, *transrectal ultrasonography*), l'Imagerie par Résonance Magnétique (*IRM*) et la tomodensitométrie (*TDM*) (Fig.3.4). Les principales caractéristiques associées aux différentes modalités d'imagerie sont résumés dans le tableau 3.1.

Tab. 3.1 Résumé des avantages et inconvénients des différentes imageries de la prostate.

	Avantages	Inconvénients
TRUS	<ul style="list-style-type: none"> - Utile dans la détermination du volume de la prostate. - Aucun rayonnement impliqué (innocuité). - Peu coûteux. - Portable. - Utile pour l'imagerie en temps réel. 	<ul style="list-style-type: none"> - Images à faible contraste. - Difficultés pour détecter des lésions. - Speckle. - Artefacts de l'ombre. - La stadification du cancer est difficile.
IRM	<ul style="list-style-type: none"> - Utile dans la détermination du volume de la prostate. - Aucun rayonnement impliqué (innocuité). - Contraste élevé pour tissus mous. - Permet la détection des lésions. - Permet l'imagerie fonctionnelle de la prostate. - Stadification⁵ du cancer possible. 	<ul style="list-style-type: none"> - Coûteux. - Non portable. - Difficile à mettre en œuvre en temps réel.
CT	<ul style="list-style-type: none"> - Utile dans la détermination de la propagation du cancer de la prostate dans les tissus osseux. - Utile dans la détermination efficace de curiethérapie de la prostate. 	<ul style="list-style-type: none"> - Coûteux. - Radiation impliqué (Les rayons X sont nocifs). - Non portable. - Mauvais contraste des tissus mous. - Difficultés pour détecter des lésions. - La stadification du cancer est difficile. - Difficile à mettre en œuvre en temps réel.

⁵ La stadification est une façon de décrire ou de classer un cancer selon l'étendue de la maladie dans le corps. https://en.wikipedia.org/wiki/Prostate_cancer_staging.

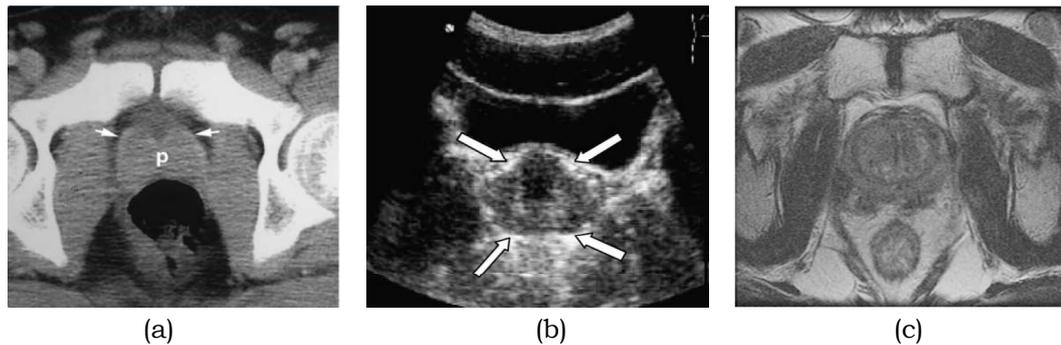


Fig.3.4 Imagerie de la prostate : (a) Imagerie TDM, (b) Imagerie TRUS et (c) Imagerie IRM.

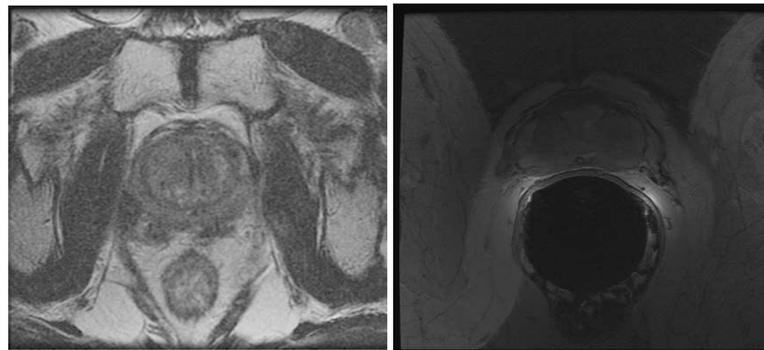
L'apport de la modalité d'imagerie utilisée est de grande importance. La TDM qui s'appelle aussi la scanographie, la CT (computed tomography), la CAT (computer-assisted tomography) ou simplement le scanner est, généralement utilisé dans la curiethérapie (*Annexe D*) de la prostate afin de déterminer l'emplacement des grains radioactifs [237]. Notons que la distinction anatomie externe et interne de la prostate à partir d'images CT est difficile en raison du faible contraste des tissus mous.

La TRUS est à ce jour la seule imagerie dynamique permettant de visualiser la prostate. Elle est donc très utilisée comme imagerie de guidage lors de gestes médicaux. Elle permet entre autres la réalisation de biopsies échoguidées, de résections endo-urétrales et sert de modalité de guidage pour la pratique de la curiethérapie. L'image d'une échographie transrectale de la prostate présente peu de contraste et le signal est souvent corrompu par le speckle, artefacts d'ombre et micro-calcifications [113]. Le plus souvent, cette modalité d'imagerie ne permet pas la visualisation de la zone cancéreuse, mais on distingue les deux zones de la prostate. La ZP a un aspect homogène. On l'observe bien en coupes transversales, postérieures et latérales. Elle est bordée par une ligne hyperéchogène périprostatique qui ne correspond pas à la capsule mais à l'interface acoustique entre la capsule et la graisse qui entoure la prostate [238]. La ZT n'est pas identifiable par échographie avant 40 ans. Quand elle se développe, la ZT devient visible et présente un aspect hypoéchogène. L'apex de la prostate peut être, pour certains patients, très complexe à visualiser sous imagerie échographique. Cette zone est pourtant d'un intérêt majeur pour le traitement du cancer prostatique.

L'IRM de la prostate a été introduite pour la première fois à la fin des années 1980, utilisant un champ de vision (ou FOV, pour *Field Of View*)⁶ large et des antennes pelviennes à 1.5 Tesla. L'IRM a alors permis des avancées majeures par rapport aux autres modalités d'imagerie de la glande, à savoir le scanner et l'échographie. Il est important de préciser que deux types d'antennes, ou sondes, existent et sont utilisées pour l'acquisition d'IRM de

⁶ *Field-of-view (FOV)* renvoie la distance (en cm ou mm) sur laquelle une image IRM est acquise ou affichée. Plus le FOV est petit, plus la résolution est élevée et plus la taille du voxel est petite.

la prostate. Il s'agit d'antennes abdominales (ou de surface) et d'antennes endorectales (Fig. 3.5). Les antennes endorectales semblent plus précises pour délimiter la prostate que les antennes de surface [239]. L'antenne endorectale permet d'obtenir des coupes fines de 3 à 4 mm d'épaisseur sur un champ de vision limité (10-12 cm). De plus, elles offrent un bon rapport signal sur bruit. Les déformations prostatiques provoquées par les sondes endorectales sont cependant très fortes. Les sondes de surfaces permettent une acquisition avec un champ de vision plus grand que celui obtenu par des sondes endorectales, ce qui permet de mieux discerner la base, la face antérieure de la prostate mais également ses rapports avec les autres structures. Cependant, l'insertion de l'antenne endorectale pour améliorer le contraste dans la région de la prostate introduit des inhomogénéités d'intensité pouvant affecter la précision des algorithmes de la segmentation qui dépendent des intensités des pixels. Ainsi, Dans le cadre de cette thèse, nous utiliserons des acquisitions IRM à base d'antennes abdominales.



(a) sonde abdominale

(b) sonde endorectale

Fig. 3.5 Le contraste et la forme varient autour de la prostate selon la sonde utilisée.

En effet, l'IRM apporte un ensemble de techniques d'exploration aussi bien fonctionnelles (pondération T1 avec injection du produit de contraste (T1 DCEMRI, pour *Dynamic Contrast Enhanced MRI*) (Fig.3.6-b) que morphologiques (pondération T2, appelée aussi T2-W (pour *T2 Weighting*)) [18] (Fig.3.6-a).

Dans [240], les auteurs ont démontré que l'analyse de texture de la ZP dans l'IRM pondérée T2-W permettait de différencier, de manière significative, les structures saines de celles qui présentent une lésion tumorale. Les images IRM de la prostate ont un meilleur contraste des tissus mous et permettent une meilleure détection des lésions et la stadification du cancer de la prostate, par rapport aux images par échographie [241].

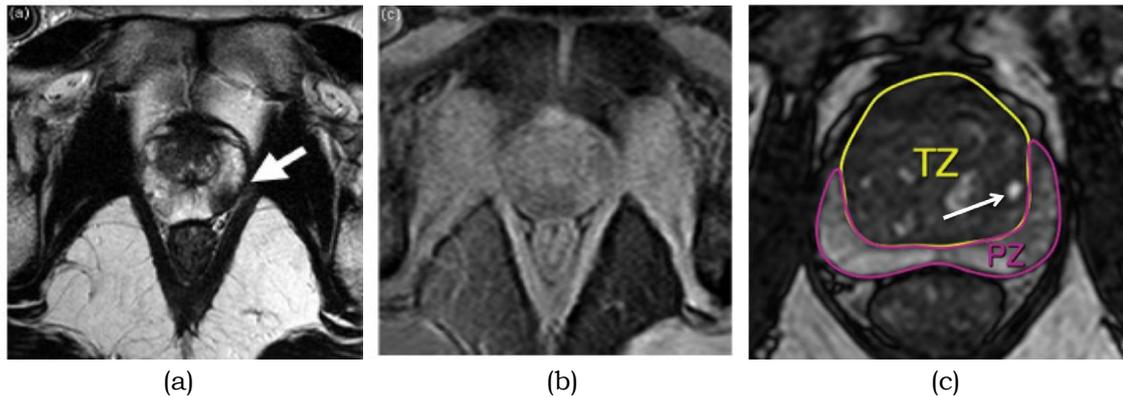


Fig.3.6 Les données multi-sources dans le plan axial avec délimitation de la prostate: (a) IRM en pondération T2, (b) IRM avec injection de produit de contraste en pondération T1 (T1 DCEMRI) et (c) IRM pondérée T2 d'une prostate décrivant ces deux zones majeures.

Les prostates de jeunes sont homogènes avec un hyposignal sur les images pondérées en T1-W et un hypersignal de la zone périphérique sur les images de pondération T2-W. Après l'injection du produit de contraste, celui-ci est absorbé de manière homogène et diffusé par les différentes structures prostatiques.

Les prostates présentant une hyperplasie bénigne ont un signal hétérogène au niveau de la zone centrale. La zone périphérique, quant à elle, présente alors un hypersignal sur les images pondérées T2-W et devient hétérogène. Sur les images pondérées T1-W (pondération T1 sans injection de produit de contraste), avant l'injection du produit de contraste, la prostate présente un signal de la même intensité que le muscle, sans démarcation des deux zones. Après l'injection, le signal de la zone centrale hypertrophiée, assimilée à la ZT, se rehausse rapide, tandis que la ZP se rehausse beaucoup moins, avec un pic moins élevé et retardé.

En pondération T2-W, il est possible de visualiser les structures internes de la prostate, à savoir les zones périphérique et centrale, avec une différenciation suffisamment fiable. L'imagerie pondérée T2-W permet d'appréhender de façon plus précise les différentes zones prostatiques (Fig. 3.6-c) [242]. C'est pour cette raison que les séquences pondérées T2-W sont le plus souvent préférées à celles en T1-W. D'ailleurs, c'est ce type de modalité que nous utiliserons dans notre travail.

3.3 Segmentation de l'image IRM de la prostate

Dans le cas de la prostate, les méthodes de traitement d'images se heurtent à des difficultés liées aux caractéristiques morphologiques de cette glande. On citera, entre autres, les importantes variations de position et de forme, induites par le contact avec la vessie et le rectum, dont la forme varie aussi bien d'un patient à un autre, que pour le même individu (Fig. 3.7). Les différentes anomalies qui peuvent toucher les tissus prostatiques tels les kystes, les tumeurs et l'hypertrophie de la zone centrale, qui font apparaître

des régions fortement hétérogènes (Fig.3.8). Le problème de perte de contraste entre les tissus prostatiques et les structures avoisinantes que l'on observe, de manière plus ou moins intense, au niveau de l'apex et de la base de la glande rendent ces régions difficiles à segmenter (Fig.3.9). L'aspect complexe de la capsule prostatique dans les images IRM. En effet, c'est une bande de tissu fibro-musculaire recouvrant la surface de la glande et qui apparaît tantôt comme un fin trait sombre tantôt comme un ensemble de fins traits sombres (Fig.3.7).

Ainsi, le traitement de l'imagerie prostatique est un grand défi à relever. Il s'avère alors important d'opter pour des méthodes innovantes qui ne se contentent pas des techniques classiques de segmentation mais qui font également intervenir des connaissances *a priori* sur la structure et les propriétés de la glande prostatique.

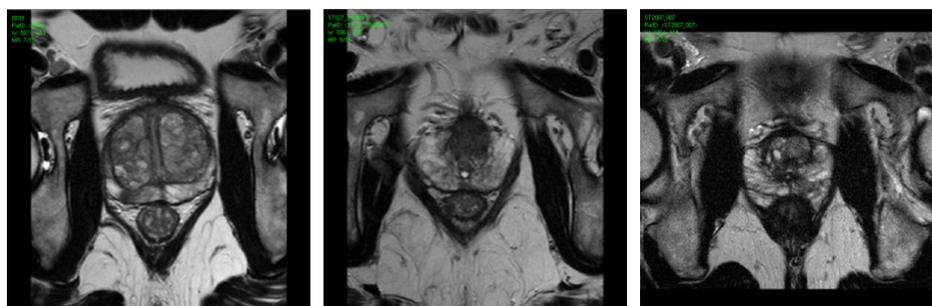


Fig.3.7 Illustration de quelques formes de la prostate⁷.

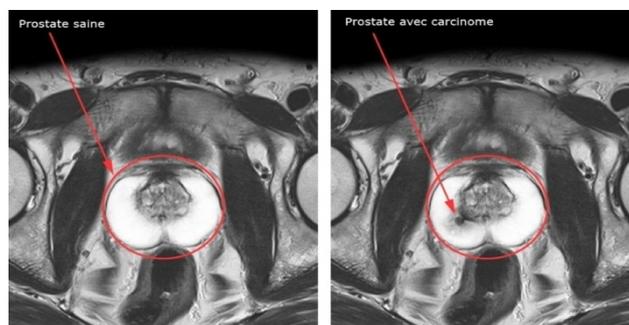


Fig.3.8 Image IRM d'une prostate saine (à gauche) - avec carcinome (à droite)⁸.

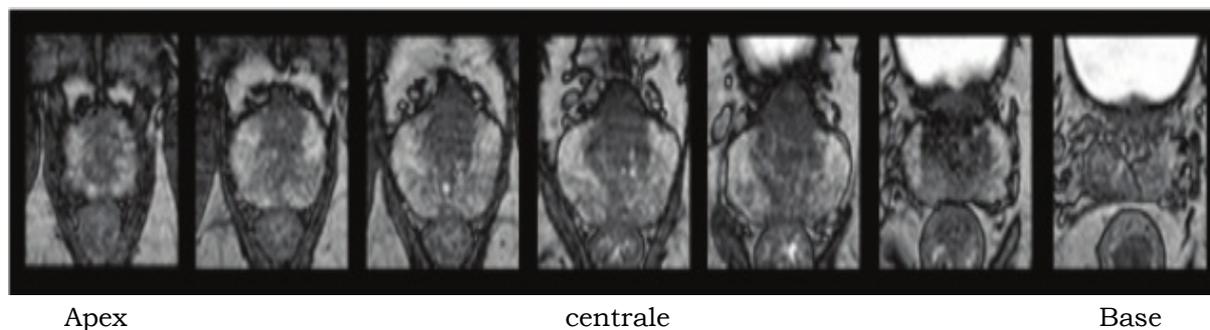


Fig.3.9 En IRM, le contraste des tissus mous varie en fonction de la zone de la prostate. Images présentés sur des vues axiales d'IRM pondérée T2.

⁷ Extraites des bases d'images que nous utiliserons (chapitre 4)

⁸ Extrait de : <https://www.alta-klinik.fr/examen-irm-de-la-prostate.html>

La pratique clinique pour délimiter les contours de la prostate est largement réalisée en utilisant un contour manuel de la prostate coupe par coupe en utilisant la vue axiale, coronale ou sagittale ou une combinaison des vues. Cependant, le travail manuel est une tâche qui prend beaucoup de temps et est sujet à des variations inter-observateur et intra-observateur [243, 244]. Pour réduire ces incertitudes, plusieurs auteurs ont décrit des méthodes semi-automatiques ou automatiques pour la segmentation de la prostate dans les IRM 2D ou 3D.

3.3.1 Méthodologies de segmentation de l'IRM de la prostate

En segmentation d'images IRM, peu d'auteurs ont basé leurs méthodes sur l'information d'intensité. Par contre, ils y ont incorporé des connaissances supplémentaires sur la forme générale de la prostate. Ainsi, au cours des dernières années, le problème de la segmentation de la prostate a reçu une attention considérable. Plusieurs techniques ont été utilisées et peuvent être groupées suivant plusieurs critères (Fig.3.10). Cependant, la plupart des études ont utilisé des méthodes basées sur l'atlas, des modèles déformables ou des modèles statistiques. Les deux travaux de [235] et [245] ont établi un état de l'art sur les méthodes automatiques de segmentation des images échographiques et de la détection des tumeurs prostatiques, respectivement. Dans [122], est présenté un état de l'art sur les approches de segmentation de la prostate en différentes modalités. Dans [246], sont recueillies les différentes méthodologies et résultats sur les mêmes ensembles de données IRM.

Etant donné le très grand nombre de publications associées à ces méthodes, nous présenterons brièvement, dans ce qui suit, quelques unes de ces méthodes les fréquemment utilisées.

3.3.1.1 Atlas

Utiliser un atlas consiste à mettre en correspondance une image de référence et l'image traitée au moyen d'un algorithme de recalage. On peut alors superposer l'image à segmenter et les informations anatomiques ou fonctionnelles associées à l'image de référence. Dans ce contexte, la première approche possible est la segmentation uniquement fondée sur le recalage à partir d'un atlas. En général, la correspondance entre un volume de référence et le volume traité est établi en deux étapes, avec un recalage rigide ou affine puis à l'aide d'un algorithme élastique. L'atlas associé au volume de référence peut alors être projeté sur le volume traité au moyen de cette transformation. Le résultat de cette projection fournit la segmentation des structures délimitées dans l'atlas. Une autre possibilité consiste à utiliser un

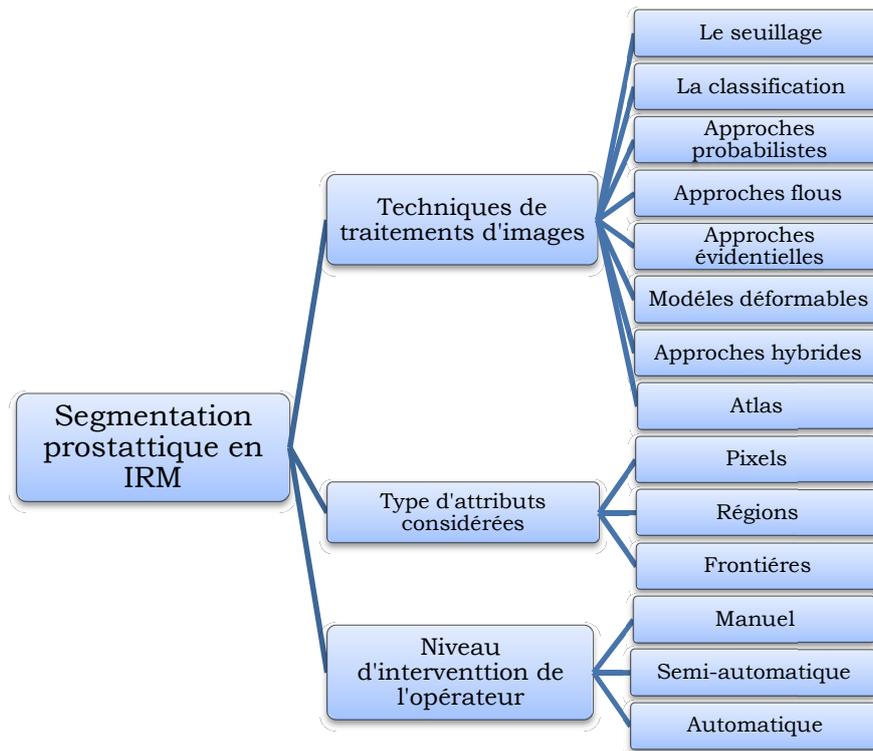


Fig.3.10 Différentes classifications des méthodes de segmentation de la prostate en IRM.

atlas pour initialiser ou guider un processus de segmentation. C'est cette dernière que nous avons adoptée pour notre travail. Comme nous l'avons cité au chapitre 1, section 1.4.3.1, il existe deux types d'atlas, le topologique et le probabiliste. Ils sont principalement utilisés à des fins de segmentation en utilisant le recalage où l'image à segmenter (image cible) est recalée à l'image atlas. Deux stratégies sont alors considérées (Fig.3.11) [247]. La première concerne un seul atlas [126]. Dans ce contexte, [182] utilisent une méthode de recalage hybride, géométrique et iconique, entre les IRM de la prostate et un atlas constitué d'un volume IRM moyen et de contours moyens de la prostate. Cette méthode, semi-automatique, a inspiré une autre étude des mêmes auteurs, dans laquelle un algorithme totalement automatique est proposé [248]. Les auteurs ont proposé d'effectuer la segmentation en deux temps. La première étape consiste à recalcr l'image à un atlas probabiliste pour donner une segmentation probabiliste. Cette dernière sera utilisée dans la deuxième étape qui consiste à faire converger une surface qui introduit également un modèle d'intensités et un modèle statistique de forme. Ghose *et al.* [249] ont utilisé des coupes de graphe (*graph cuts*) pour minimiser l'énergie des probabilités postérieures d'un voxel pour être une partie de la prostate qui a été obtenue par la segmentation basée sur l'atlas et une classification forestière aléatoire (*random forest classification*).

Dans la seconde stratégie, plusieurs atlas sont considérés. Cette approche multi-atlas [128, 129, 130, 131, 132] implique un recalage successif de

l'image cible avec les images atlas. Un classement basé sur une mesure de similarité est effectué. L'image atlas la mieux classée sert de référence pour la segmentation de l'image cible. Ainsi, Klein *et al.* [127] ont utilisé une fusion multi-atlas automatique et une fusion à vote majoritaire. Dowling *et al.* [250] a ajouté une étape de prétraitement à l'approche suggérée dans [127] en utilisant le même ensemble de données et il a effectué une comparaison de la segmentation multi-atlas et un atlas probabiliste dans lequel la segmentation multi-atlas avait la plus grande précision. Langerak *et al.* [128] ont également utilisé la segmentation multi-atlas avec l'objectif d'améliorer la stratégie de fusion de l'atlas. Une combinaison de la sélection de l'atlas et des stratégies d'estimation de la performance a été utilisée dans une procédure itérative appelée méthode sélective et itérative pour l'estimation du niveau de performance. Ce travail a été poursuivi dans [251] où les atlas ont été regroupés de telle sorte que chaque groupe ne contenait que des atlas qui se sont bien recalés. La décision du groupe le plus approprié était basée sur le recalage d'une image de l'atlas de chaque groupe à l'image cible. Le groupe avec l'image de l'atlas qui a la performance estimée la plus élevée a été choisi et toutes les images d'atlas dans ce groupe ont ensuite été recalées avec l'image cible en utilisant le recalage multi-atlas.

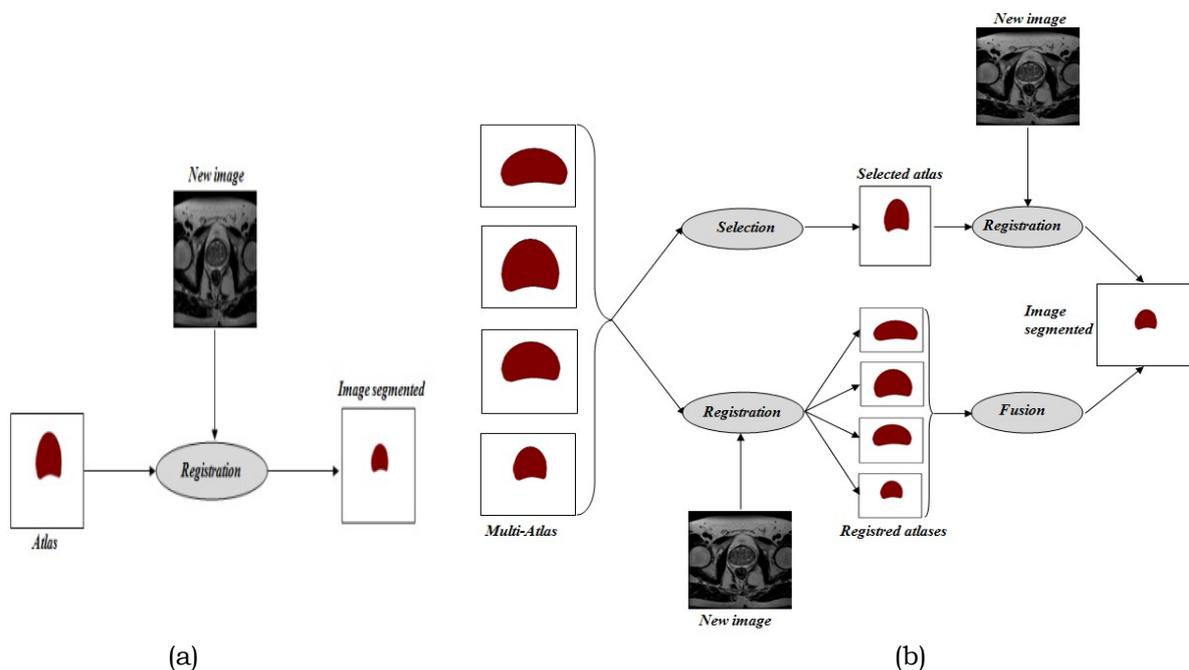


Fig.3.11 Segmentation basée Atlas :(a)approche atlas unique et (b) approche multi-atlas

Si ces méthodes, basées sur le recalage sur un atlas, ont prouvé leur robustesse et leur précision, l'optimisation du critère de recalage reste un processus coûteux en temps de calcul [247].

3.3.1.2 Formulation probabiliste

L'utilisation la plus simple des formulations probabilistes porte plus sur des problèmes de classification que de segmentation. Il s'agit alors d'estimer à la fois la classe associée à chaque voxel et les paramètres des différentes classes. L'intérêt majeur de cette approche est la possibilité d'intégrer une information *a priori* dans la formulation bayésienne du problème. Les informations sont modélisées sous la forme d'une probabilité. Pour la segmentation des images IRM, ces approches probabilistes se fondent sur une modélisation statistique de la radiométrie des images. Chaque région de l'image, i.e. chaque structure anatomique, est associée à une classe dont on recherche les caractéristiques statistiques. Dans ce cadre, chaque observation est considérée comme le résultat d'un processus stochastique et est donc associée à une variable aléatoire. Le problème est alors l'estimation des densités de probabilités à partir des observations et celle de la prise de décision connaissant ces densités. Notons que les approches probabilistes paramétriques sont largement présentes dans la littérature. Ce type de méthodes s'appuie sur la définition et l'estimation de densités de probabilités des vecteurs de caractéristiques associés aux données. Un label (ou classe, ou hypothèse) est alors attribué à chaque pixel/voxel des images, à partir de leur niveau radiométrique. Cependant, un inconvénient majeur de cette théorie réside dans le fait qu'elle nécessite la connaissance parfaite des probabilités et en particulier des probabilités *a priori*. Or, dans la pratique, ces probabilités ne sont qu'estimées et portent des incertitudes et imprécisions. Quant aux approches probabilistes non paramétriques, leur particularité réside dans leur capacité à discriminer les vecteurs formes en faisant peu d'hypothèses sur les densités de probabilités. Elles sont donc particulièrement bien adaptées lorsque les densités recherchées ne correspondent pas à des densités classiques ou paramétrables. Cependant, elles souffrent de la difficulté à définir un apprentissage correct des données. Ainsi, la base d'apprentissage doit être suffisamment grande pour que la modélisation soit efficace mais devenant alors très fastidieuse. De plus, elle est très dépendante de l'opérateur et ne peut s'adapter aux données si ces dernières s'éloignent des données d'apprentissage ou en cas de bruit.

3.3.1.3 Modèles déformables

Les méthodes basées sur les modèles déformables sont elles aussi très largement répandues. Une revue de ces méthodes est disponible dans [252]. Ces méthodes peuvent être réparties en deux grandes catégories, les modèles paramétriques [253, 254] et les non-paramétriques ou implicites [8]. Dans tous les cas, le principe est de faire évoluer un contour ou une surface en direction des frontières de l'objet que l'on cherche à segmenter. Cette

évolution permet de prendre en compte par l'intermédiaire de forces externes et internes, des informations *a priori* sur la forme de l'objet à détecter. Les méthodes de segmentation par modèles déformables s'avèrent efficaces pour la segmentation de structures anatomiques particulières. Elles permettent en effet de s'adapter à la forme complexe des structures grâce à l'enrichissement des contraintes de déformation. Ainsi, pour contourner la prostate en utilisant des acquisitions axiales et coronales d'IRM, les auteurs de [255] utilisent un modèle déformable intégrant le descripteur de Fourier et le concept de continuité de l'énergie. En effet, les auteurs ont remarqué que l'apex et la base de la glande sont mieux différenciables des autres structures sur les images coronales alors que le milieu de la glande présente un bon contraste sur les images axiales. Jendoubi *et al.* [256] ont utilisé des modèles déformables de type Ballon et GVF (Gradient Vector Flow). En utilisant des super ellipses déformables, Gong *et al.* [35] ont offert une technique semi-automatique pour la segmentation de la prostate. Wang *et al.* [257] ont conçu un algorithme pour segmenter la prostate des images 3D en utilisant des coupes 2D et en se reposant sur le contour actif (*snake*) 2D. Après que le contour de la prostate est trouvé dans la coupe sélectionnée, l'algorithme itérativement propage la frontière résultante aux coupes adjacentes. Le processus de segmentation doit être interrompu de temps en temps pour modifier manuellement les contours, ce qui nécessite beaucoup d'interaction humaine. Un autre algorithme de segmentation prostatique 2D est introduit par Ladak *et al.* [258] qui ont employé un Contour Dynamique Discret (DDC). En appliquant la transformée d'ondelette dyadique et le contour déformable, Chiu *et al.* [259, 260] ont développé une autre méthode semi-automatique.

En l'absence d'informations sur la géométrie de l'organe recherché, le modèle déformable donne souvent des formes qui ne ressemblent pas à celle de l'organe même s'il réussit à converger vers un minimum global. Ce type d'information *a priori* est modélisé dans les approches utilisant des modèles de forme actifs, les ASM. Dans [106], les auteurs ont testé leur méthode sur l'IRM de la prostate, en utilisant une base d'apprentissage de contours manuels. [109] ont proposé une méthode qui répond à l'anisotropie de l'IRM de la prostate par la combinaison de modèles de formes actifs 2D et 3D. Pasquier *et al.* [89] ont utilisé un modèle de forme active 3D de la prostate. Ce modèle a été affiné par Makni *et al.* [58], à l'aide d'un processus probabiliste Markovien.

La puissance des modèles ASM réside dans leur faible sensibilité aux artefacts, bruits et autres discontinuités des bords détectés par le gradient de l'image. Leurs inconvénients majeurs sont la dépendance d'une base d'apprentissage qui ne peut pas être totalement représentative de la forme de la prostate et qui nécessite un important travail de contourage manuel ainsi qu'une bonne méthode d'appariement des points considérés pour décrire les

formes. Pour cela, les *level sets* [8], reconnus pour leur puissance et leur efficacité, ont été utilisés par [261] pour la segmentation d'IRM de diffusion (DWI) de la prostate. [262] ont combiné les informations de forme et de régions dans une méthode de segmentation utilisant le *level set*. Les auteurs ont d'abord présenté une application à la segmentation d'IRM de la prostate puis ils ont étendu leur méthode pour une segmentation couplée des organes de la cavité pelvienne masculine, à savoir le rectum, la vessie et la prostate [263]. La représentation *level sets* de la prostate a également été utilisée par Toth et Madabhushi [119] dans un modèle AAM (Appearance Active model). Ce modèle a également été utilisé par Ghose *et al.* [264].

3.3.1.4 Logique floue

L'utilisation de la logique floue, en particulier dans des algorithmes de classification ou clustering se répand de plus en plus pour la segmentation des images médicales. La logique floue est un instrument qui nous permet de représenter la notion de classe dont les limites sont mal définies. En effet, l'avantage de ces méthodes est de graduer l'appartenance des points aux différentes classes. Ainsi, l'intérêt des sous-ensembles flous pour le traitement de l'information en image et vision peut se décliner en particulier selon plusieurs aspects [265] à savoir la capacité des sous-ensembles flous à représenter l'information spatiale dans les images ainsi que son imprécision à différents niveaux, local, régional ou global et sous différentes formes, numérique, symbolique, quantitative ou qualitative. La possibilité de représenter des informations très hétérogènes extraites directement des images ou issues de connaissances externes comme des connaissances expertes ou génériques sur un domaine ou un problème. La possibilité de généraliser des opérations aux sous-ensembles flous pour manipuler l'information spatiale et la souplesse des opérateurs de combinaison permettant de fusionner des informations de multiples natures dans des situations très variées.

Bien que la théorie des sous-ensembles flous permette de traiter des données numériques ainsi que des données en langage naturel, elle ne permet pas de traiter l'imprécision et l'incertitude qui peuvent les entacher dans le même formalisme. En plus, les méthodes de classification ne tiennent généralement pas compte de contraintes contextuelles qui les rendant très sensibles au bruit.

3.3.1.5 Formulation évidentielle

La théorie de l'évidence, plus connue sous le nom de théorie de Dempster-Shafer est née des travaux de Dempster [266] sur la théorie des probabilités supérieures et inférieures. Formalisée par la suite par Shafer

[267], elle peut, dans une première approche, être vue comme une extension de la théorie des probabilités. Cette théorie, largement utilisée en fusion de données, fournit une palette d'outils permettant de combiner les informations provenant de différentes sources en tenant compte de la confiance que l'on peut placer en chaque source ainsi que des conflits éventuels existant entre celles-ci. Elle est, en effet, particulièrement bien adaptée à la manipulation de données incertaines et imprécises, caractéristiques bien connues des images IRM. Toutefois, les méthodes de segmentation des images IRM prostatique fondées sur la théorie de l'évidence sont à ce jour encore peu nombreuses. Cependant, tout comme les méthodes précédentes, les résultats sont dépendants de la bonne modélisation des données et de leur robustesse vis-à-vis du bruit. En conséquence, afin de répondre à notre problématique de segmentation des images IRM pour la détection des deux zones de la prostate, nous proposons de définir un processus de segmentation utilisant la théorie de l'évidence. Nous reviendrons largement sur cette théorie dans la suite de ce chapitre et dans le chapitre suivant. Toutefois, notre cadre d'étude justifie le choix de la théorie des fonctions de croyances. En effet, la source IRM utilisée, malgré son avantage par rapport aux autres sources, reste entachée de quelques incertitudes et imprécisions. En plus, le chevauchement et confusion entre les différentes zones de la prostate en est, aussi, un vrai problème. De plus, elle offre un fondement théorique adapté à la fusion des informations apportées par chacune des pondérations, tout en tenant compte des conflits pouvant exister.

Ainsi, de nombreuses familles de méthodes ont été appliquées à la segmentation de la prostate. 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. La section suivante récapitule les diverses métriques utilisées.

3.3.2 Evaluation et validation

La performance des algorithmes de segmentation de la prostate est habituellement évaluée en comparant le résultat obtenu avec la vérité terrain obtenue à partir de délimitations manuelles de la prostate effectuée par les radiologues expérimentés. Hodge *et al.* [268] conseillent d'utiliser la moyenne des segmentations manuelles de différents radiologues et du même radiologue pour réduire les variations inter et intra observateurs dans la préparation de la vérité terrain. Cette dernière est, en réalité, estimée à partir

d'un ensemble d'étiquetages experts. L'algorithme d'estimation simultanée de vérité et de performance STAPLE (*Simultaneous Truth And Performance Estimation*), introduit par [269] est généralement utilisé.

L'évaluation est effectuée selon la littérature [270] par des évaluations qualitatives et métriques quantitatives. Dans une évaluation qualitative, le contour obtenu est visuellement comparé à la valeur de vérité terrain. En revanche, pour l'évaluation quantitative, une erreur entre le contour obtenu et la réalité terrain est calculée numériquement. Précisément, ces mesures d'erreur pourraient être différenciées selon qu'elles sont basées contour ou distance, basées surface et basées volume [271]. Nous pouvons citer, entre autre, la distance de Hausdorff (HD), la distance moyenne absolue (MAD), la distance moyenne (MD), la distance quadratique moyenne (RMSQ), le taux de recouvrement (TR), le coefficient de Similarité de Dice (DSC), etc. Cependant, la spécificité, la sensibilité, la précision sont également utilisées en termes de voxels pour déterminer les chevauchements volumétriques et surfaciques [40]. En *annexe C*, nous montrons les métriques les plus répondues. Une liste plus exhaustive peut être trouvée dans [122].

3.3.3 Segmentation zonale de la prostate

Comme nous l'avons mentionné précédemment, de nombreuses familles de méthodes ont été appliquées à la segmentation de la prostate et, seulement, certaines sont appliquées pour la segmentation de ses deux zones, vu que c'est un sujet très récent. Rappelons toutefois que la prostate est un organe hétérogène formé de trois zones principales, la zone centrale, la zone de transition et la zone périphérique. La zone de transition et la zone centrale sont habituellement appelées glande centrale. Nous les avons considérées comme la zone de transition (ZT). La zone périphérique (ZP) est la zone où la plupart des cancers de la prostate se développent [232]. De plus, les cancers de ces deux zones présentent des comportements différents [272]. Il semble donc important de les séparer afin d'appliquer différents algorithmes d'analyse.

Cependant, contrairement au problème de la segmentation de toute la prostate, peu d'études ont porté sur cette question. En effet, dans [57], les auteurs ont proposé une méthode pour délimiter automatiquement les contours de toute la prostate et la ZP. Cependant, leur méthode ne peut segmenter que la région médiane de la prostate et néglige l'apex et la base de la glande. Un algorithme automatisé de segmentation de ZP basé sur une segmentation optimale des images et des surfaces multiples (LOGISMOS) à partir d'images MR T2W a été proposé dans [273]. Ces deux études visaient uniquement à segmenter le ZP et ont ignoré la ZT, ce qui a limité leur application à l'utilisation clinique. Ce n'est qu'en 2011 qu'on a pu mettre en œuvre une segmentation simultanée des deux zones de la prostate [21].

Dans leur travail, les auteurs ont exploité et combiné les informations extraites des IRM multispectrale en les incorporant dans un processus de segmentation avec les C-means évidentiel afin de délimiter les deux zones. En se servant toujours de l'IRM multispectrale, dans [274, 275], les auteurs ont introduit différentes techniques à savoir la reconnaissance de formes pour le premier et classification paramétrique et non paramétrique pour le deuxième. Toutefois, malgré l'apport de ces trois méthodes, elles restent non automatiques et elles se reposent sur un ensemble d'informations extraites de plusieurs modalités d'images générant ainsi un long temps de calcul. Ainsi, dans [120], les auteurs ont employé seulement les images IRM T2 et ont introduit un nouveau modèle actif d'apparence (AAM) qu'ils ont bâti Multiple-level set AAM (MLA). Ce dernier leur a permis une segmentation automatique zonale de la prostate. Dans le même contexte, mais sous un autre angle, [78, 79] ont adopté l'optimisation convexe pour la résolution de leurs nouveaux problèmes d'optimisation combinatoire pour lesquels ils introduisent un modèle spatial de maximisation de flux continu basés, respectivement sur les informations extraites de la prostate, ses deux zones et le fond et celles extraites seulement de la prostate et de la zone de transition. Le choix de la seule IRM comme modalité d'images est la norme d'or pour l'évaluation morphométrique de la prostate car elle fournit la meilleure représentation des contours de la glande et l'anatomie zonale interne. Toutefois, en raison du manque de contraste entre les deux zones, la segmentation précise des deux zones en utilisant uniquement des images T2W reste difficile. Des informations supplémentaires *a priori* peuvent guider le processus de segmentation. Pour cette raison, et dans le cadre de notre travail, nous avons choisi L'IRM comme modalité d'image et l'atlas probabiliste comme informations *a priori*. Le tout incorporé dans un processus de segmentation évidentielle.

3.4 Segmentation évidentielle

L'intérêt principal d'un algorithme de classification évidentielle est de pouvoir représenter le doute concernant l'affectation d'un point à un cluster. Pour ce faire, ces méthodes reposent sur la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer, également appelée théorie des fonctions de croyance [267, 276]. Notons que les bases de la théorie de l'évidence sont détaillés dans l'annexe F.

Dans le contexte de classification, $\Omega = \{ \omega_1, \dots, \omega_c \}$ est un ensemble fini appelé cadre de discernement composée des c classes. Si on définit $P = \{P_1, \dots, P_n\}$, un ensemble d'objets à affecter à l'une des classes de Ω , le raisonnement évidentiel permet d'extraire une connaissance partielle de cette affectation nommée affectation de croyance de base (bba pour *basic belief assignment*). Cette dernière est une fonction allant de $2^\Omega = \{A, A \subseteq \Omega\} =$

$\{\emptyset, \{w_1\}, \{w_2\}, \dots, \{w_k\}, \{w_1 \cup w_2\}, \{w_1 \cup w_3\}, \dots, \Omega\}$ à l'intervalle $[1, 0]$. A étant tous les sous-ensembles de Ω , appelées propositions.

La fonction de croyance que l'on note m_i , permet de mesurer le degré d'appartenance de chaque objet $P_i \in P$ à chaque sous-ensemble A de Ω . m_i doit vérifier la condition suivante:

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \quad (3.1)$$

Ainsi, un degré de croyance peut être affecté aux singletons ou classes, comme dans les approches floues, mais également à tous les sous-ensembles de Ω ou les unions ou disjonctions des classes. Plus grand est $m(A)$ plus forte est la croyance sur la proposition A .

3.4.1 Le ECM

Denoeux et Masson [277] introduisent une nouvelle partition de données appelée partition crédale. C'est une extension de la partition floue en remplaçant les fonctions d'appartenance floues par les *bbas*. Ainsi, les auteurs ont proposés un classifieur évidentiel inspiré du C-Means Flou (FCM pour *Fuzzy C-Means*) et appelé C-Means évidentiel (ECM pour *evidential C-Means*) [278]. Son principe est de classer les n objets dans les c classes de Ω en se basant sur les centres des classes et la minimisation d'une fonction de coût. Comme pour la partition floue, la partition crédale est optimisée selon un processus itératif.

La partition crédale est une matrice $n \times 2^c$, où chaque ligne est un *bba* m_i associé à l'objet P_i . Elle est définie comme suit :

$$\begin{cases} M_{ij} = m_i(A_j) \\ A_j \subseteq \Omega \end{cases}, \quad \forall 1 \leq j \leq 2^c \quad (3.2)$$

Déterminer une partition crédale revient à chercher, pour chaque objet P_i , les quantités $m_{ij}=m_i(A_j)$ ($A_j \neq \emptyset$, $A_j \subseteq \Omega$) de sorte que m_{ij} soit d'autant plus grande que la distance d_{ij} entre P_i et l'élément de A_j est faible. Il s'agit donc de définir la distance entre un individu et tout sous-ensemble de Ω . Similairement à l'algorithme des FCM, chaque classe ω_k est représentée par un centre $V_k \in \mathbb{R}^p$, p étant le nombre de sources. Pour chaque sous-ensemble $A_j \subseteq \Omega$, $A_j \neq \emptyset$, un centre \bar{V}_j est calculé comme le barycentre des centres associés aux classes composant A_j :

$$\bar{V}_j = \frac{1}{|A_j|} \sum_{k=1}^c s_{kj} V_k \quad \text{avec } s_{kj} = \begin{cases} 1 & \text{si } w_k \in A_j \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.3)$$

La distance d_{ij}^2 peut être définie comme une distance euclidienne [278] ou une distance de Mahalanobis [279]. Signalant que, pour l'ensemble vide assimilé à la classe de bruit, il est supposé à une distance fixe de tous les objets [280].

Le processus d'optimisation d'ECM consiste à rechercher une partition de crédale M et une matrice de centres de classes V qui minimisent la fonction objective suivante :

$$J_{ECM}(M, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{A_j \subseteq \Omega \\ A_j \neq \emptyset}} |A_j|^\alpha m_{ij}^\beta d_{ij}^2 + \sum_{i=1}^n \delta^2 m_{i\emptyset}^\beta \quad (3.4)$$

sous les contraintes :

$$\begin{cases} \sum_{j/A_j \subseteq \Omega, A_j \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} = 1 & \forall i = 1 \dots n, \\ m_{ij} \geq 0, & \forall i = 1 \dots n, \quad \forall A_j \subseteq \Omega \end{cases} \quad (3.5)$$

où :

- α et β sont des paramètres de pondération (les valeurs par défaut sont égales à 2),
- d_{ij} est la distance du P_i à V_j (le barycentre de A_j). Elle peut être définie par :

$$d_{ij}^2 = \|p_i - \bar{V}_j\|^2 \quad (3.6)$$

- $m_{ij} = m_i(A_j)$ et $m_{i\emptyset} = m_i(\emptyset)$. Comme $m_{i\emptyset}$ correspond à la croyance que P_i est un point aberrant, son cas est traité séparément du reste des autres sous-ensembles.
- δ indique la distance de l'ensemble des objets à l'ensemble vide [280], et elle est donnée sous la forme :

$$\delta^2 = \lambda \frac{1}{n \cdot c} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c d_{ij}^2 \right) \quad (3.7)$$

où λ est un paramètre à fixer (la valeur par défaut est égale à $\sqrt{20}$).

En utilisant un schéma d'optimisation alternée [281], semblable à celui du FCM, le problème de minimisation de J_{ECM} est résolu selon la démarche qui suivra. On considère dans un premier temps que V est fixe. Pour résoudre le problème de minimisation sous contraintes par rapport à M , on introduit n multiplicateurs de Lagrange λ_i :

$$\mathcal{L}(M, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = J_{ECM}(M, V) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(\sum_{j/A_j \subseteq \Omega, A_j \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} - 1 \right) \quad (3.8)$$

En dérivant le Lagrangien par rapport aux m_{ij} , $m_{i\emptyset}$ et λ_i et en annulant les dérivées partielles, on obtient :

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial m_{ij}} = \beta |A_j|^\alpha m_{ij}^{\beta-1} d_{ij}^2 - \lambda_i = 0 \quad (3.9)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial m_{i\emptyset}} = \beta \delta^2 m_{i\emptyset}^{\beta-1} - \lambda_i = 0 \quad (3.10)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_i} = \sum_{j/A_j \subseteq \Omega, A_j \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} - 1 = 0 \quad (3.11)$$

De l'équation (3.9), on aura :

$$m_{ij} = \left(\frac{\lambda_i}{\beta}\right)^{1/(\beta-1)} \left(\frac{1}{|A_j|^\alpha d_{ij}^2}\right)^{1/(\beta-1)} \quad (3.12)$$

De l'équation (3.10), on aura :

$$m_{i\emptyset} = \left(\frac{\lambda_i}{\beta}\right)^{1/(\beta-1)} \left(\frac{1}{\delta^2}\right)^{1/(\beta-1)} \quad (3.13)$$

En utilisant les équations (3.11), (3.12) et (3.13), on aura :

$$\left(\frac{\lambda_i}{\beta}\right)^{1/(\beta-1)} = \left(\sum_j \frac{1}{|A_j|^{\alpha/(\beta-1)} d_{ij}^{2/(\beta-1)} + \frac{1}{\delta^{2/(\beta-1)}}}\right)^{-1} \quad (3.14)$$

En mettant l'équation (3.14) dans l'équation (3.12), on obtient finalement l'équation suivante de mise à jour des masses :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{ij} = \frac{|A_j|^{-\frac{\alpha}{\beta-1}} d_{ij}^{-\frac{2}{\beta-1}}}{\sum_{A_k \neq \emptyset} |A_k|^{-\frac{\alpha}{\beta-1}} d_{ik}^{-\frac{2}{\beta-1}} + \delta^{-\frac{2}{\beta-1}}} \quad \forall A_j \subseteq \Omega, A_j \neq \emptyset, \forall i = 1 \dots n \\ m_i(\emptyset) = 1 - \sum_{A_j \neq \emptyset} m_{ij} \end{array} \right. \quad (3.15)$$

On considère maintenant que M est fixe. La minimisation de J_{ECM} par rapport à V est un problème d'optimisation non contraint. Les dérivées partielles de J_{ECM} par rapport aux centres des classes sont données par :

$$\frac{\partial J_{ECM}}{\partial V_l} = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^\alpha m_{ij}^\beta \frac{\partial d_{ij}^2}{\partial V_l} \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial d_{ij}^2}{\partial V_l} = 2(s_{lj})(p_i - \bar{v}_j) \left(-\frac{1}{|A_j|}\right) \quad (3.17)$$

Des équations (3.16) et (3.17), on obtient :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{ECM}}{\partial V_l} &= -2 \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^\beta (s_{lj})(p_i - \bar{v}_j) \\ &= -2 \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^\beta (s_{lj}) \left(p_i - \frac{1}{|A_j|} \sum_{k=1}^c s_{kj} V_k\right) \quad \forall l = 1, c \end{aligned} \quad (3.18)$$

En annulant ces dérivées, on trouve l équations linéaires par rapport à V_k :

$$\sum_{i=1}^n p_i \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^{\beta}(s_{lj}) = \sum_{k=1}^c V_k \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^{\beta}(s_{lj})(s_{kj}) \quad l = 1, c \quad (3.19)$$

Soit B une matrice de dimension $(c \times p)$ définie par :

$$\begin{aligned} B_{lq} &= \sum_{i=1}^n p_{iq} \sum_{A_j \neq \emptyset} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^{\beta}(s_{lj}) \\ &= \sum_{i=1}^n p_{iq} \sum_{A_j \ni \{w_l\}} |A_j|^{\alpha-1} m_{ij}^{\beta} \quad q = 1 \dots p, \quad l = 1 \dots c \end{aligned} \quad (3.20)$$

et H une matrice de dimension $(c \times c)$ définie par :

$$\begin{aligned} H_{lk} &= \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \ni \{w_k, w_l\}} |A_j|^{\alpha-2} m_{ij}^{\beta}(s_{lj})(s_{kj}) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \ni \{w_k, w_l\}} |A_j|^{\alpha-2} m_{ij}^{\beta} \quad k, l = 1 \dots c, \end{aligned} \quad (3.21)$$

Ainsi, les centres de classes V sont mises à jour en résolvant le système linéaire suivant :

$$HV = B \quad (3.22)$$

qui peut être résolu en utilisant un solveur de système linéaire standard telle la décomposition en valeurs singulières (SVD).

L'optimisation est effectuée dans un processus itératif. Pour chaque pas t , les matrices V_{t-1} et M_t sont calculées en utilisant les équations 3.3 et 3.15, respectivement. V_t est ensuite calculée en résolvant le système linéaire 3.22. Les itérations s'arrêtent lorsqu'on a convergence de V_t . C'est le principe de l'algorithme ECM.

3.4.2 Le ECM en segmentation

Le processus de segmentation par la théorie de l'évidence que nous proposons est composé de 3 parties importantes :

1. la modélisation des masses de croyance ;
2. l'intégration des informations du voisinage ;
3. la prise de décision.

L'étape 1 a été décrite dans la section précédente. Nous nous intéressons ici aux deux autres étapes et, plus particulièrement, à l'intégration des informations du voisinage.

3.4.2.1 Extraction est optimisation de la partie crédale

L'utilisation d'ECM, dans un contexte de segmentation, nécessite l'introduction d'une information absente dans les approches de classification

à savoir le voisinage ou la connexité spatiale. Afin d'adapter l'ECM à cette notion de connexité spatiale, nous considérons que dans une classe spatialement connexe ou région, une masse de croyance ne porte pas seulement une connaissance sur la classification d'un voxel, mais aussi, de manière pondérée, sur la classification de ses voisins. Ainsi, l'introduction de l'information des voisins assimile la classification ECM à un processus de segmentation basée région. En plus, cette étape de relaxation, permet à un voxel corrompu (associé à un bruit) d'être correctement classifié (au lieu d'être rejeté) grâce à l'information portée par ses voisins.

Dans notre application, chaque objet est un voxel provenant d'IRM prostatique. Ainsi, le *bba* m_i du voxel V_i est dit relaxé ou corrigé en le combinant avec les *bba*s de ses voisins selon une combinaison conjonctive. Nous avons considéré que toutes les sources sont fiables et que nous voulions avoir des informations plus que celles portées par les fonctions de croyance (*Annexe F*). Chaque masse m_i associée au voxel V_i sera, donc, relaxée en m'_i . Dans le système de voisinage 26-connexe, que nous avons choisi, nous proposons alors de définir la nouvelle masse de croyance m'_i associée à V_i par :

$$m'_i = m_i \oplus m_1 \oplus \dots \oplus m_{26} \quad (3.23)$$

où \oplus est l'opérateur de combinaison de Dempster normalisé (*Annexe F*). La masse m'_i résultante est alors dépendante de m_i mais aussi des masses m_j , $j=1,2,\dots,26$, des voisins.

Intuitivement, si on considère que la contribution d'un voisin dépend de sa distance au voxel considéré, dans [21] et [282], les auteurs ont proposé de pondérer les masses des voisins en utilisant un facteur d'affaiblissement (équation F.9, *Annexe F*) de ces masses. Cette pondération est dépendante de la distance qui sépare, spatialement, le voxel considéré avec son voisin. Plus le voxel est loin, moins il doit contribuer à la combinaison. Ceci est particulièrement pertinent dans le cas de l'IRM prostatique où les voxels sont significativement anisotropes⁹. Ainsi, les deux auteurs ont proposé de définir le facteur d'affaiblissement de masses α par :

$$\alpha_j = f(d_j^2) \quad (3.29)$$

où f est une fonction monotone décroissante et d_j , la distance euclidienne entre le voxel considéré et son $j^{\text{ème}}$ voisin.

Capelle et *al.* [282] ont opté pour une fonction exponentielle décroissante et Makni [21], pour une fonction inverse. Cependant, un trop faible affaiblissement tend à transformer les masses de croyance des voisins en des

⁹ Les voxels anisotropes sont des voxels parallélépipédiques ou anisométriques à la différence des voxels isotropes ou isométriques où chacun de leur côté sont de même dimension, et donc cubique.

sources de bruit. En plus, le choix des paramètres de la fonction d'affaiblissement, pour assurer un compris meilleur relativement aux caractéristiques de bruit et de dérives rencontrées dans la pratique, est assez difficile. Nous avons, donc, opté pour une autre manière de prendre en considération les voisins. Ainsi, et pour ce problème de bruit engendré par l'affaiblissement des voisins, nous avons utilisé des filtres. Nous avons, donc, proposé de réécrire les masses m_j en mr_j , en considérant un voisinage de 26, comme suit [283] :

$$mr_j = \frac{1}{26} \left(m_j + \sum_{k=1}^{26} m_k d_k^{-1} \right) \quad (3.30)$$

où d_k (d_k^2 , dans les calculs) est la distance normalisée euclidienne entre le voxel considéré V_i et son voisin V_j . Cela ressemble à l'écriture d'un filtre moyenneur dont les voisions sont pondérés. Ceci aidera à réduire la transformation de masses voisines en des sources de bruit tout en conservant l'information.

La distance d_k est calculée en tenant compte de l'anisotropie des voxels. Ainsi, dans un voisinage de 26, si on note :

$$\begin{cases} D_1: \text{la distance entre deux voxels partageant une face;} \\ D_2: \text{la distance entre deux voxels partageant une arête;} \\ D_3: \text{la distance entre deux voxels partageant un sommet.} \end{cases} \quad (3.31)$$

Nous notons aussi, D_x , D_y et D_z la taille du voxel suivant les trois directions cartésiennes X, Y et Z (Fig.3.12).

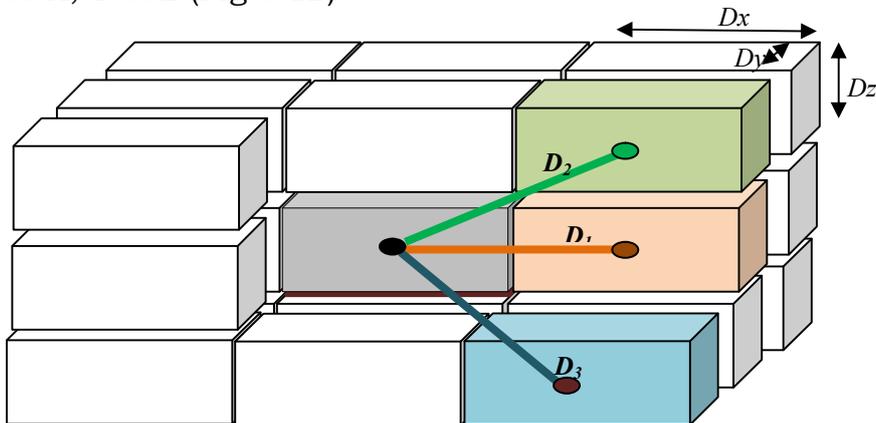


Fig.3.12 Les trois distance associées aux 26 voisins connexes.

Les distances euclidiennes normalisées pour les 6 voxels partageant une face sont:

$$\begin{cases} d_{face\ x} = \frac{D_x}{\min D} \\ d_{face\ y} = \frac{D_y}{\min D} \\ d_{face\ z} = \frac{D_z}{\min D} \end{cases} \quad (3.32)$$

où $d_{face\ x}$, $d_{face\ y}$ et $d_{face\ z}$ sont les distances dont les voxels partagent la face selon la direction X , Y et Z , respectivement. Notons que pour chaque direction nous aurons 2 distances.

Les distances euclidiennes normalisées pour les 12 voxels partageant une arête sont:

$$\begin{cases} d_{arête\ x} = \frac{\sqrt{D_y^2 + D_z^2}}{\min D} \\ d_{arête\ y} = \frac{\sqrt{D_x^2 + D_z^2}}{\min D} \\ d_{arête\ z} = \frac{\sqrt{D_x^2 + D_y^2}}{\min D} \end{cases} \quad (3.33)$$

où $d_{arête\ x}$, $d_{arête\ y}$ et $d_{arête\ z}$ sont les distances dont les voxels partagent l'arête selon la direction X , Y et Z , respectivement. Notons que pour chaque direction, nous aurons 4 distances.

Les distances euclidiennes normalisées pour les 8 voxels partageant un sommet sont:

$$d_{somme} = \frac{\sqrt{D_x^2 + D_y^2 + D_z^2}}{\min D} \quad (3.34)$$

Notons que $\min D = \min \{D_x, D_y, D_z, \sqrt{D_y^2 + D_z^2}, \sqrt{D_x^2 + D_z^2}, \sqrt{D_x^2 + D_y^2}, \sqrt{D_x^2 + D_y^2 + D_z^2}\}$ est la distance minimale entre les différentes distances.

La combinaison conjonctive des masses dans l'étape de relaxation est, en définitive, donnée par :

$$m'_i = m_i \oplus mr_1 \oplus \dots \oplus mr_{26} \quad (3.35)$$

Ainsi, l'algorithme complet ECM, adapté à la segmentation et possédant une étape de relaxation est décrit dans le tableau 3.2. Dans notre application, à chacun des n voxels $\{V_i\}_{1 \leq i \leq n}$ de l'image, nous associons la forme $P_i = [p_1^i, p_2^i]$ où $[p_1^i, p_2^i]$ sont les valeurs mesurées par les deux sources d'informations que nous avons utilisées. Le processus de segmentation classe les formes $\{P_i\}_{1 \leq i \leq n}$ en deux classes, ω_1 pour la zone périphérique et ω_2 pour la zone de transition. Ces deux classes formeront le cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$.

3.4.3.2 Prise de décision

Au niveau de l'extraction et de l'optimisation de $bbas$, nous mesurons la croyance sur l'appartenance de chaque voxel à l'une des classes $\omega \in \Omega$ mais nous mesurons également la croyance sur le rejet (\emptyset) et les disjonctions $A \subseteq \Omega$ qui peuvent être interprétées comme "doute" sur l'appartenance au voxel. Une décision doit toujours être prise pour classer les voxels dans l'une des classes de Ω .

Tab. 3.2 Algorithme ECM modifié en introduisant une relaxation crédale.

Entrées	n formes $\{P_i\}_{1 \leq i \leq n}$ c : nombre de classes $1 < c < n$
Paramètres	$\alpha \geq 0$: (défaut 2) $\beta > 1$: (défaut 2) $\delta > 0$: distance à l'ensemble vide ϵ : seuil d'arrêt
Initialisation	$t \leftarrow 0$; Calculer $d_{face\ x}$, $d_{arête\ x}$ et $d_{sommet\ x}$ selon (3.32), (3.33) et (3.34), respectivement ; Initialiser V_0 ;
Répéter	$t \leftarrow t+1$ Calculer M_t grâce à t (3.15) ; Réécrire les masses selon (3.30) ; Relaxer M_t en utilisant (3.35) ; Calculer H_t et B_t grâce à (3.20) et (3.21) ; Résolution de $H_t V_t = B_t$;
Jusqu'à	$\ V_t - V_{t-1}\ < \epsilon$

En effet, dans notre cas, à chaque voxel-forme est associé une masse $m(\cdot)$ représentant la croyance attribué aux propositions suivantes :

- w_1 : le voxel appartient à la ZP ;
- w_2 : le voxel appartient à la ZT ;
- Ω : l'ignorance sur l'appartenance du voxel à ZT ou ZP ;
- Φ : le voxel est considéré comme un bruit et rejeté.

Le niveau de décision peut être atteint en transformant les *bbas* m en une mesure de probabilité selon différentes stratégies [284, 285, 286]. Nous avons choisi d'utiliser celle développée par [284] car les masses de croyance attribuées à Ω et Φ sont équitablement réparties sur les autres propositions. En d'autres termes, l'étiquetage final divisera la prostate en deux régions ZT et ZP. Cette probabilité est calculée comme suit:

$$Prob(w_i) = \frac{1}{1 - m_i(\emptyset)} \sum_{w \in A} \left(\frac{m_i(A)}{|A|} \right), \quad \forall w_i \in \Omega \quad (3.19)$$

où $|A|$ représente la cardinalité de l'ensemble A .

La règle de décision est définie finalement par l'expression suivante:

$$R_i = arg \left[\max_{w_i \in \{w_1, w_2\}} Prob(w_i) \right] \quad (3.20)$$

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons successivement introduit différents éléments indispensables au contexte de la segmentation zonale de la prostate. Dans un premier temps, nous avons décrit les différentes techniques de l'imagerie ainsi que leurs principaux avantages et défauts

pour la détection des zones importantes de la prostate. Parmi les différentes méthodes utilisées pour l'image de la prostate, TRUS et l'IRM sont les plus efficaces pour mesurer le volume et la description de l'anatomie zonale. En outre, TRUS est largement utilisé pour les biopsies et pour guider les manipulations dans les traitements ultérieurs tels que la curiethérapie et traitements au laser. Cependant, son rôle dans l'identification des foyers de la tumeur est très limité. Actuellement, l'IRM est la norme d'or pour l'évaluation morphométrique de la prostate car elle fournit la meilleure représentation des contours de la glande et l'anatomie zonale interne. Pour cette raison, nous l'avons choisie comme modalité d'image dans le cadre dans notre travail.

Dans un second temps, nous avons abordé la segmentation de la prostate dans les IRM. Cette étude nous a permis de mettre en évidence un certain nombre de difficultés inhérentes à notre problématique de segmentation. Tout d'abord, la segmentation de telles images est une tâche non triviale. En effet, la prostate est un organe complexe et composé de différentes structures anatomiques qui s'entremêlent. De plus, la frontière physique entre ces différentes structures est particulièrement délicate à définir même pour un œil expert. Ensuite, même si l'imagerie par résonance magnétique représente un outil de visualisation de qualité, elle comporte, comme toute imagerie, des défauts qui dégradent la qualité et le rendu des acquisitions. Néanmoins, nombreuses familles de méthodes ont été appliquées à la segmentation de la prostate dans les images IRM. 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. 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. Seulement, pour faire face à l'hétérogénéité de la prostate, les méthodes de segmentation doivent s'appuyer sur des caractéristiques poussées.

Au vu de ces constatations, nous avons proposé, dans ce chapitre, une méthode de segmentation permettant la localisation des deux zones de la prostate. L'approche de segmentation que nous avons adoptée est fondée sur la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer qui est apte à gérer l'incertitude des données à traiter et l'aspect multi-sources des informations manipulées. De plus, afin de répondre à la problématique de segmentation, c'est-à-dire de découpage du volume prostatique en régions, nous avons proposé de prendre en considération les corrélations spatiales par l'intégration des informations provenant du voisinage lors de la modélisation des données. Afin d'étudier le comportement et évaluer les performances de la méthode développée dans ce chapitre, nous procéderons à l'appliquer aux IRM prostatiques pour la détection des deux zones de la prostate. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 4

Implémentation et résultats expérimentaux

4.1 Introduction

Rappelons que l'objectif de notre travail s'inscrit dans le cadre de la segmentation zonale de la prostate. Ce travail permet notamment d'utiliser l'information *a priori* fournie par l'atlas probabiliste en passant par l'étape de recalage. Il permet, aussi, d'exploiter la théorie de l'évidence dans le processus de segmentation qui est la finalité de ce travail de thèse. Dans ce chapitre, nous décrivons la méthodologie globale suivie pour atteindre l'objectif tracé. Nous expliciterons les différents blocs puis justifierons la pertinence des choix qui nous ont conduits à la méthodologie développée. Par la suite, nous nous étalerons sur le coté expérimental en décrivant les données utilisées et les métriques de validation et en évaluant les résultats obtenus.

4.2 Vue globale de la méthode développée

Nous allons donner un aperçu de trois étapes fondamentales de la méthode proposée. La méthodologie globale est présentée à la figure 4.1. La méthode repose sur le recalage et la segmentation. L'atout de cette méthode est l'apport de l'atlas probabiliste. L'utilisation de ce type d'atlas sera considéré comme une information *a priori* des deux zones dans notre cas. Les données sont constituées des images à segmenter ainsi que des atlas probabilistes des deux zones de la prostate, à savoir la zone périphérique et la zone de transition. Le recalage consiste à aligner les deux atlas sur l'image à segmenter. Vient, ensuite, l'étape de segmentation proprement dite. Elle consiste à segmenter les deux zones de la prostate de l'image considérée en utilisant le nouveau ECM développé au chapitre 3 (section 3.4). La segmentation ne se fait pas sur tout le domaine de l'image,

mais sur un volume d'intérêt (VOI, pour *Volume Of Interest*) extrait à l'aide de la méthode développée dans [58]. La figure 4.2 résume ces différentes étapes.

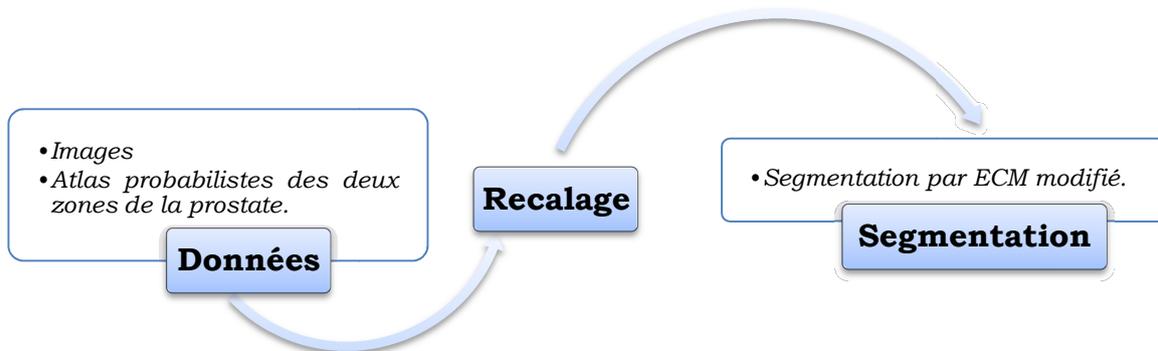


Fig.4.1 Vue d'ensemble de la méthode suivie pour la segmentation zonale de la prostate.

La méthode permet une segmentation presque complètement automatique ne nécessitant qu'une petite interaction utilisateur au niveau du recalage. Un simple prétraitement est effectué sur les images à segmenter. Il s'agit d'un filtre médian appliqué sur ces images. Une petite procédure de post-traitement est, notamment, réalisée, afin de lisser le résultat. Ainsi, l'analyse des composantes connexes est utilisée pour sélectionner la composante voulue, comme première étape. L'érosion et la dilatation sont ensuite effectuées pour éliminer les petits objets attachés à la segmentation.

4.3 Description des données

4.3.1 Base d'images utilisée

Dans le cadre de notre travail, deux bases de données ont été considérées. Toutes les deux sont constituées d'images IRM en pondération T2-W¹. La première², contenant des images de 13 patients, est celle de MICCAI³ 2012 Challenge (tableau 4.1). La seconde est une base de données multicentrique, recueillie sur cinq sites. Elle est composée d'images de 22 patients (tableau 4.2). Comme l'apparence de la prostate sur les images est influencée par différents paramètres tels que l'âge du patient et le diagnostic final du cancer, les images ont été sélectionnées de manière à être représentatives de la population. Ainsi, les patients étaient dans la gamme

¹ Elles sont enregistrées au format DICOM (**D**igital **I**maging and **C**ommunication in **M**edicine). Ce format permet d'obtenir les images du patient ainsi que toutes les informations associées dans un format identique.

² <http://promise12.grandchallenge.org/Download/showSection/data>

³ **M**edical **I**mage **C**omputing and **C**omputer **A**ssisted **I**ntervention.

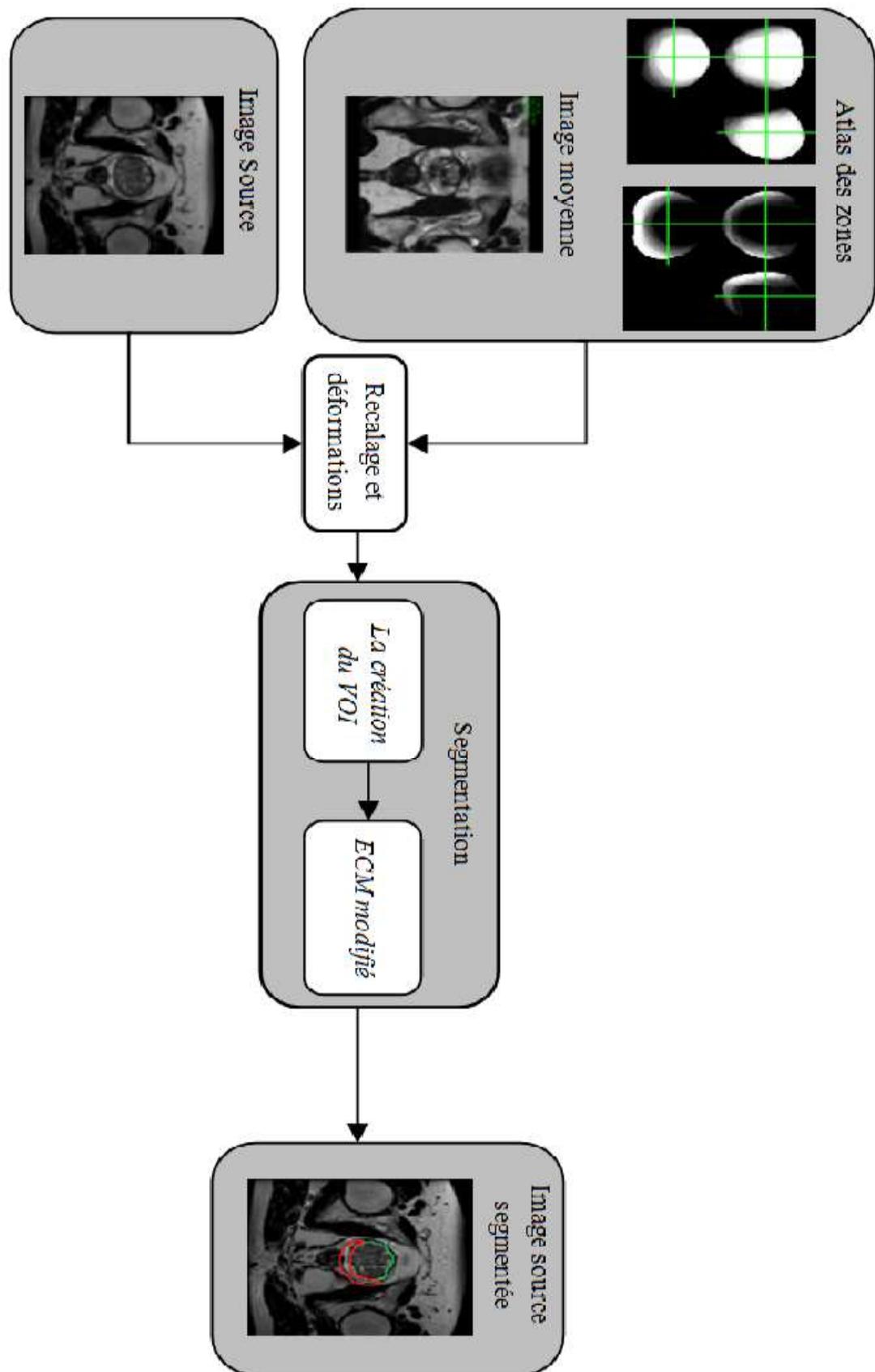


Fig.4.2 Diagramme de la méthode de segmentation zonale prostatique proposée [283].

d'âge ente 45 et 68 ans avec un âge moyen de 56 ans alors que les volumes de prostate étaient dans la gamme entre 24 et 82 cm³ avec un volume moyen de 43 cm³. Pour le diagnostic, 14 patients (63,6%) ont été diagnostiqués «positifs» pour le cancer. En résumé, les images des patients sont choisies de tel sorte à avoir différentes formes et apparences de la prostate et éventuellement des deux zones.

Tab.4.1 Paramètres des volumes de la première base.

Patients	Dimension du Voxel en mm	Taille de l'image
1-4, 6,7	0.625x0.625x3.6	320x320x20
5	0.625x0.625x3.6	320x320x20
8-10	0.39x0.39x3.3	512x512x23
11	0.468x0.468x3.33	384x384x28
12	0.351x0.351x3.3	512x512x26
13	0.625x0.625x3.6	320x320x28

Tab.4.2 Paramètres des volumes de la deuxième base.

Patients	Dimension du Voxel en mm	Taille de l'image
1-4, 6-15	0.31x0.31x4	512x512x15
5, 17-20	0.78x0.78x3	256x256x24
16	0.39x0.39x3	512x512x22
21	0.47x0.47x4	512x512x15
22	0.74x0.74x4	512x512x20

4.3.2 Atlas

Pour résumer et rappeler ce qui a été dit au chapitre 1 (section 1.4.3.1), la création des atlas de la prostate, la zone périphérique et de transition a nécessité plusieurs étapes. En effet, des délimitations manuelles des structures étaient réalisées par un radiologue sur 30 images IRM de patients différents. Ensuite, des maillages ont été créés pour chaque structure, permettant ainsi d'avoir des fichiers binaires. Vient l'étape de description statistique de formes réalisée à l'aide de l'ACP. Ensuite, nous avons la description probabiliste des deux zones. Cette description permet de prendre en compte la variabilité inter-patients. Elle peut être intégrée comme une connaissance *a priori* dans un processus de segmentation automatique. A partir de là, nous obtenons les atlas probabilistes décrivant la répartition zonale des deux zones. Ces deux atlas se présentent sous forme de deux volumes de taille 512*512*15 et un volume voxel de 0.31*0.31*4 mm³.

4.4 Recalage

Le recalage est une étape importante dans les algorithmes de segmentation basés sur les atlas. Sans une transformation précise des structures à segmenter, le résultat de segmentation ne peut pas s'effectuer avec précision, vu que les volumes de l'image à segmenter et les atlas ne sont pas de même nature. En effet, l'image à segmenter est une image de type T2-W, tandis que les atlas sont des volumes contenant des probabilités. Il n'existe pas une méthode bien spécifique pour ce cas. Pour cette raison, nous avons développé une stratégie focalisée sur la prostate. Cette stratégie est composée de deux étapes (Fig.4.3).

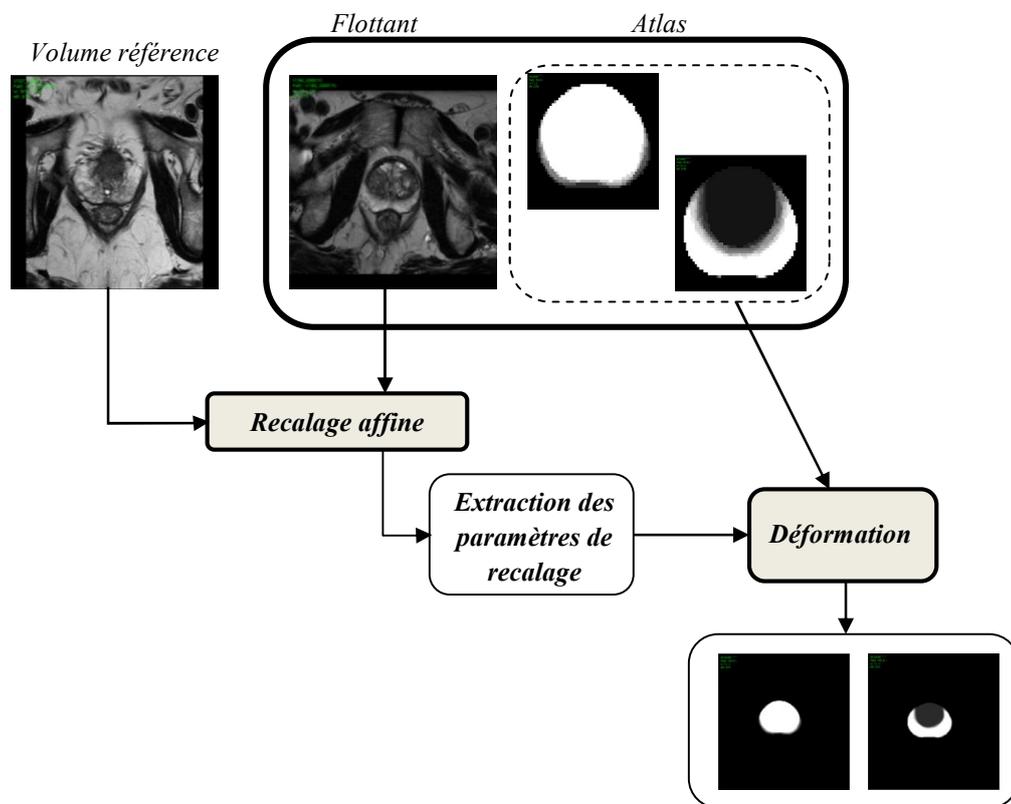


Fig. 4.3 Les deux étapes de la stratégie de recalage des atlas.

4.4.1 Recalage affine

Ce recalage est accompli en deux phases. Une phase préliminaire de recalage globale et une deuxième phase de raffinement du recalage. Dans un premier temps, vu que le recalage concerne l'image source sur une image référence, le choix de cette image référence est importante. Ainsi, elle peut être choisie de façon arbitraire [287, 288] ou, d'une façon arbitraire au premier temps, puis de réinjecter le résultat de la construction d'atlas comme une nouvelle référence [289]. D'autres auteurs s'attachent à choisir la référence comme étant l'individu le plus proche de tous les individus de la

base de données [290]. Dans la base choisie pour la création de l'atlas, un patient avec une prostate de volume moyen est choisi comme référence parmi 30 patients, les 29 autres sont alignées sur cette référence (Fig. 4.4). C'est cette référence que nous avons reprise. Seulement, dans notre cas, ce sont les atlas qui devront s'aligner sur l'image à segmenter. Ainsi, l'image de référence est l'image à segmenter et l'image flottante est l'image de la figure 4.4. Le volume flottant désigne donc l'image de référence des atlas et le volume de référence désigne le volume à segmenter. Le recalage consiste, alors, à aligner le volume flottant sur le volume de référence.



Fig.4.4 La coupe centrale du volume de référence.

Dans cette partie et avant d'appliquer un recalage, l'utilisateur intervient en choisissant le centre, l'apex et la base de la prostate dans le volume de référence. Lors du choix du centre du volume de référence, l'utilisateur aperçoit un rectangle de dimension arbitraire avec un centre (Fig.4.5). Il n'aura donc qu'à positionner le centre du rectangle sur le centre de la prostate et, ensuite, de redimensionner le rectangle pour englober toute la prostate dans sa coupe centrale. Ce rectangle n'est autre qu'un parallélogramme qui englobera toute la prostate du volume. Nous effectuerons le recalage juste dans ce parallélogramme. Pour le volume flottant, ces différentes informations sont déjà sauvegardées dans un fichier. Ils sont chargés automatiquement lors du lancement du processus. Cette tâche permettra d'extraire les points de repères ou *landmarks*. Nous aurons le centre de la prostate, son apex, sa base, et les quatre intersections du rectangle avec la prostate suivant le centre (Fig. 4.5).

Un recalage préliminaire rigide, avec l'algorithme du Plus Proche Point itéré ou l'ICP est appliqué sur les cinq *landmarks* du centre de la prostate. Ceci nous permettra d'avoir les paramètres de translation et de rotation. Les paramètres de mise à l'échelle le long des axes x , y et z sont obtenus par la mesure de la similarité entre la largeur, la longueur et la profondeur (respectivement) de la prostate sur les deux parallélogrammes extraits des deux volumes. Une fois les différents paramètres obtenus, une transformation affine est appliquée sur le volume flottant. Cette même

transformation est appliquée sur les deux atlas. Par la suite, une étape de raffinement est appliquée. Elle consiste à recalcr les deux volumes en utilisant un recalage iconique affine par l'information mutuelle. Il est réalisé selon le pipeline de la figure 2.14, du chapitre 2. Des paramètres optimaux sont obtenus à la fin de cette étape.

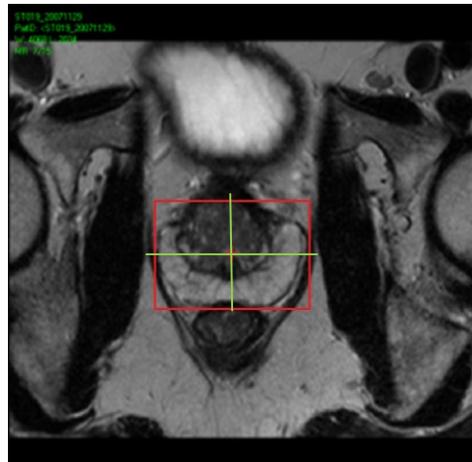


Fig.4.5 La fenêtre qui englobera la prostate.

4.4.2 Déformation

Les paramètres optimaux obtenus de l'étape précédente sont appliqués aux atlas afin de les aligner au volume de référence. Une fois les deux atlas des deux zones sont bien recalés, une image atlas est construite. C'est une image combinant les deux atlas. Les intensités sont attribuées selon les probabilités de chaque atlas et en corrélant les régions avec les informations réelles des deux zones. En effet, la zone périphérique se présente comme une zone claire (en *hyperintensité*) alors que la zone de transition comme une zone sombre (en *hypointensité*) (Fig.4.6). Pour que le résultat ne dépende pas principalement de l'image atlas qui est non bruitée, nous lui avons ajouté du bruit. Ainsi, l'espaces des paramètres est alors constitué des intensités de l'IRM en pondération T2 et l'image atlas. Ces paramètres sont inclus dans un processus de classification/segmentation évidentielle.

4.5 Segmentation

Une fois les deux atlas des deux zones sont bien recalés, vient l'étape de segmentation proprement dite. Elle consiste à segmenter les deux zones de la prostate, quel que soit son volume, en utilisant le nouveau ECM que nous avons modifié [283] et détaillé dans le chapitre précédant. Des valeurs par défauts ont été attribuées aux paramètres de l'algorithme sachant que ceux-ci n'auront de réel impact que dans le cas d'un cadre discernement comptant plus de deux classes [278].

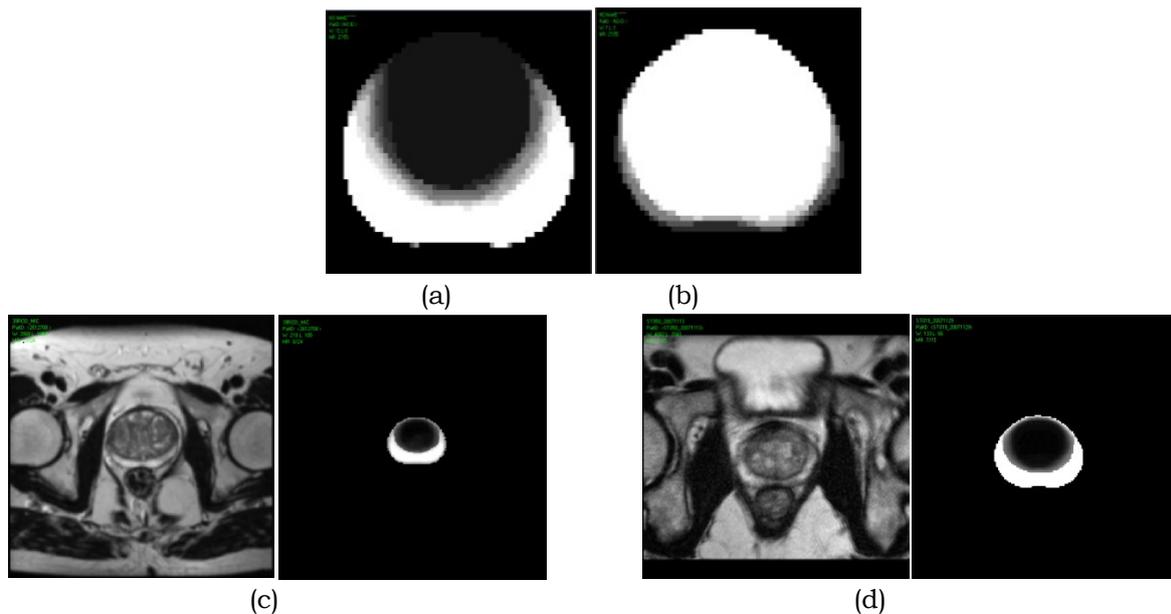


Fig.4.6 La coupe central en plan axial de : (a) l'atlas de la zone périphérique et (b) de la zone de transition avant le recalage (première ligne), (c) l'IRM du patient 6 de la deuxième base et son image atlas obtenue après recalage et (d) l'IRM du patient 8 de la deuxième base et son image atlas obtenue après recalage.

Nous aurons deux sources d'informations pour notre processus de segmentation à savoir l'IRM en pondération T2 et l'image atlas. Afin de réduire l'espace de recherche, un premier traitement est appliqué pour extraire la zone de la prostate. En d'autres termes, la segmentation ne sera pas effectuée sur tout le domaine de l'image mais sur un VOI autour de la prostate. Comme il a été souligné dans le chapitre 3, la segmentation de la prostate à partir d'images IRM a été largement discutée et différents algorithmes efficaces ont été publiés. Pour avoir le VOI, nous avons utilisé une de ces méthodes [58]. Cette étape est de pré-segmentation.

4.6 Expérimentations

4.6.1 Implémentation

Nous avons implémenté notre méthode sur un processeur AMD Athlon XP avec 2 Go de RAM, en utilisant l'environnement de programmation de la plateforme ArtiMED⁴. L'utilisateur interagit dans l'étape de recalage. Il prend typiquement moins de 5 secondes. Il lui suffit de dessiner une boîte rectangulaire sur un objet cible (prostate) dans la coupe centrale et choisir l'apex et la base de la prostate de chaque volume. Dans l'étape de

⁴ ArtiMED est une plateforme logicielle, développée sous environnement Borland C++, regroupant plusieurs applications et de nombreuses bibliothèques et a pour domaine d'application l'imagerie médicale. Le projet ArtiMED a vu le jour, il y a quelques années pour répondre aux besoins du personnel soignant dans l'exploitation des images collectées lors d'examen médicaux. ArtiMED ne se résume pas seulement à l'analyse des images médicales, elle permet également la gestion d'une base de données patients, qui rassemble les informations relatives aux patients telles que le nom, la date de naissance, les modalités d'examen, la pathologie, le médecin, etc.

segmentation et dans toutes nos expériences, des valeurs par défaut ont été attribuées aux paramètres de l'algorithme d'ECM adopté : $\alpha = 2$, $\beta = 2$, $\delta = \sqrt{20}$.

4.6.2 Prétraitement des données

Les images médicales sont généralement échantillonnées à des résolutions spatiales différentes et ont des plages dynamiques différentes. En effet, ces images ou volumes en 3D ont des positions et des orientations différentes. De plus, les propriétés des capteurs des différentes modalités peuvent induire une forte anisotropie des voxels et des différences de résolution spatiale. Pour les plages dynamiques de ces données, nous noterons que, dans notre cas, l'utilisation de l'attribut d'*a priori* comme source de données introduit une nouvelle dynamique qui n'est ni celle de l'imagerie classique ni celle de l'IRM. Une étape de prétraitement est donc inévitable pour pouvoir utiliser ces données hétérogènes. Deux prétraitements sont donc envisagés. Il s'agit d'une uniformisation spatiale et d'une normalisation des dynamiques. Pour la première tâche, nous optons pour un sur-échantillonnage automatique des volumes d'IRM suivant la plus haute résolution détectée parmi les données. Cette opération est effectuée à l'aide d'une reconstruction multi-planaire (MPR). Une reconstruction très utilisée dans la représentation d'un plan de coupe dans des volumes de données image (*Annexe E*). Quant à la technique de normalisation, elle permet d'uniformiser les dynamiques des différents attributs afin de contourner le problème du biais de l'estimation des degrés d'appartenance lors de la segmentation. Nous optons pour une normalisation linéaire qui n'introduit aucun biais et qui est non-destructive. Les données normalisées dans l'intervalle unité sont représentées dans l'intervalle [0;1] et auront tous 0 et 1 comme bornes de dynamique et, ceci, quelle que soit la source utilisée. Ainsi, dès le chargement des données constituées d'images et d'atlas, cette étape de prétraitement s'exécute automatiquement.

4.6.3 Evaluation

La base de données MICCAI a permis de mettre en évidence les performances de l'étape d'extraction de toute glande prostatique, vu que la segmentation de référence était disponible. Pour la deuxième base, la segmentation de référence n'est autre que la segmentation manuelle effectuée par un expert radiologue ayant plus de 15 ans d'expérience. En effet, nous avons choisi d'effectuer la validation par rapport aux délimitations manuelles effectuées par un radiologue expérimenté (Philippe Puech, radiologue au CHRU Huriez de Lille). Celui-ci a utilisé des images RM

multiparamétriques avec des tranches transversales, sagittales et coronales, pour dessiner les contours aussi précisément que possible.

L'évaluation s'est donc faite en comparant le résultat de notre segmentation noté V_s à un résultat de segmentation manuelle, notée V_m , en utilisant le coefficient de similarité (DSC) en %, le taux de recouvrement (TR) en % et la distance euclidienne moyenne (DIST) en mm (*Annexe C*). Les valeurs de ces différentes métriques sont données sous forme *moyenne ± écart type*. Le temps d'exécution moyen de la méthode que nous proposons, pour chaque image, était de 15 ± 5 s pour le recalage en plus de 50 ± 5 s pour la segmentation, pour un temps total de moins de 2mn.

4.6.4 Résultats

Nous avons effectué un premier test où nous avons justifié l'utilisation de la pondération T2 et l'image atlas comme les seules sources de données. En effet, nous avons appliqué la méthode en utilisant comme sources de données trois types d'acquisition IRM (Fig. 4.7): une série pondérée au T2, une série pondérée au T1 avec injection de produit de contraste (T1 DCEMRI) et une série d'IRM de diffusion (DWI). Ces volumes appartiennent à la deuxième base. Ces volumes ont été ré-échantillonnés pour avoir la même résolution, en utilisant la procédure décrite dans l'*annexe E*. Aucun recalage spatial n'était requis du fait que les patients étaient immobilisés pendant l'acquisition des différentes séries. Tous les canaux de données, y compris les séries IRM et l'image atlas, ont été normalisés linéairement dans l'intervalle unité.

Une évaluation quantitative a été effectuée en utilisant les quatre sources d'informations dans un premier temps (*Test1*) et, en deuxième lieu, en utilisant juste les deux sources T2 et l'image atlas (*Test2*). Les résultats obtenus (Fig.4.8) justifient l'utilisation de la T2 et l'image atlas comme seules sources de données.

Nous avons ensuite effectué un test sur la deuxième base qui justifie l'emploi de la VOI. En effet, nous avons appliqué la méthode sur toute l'image comme test 1(Direct) et sur le VOI comme test 2. La figure 4.9 montre les résultats quantitatifs sur la prostate, la ZT et la ZP. Le DSC médian était de 81% (test 1) contre 84% (test 2) pour la prostate, 69% (test 1) contre 72% (test 2) pour la ZT, 57% (test 1) contre 59% (test 2) pour la ZP.

En ce qui concerne la méthode de segmentation adoptée, les résultats qualitatifs pour la deuxième base sont présentés dans les figures 4.10, 4.11, 4.12, 4.13 et 4.14. Les figures 4.15 et 4.16 présentent le résultat de segmentation de deux patients choisis de la base MICCAI. Pour l'un des deux patients, nous avons réalisé la segmentation manuelle de l'image afin d'avoir les résultats quantitatifs. Quant à la figure 4.17, elle montre une superposition du résultat de segmentation des deux zones sur la coupe

centrale du patient 6 de la base MICCAI et du patient 13 de la deuxième base. Le tableau 4.3 donne les résultats quantitatifs.

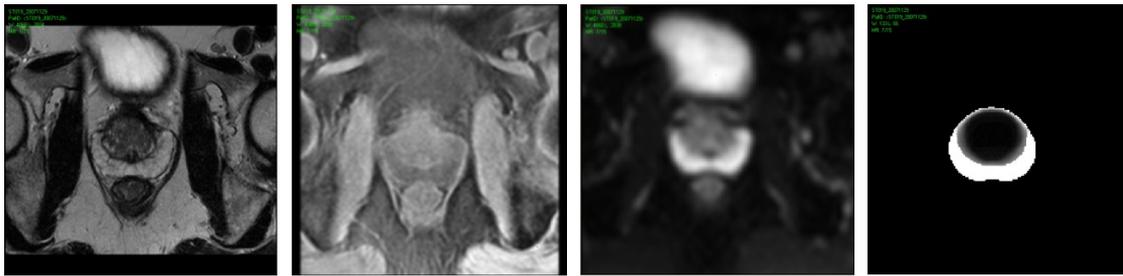


Fig.4.7 Illustration des données multi-sources utilisées pour le patient 7 en plan axial de la coupe centrale. De gauche à droite : IRM en pondération T2, IRM avec injection de produit de contraste en pondération T1 (T1 CEMRI), IRM de diffusion (DWI) et l'image atlas.

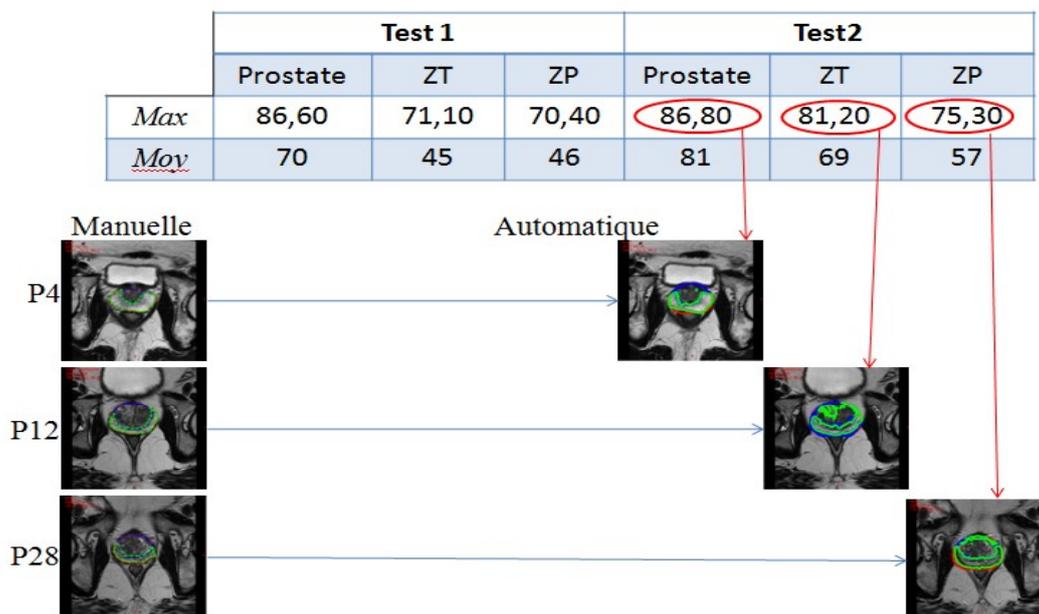


Fig.4.8 L'évaluation du résultat de segmentation en coefficient de similarité (DSC) pour les tests 1 et 2.

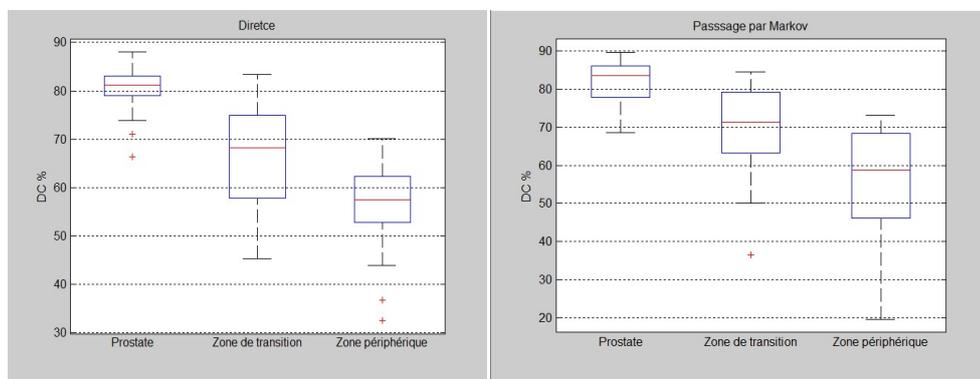


Fig.4.9 Boîtes à moustaches représentant les DSCs pour chaque type de zone y compris la prostate en entière, sur les deux tests effectués : sans utilisation de VOI (à gauche) et avec utilisation de VOI (à droite).

Tab. 4.3 Résultats quantitatifs de segmentation pour les deux bases.

	Zones	DSC (%)	TR (%)	DIST (mm)
Base MICCAI	Prostate	77.02 ± 5.26	//	3.8±1
Base 2	Prostate	81.78±5.86	69.57±8.14	3.00±1.5
	TZ	70.23±12.06	64.40±13.44	4.5±1.8
	PZ	62.00±7.27	57.30±11.60	5.2±2.7

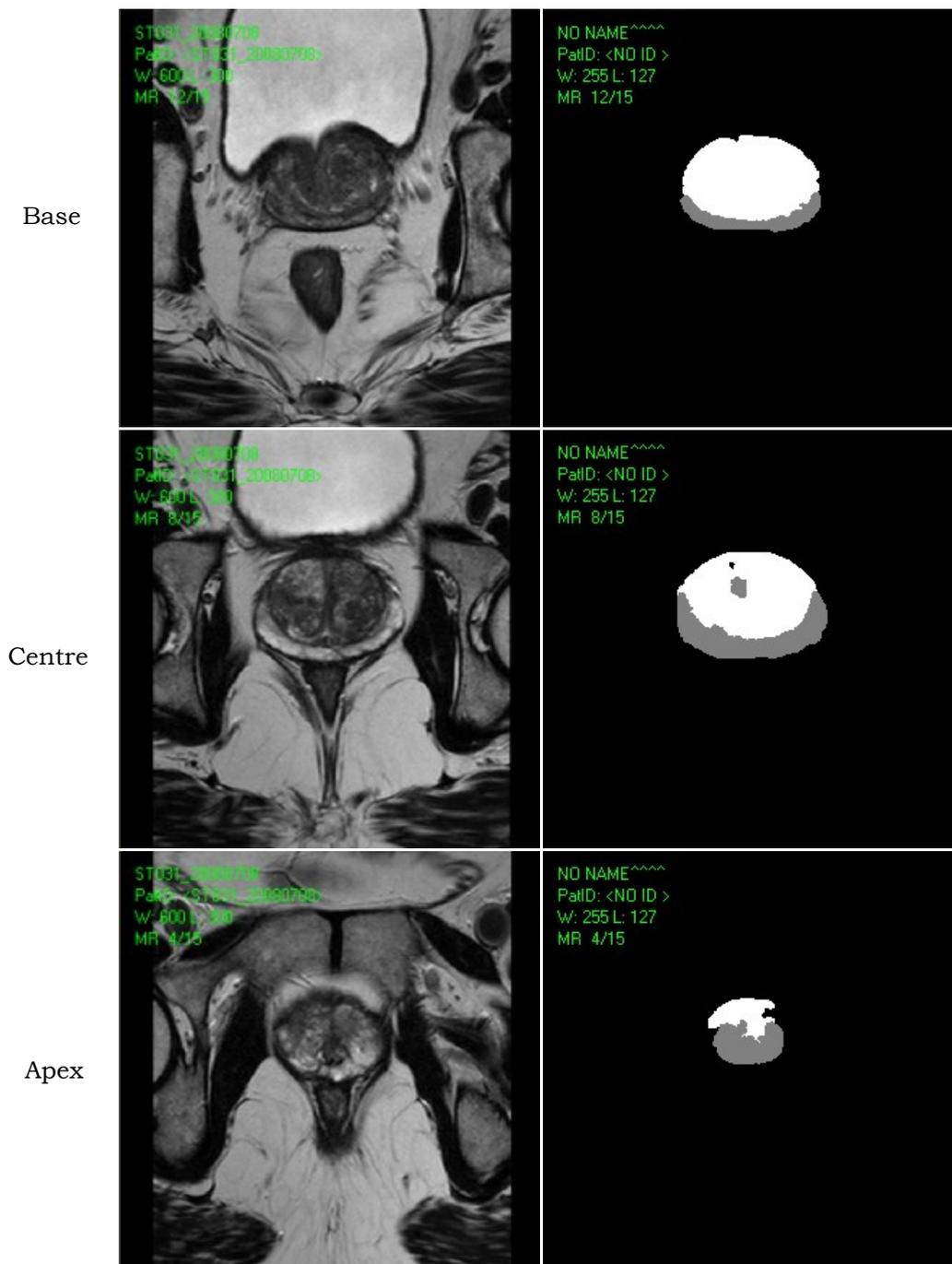


Fig. 4.10 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 3 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

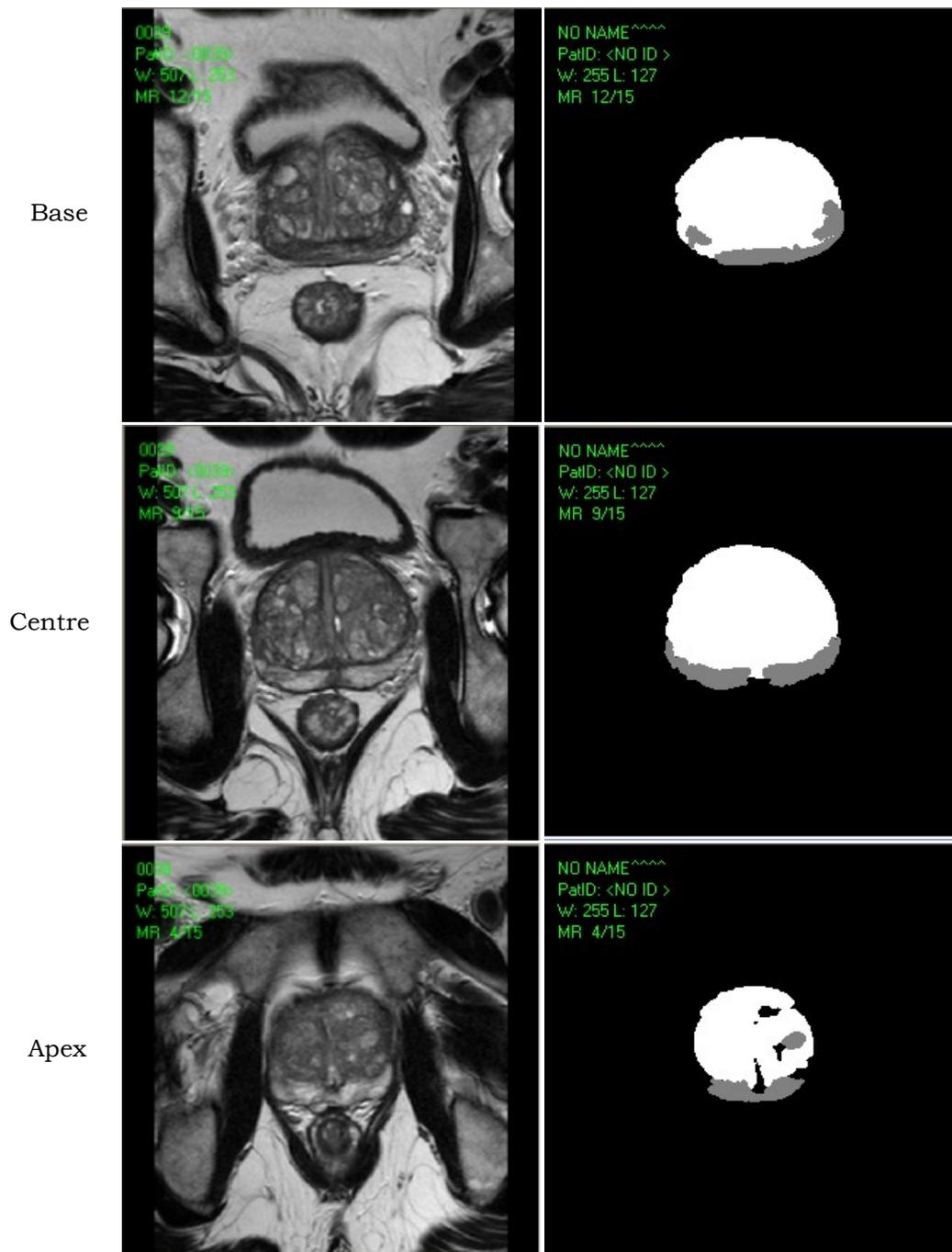


Fig. 4.11 Les résultats de segmentation des deux régions pour : le patient 4 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

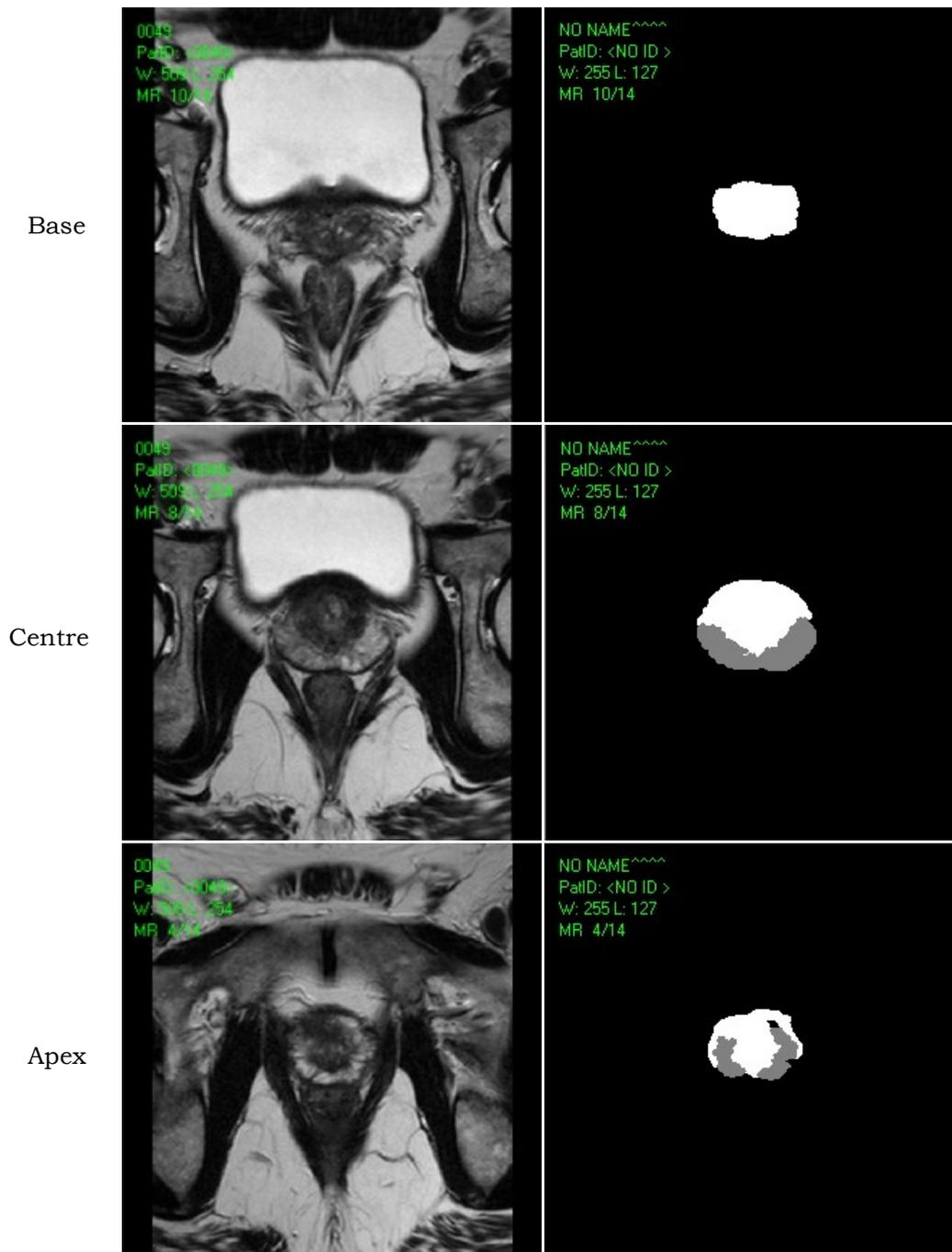


Fig. 4.12 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 9, de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

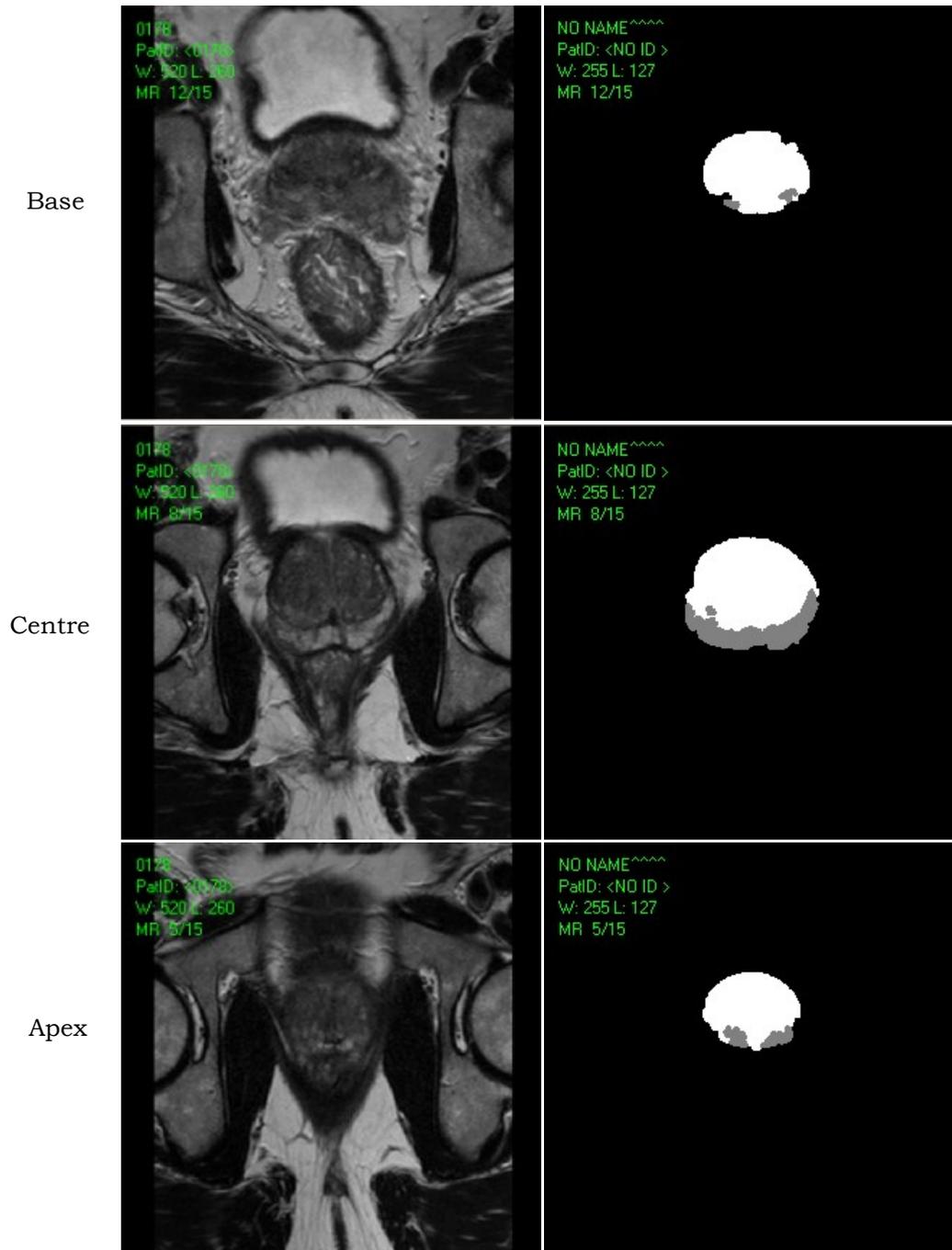


Fig. 4.13 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 13 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

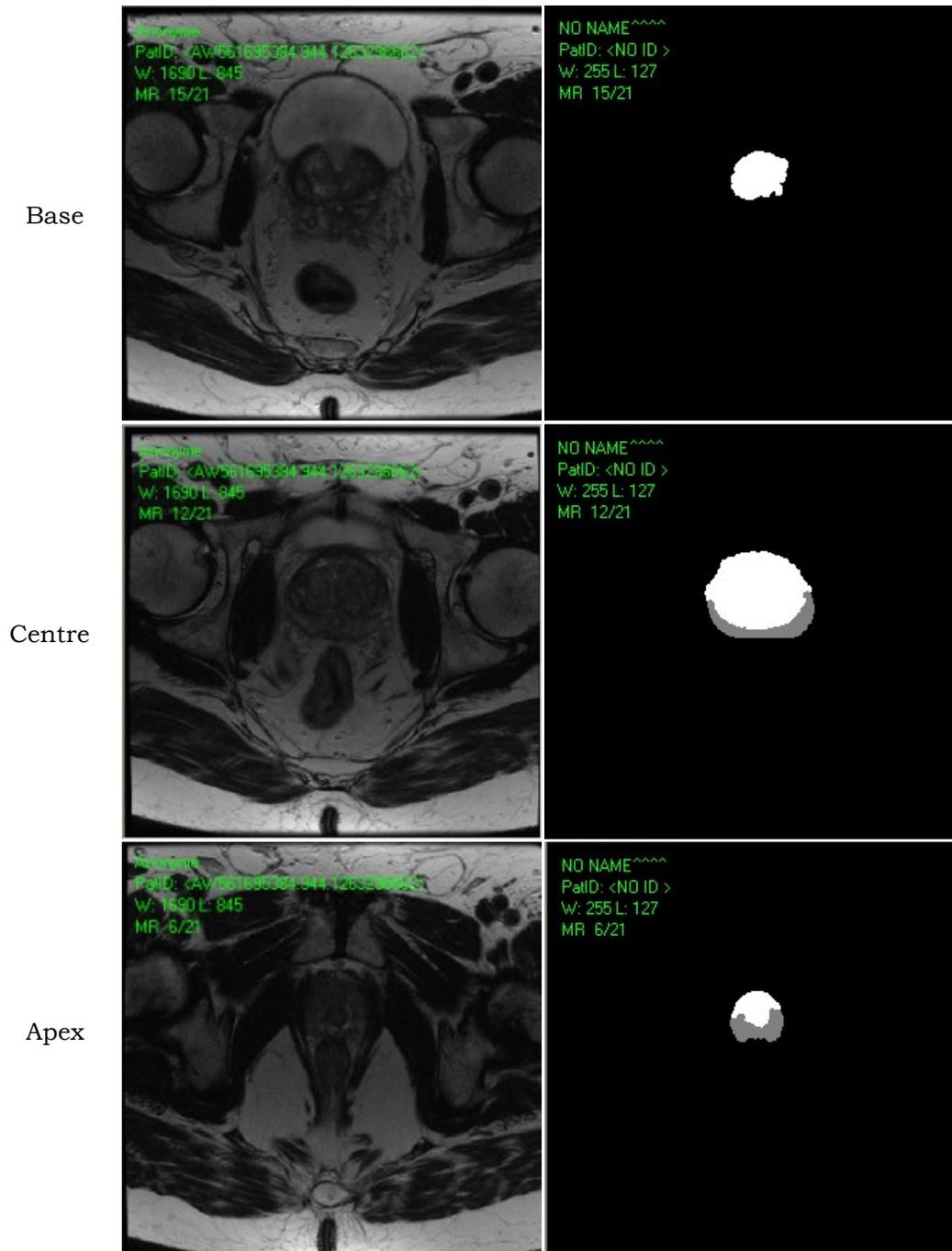


Fig. 4.14 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 16 de la deuxième base. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

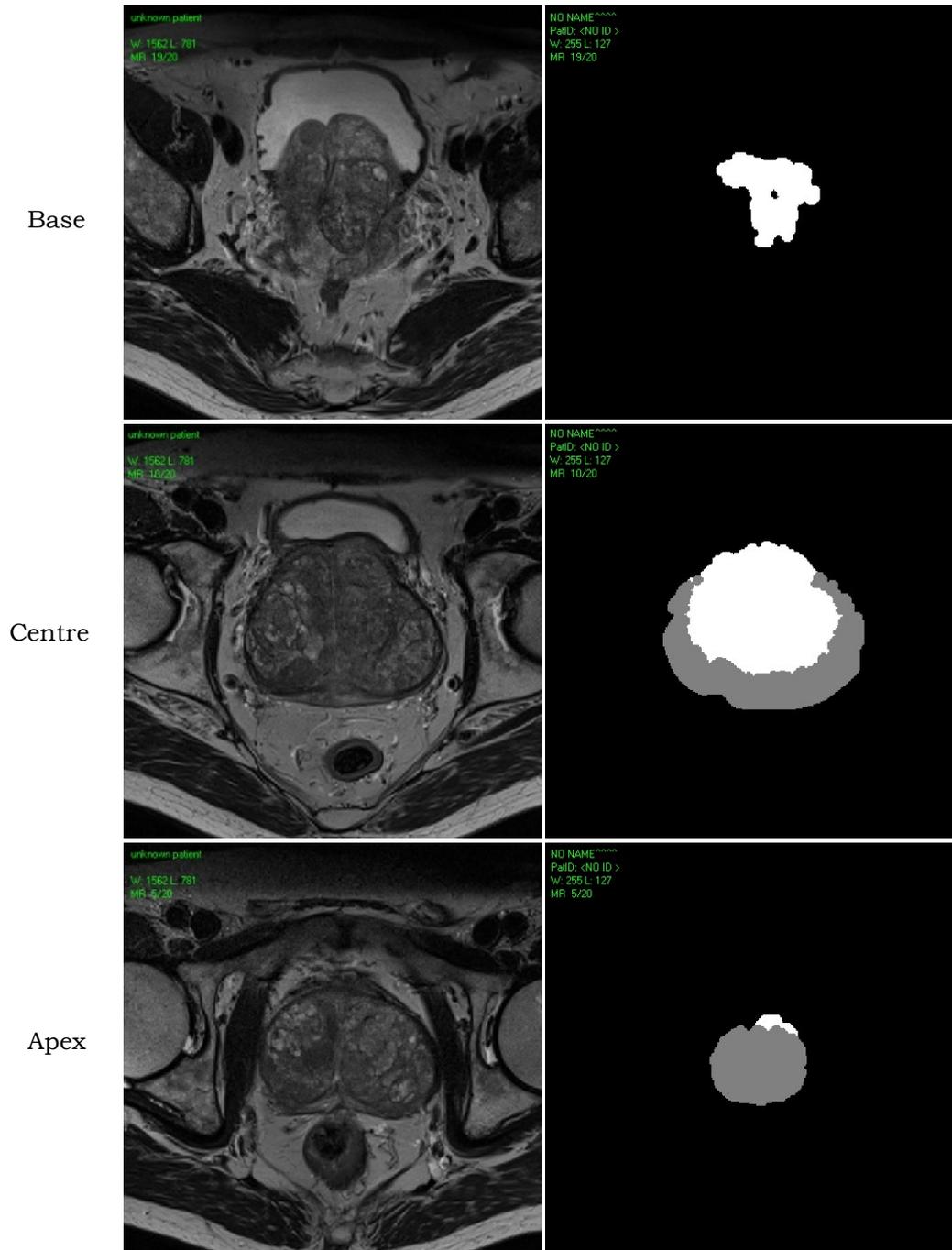


Fig. 4.15 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 6 (A) de la base MICCAI. Les deux régions sont présentées en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

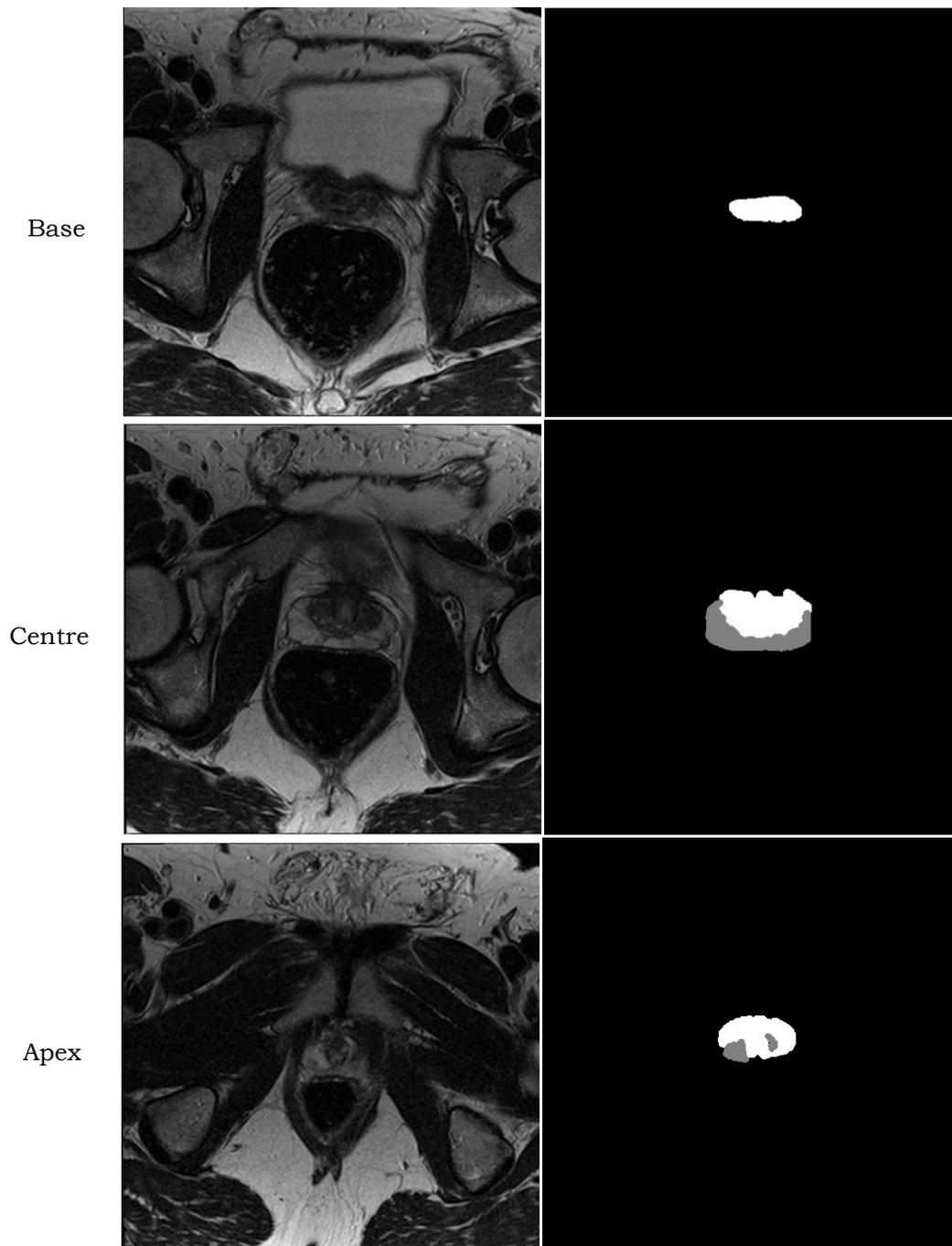


Fig. 4.16 Les résultats de segmentation des deux régions pour le patient 12 de la base MICCAI. Les deux régions sont présentés en blanc (zone de transition, ZT) et en gris (zone périphérique, ZP).

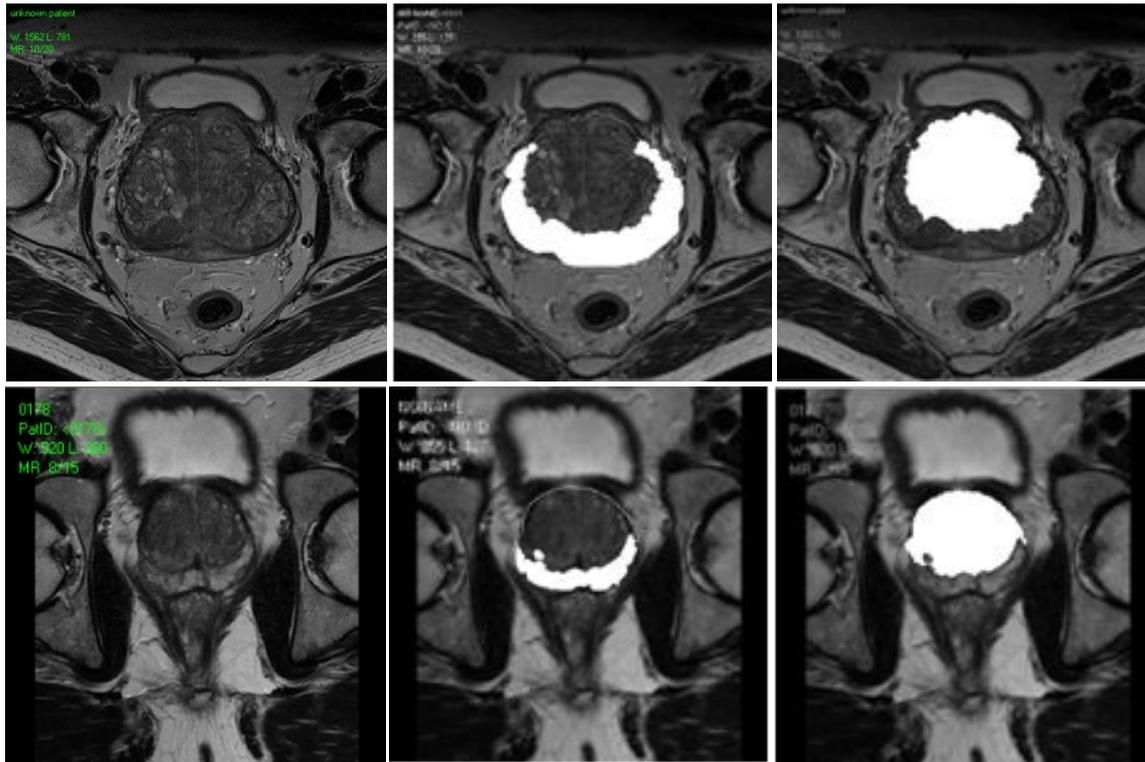


Fig. 4.17 Affichage combiné des résultats de segmentation superposés sur l'image pondérée T2 pour la coupe centrale. La première colonne montre le patient 6 de la base MICCAI (DSC de la prostate= 85.5%, DSC de ZP= 51,20% et DSC de ZT = 74,40%) et la seconde le patient 13 de la deuxième base (DSC de la Prostate =88.80 %, DSC de ZP=71.30 %, et DSC de la ZT=84.20 %).

4.7 Discussion

Dans cette étude, nous avons étudié les capacités de la combinaison de l'approche évidentielle et les atlas zonaux de la prostate pour conduire un processus de segmentation afin de séparer les zones périphériques et de transition sur les images IRM pondérées en T2. Par rapport aux études antérieures publiées (Tableau 4.4), nous avons apporté deux nouveautés. La première est l'utilisation uniquement de la séquence pondérée T2. La seconde consiste à introduire des atlas probabilistes des deux zones. Nous pouvons, toutefois, situer notre approche parmi d'autres. Le tableau 4.4, récapitule les différentes méthodes ainsi que tout ce qui les caractérise.

Ainsi, nous avons procédé à l'extraction du contour de la glande prostatique et les contours de ses deux zones principales. En ce qui concerne l'extraction du contour global de la prostate, lorsqu'elle est appliquée sur les données de la base MICCAI, la méthode présente des performances dans la fourchette des valeurs déclarées (65-84%) [246]. Pour la segmentation zonale, les résultats globaux de la méthode proposée peuvent sembler insuffisants principalement pour l'extraction de la zone périphérique (DSC moyen 62%). Cependant, ces résultats ont été obtenus sur une base d'image qui reflète les images de la vie réelle où nous avons

différentes apparences et volumes de prostates. Les résultats de l'algorithme sont très proches des contours experts dans la partie centrale de la glande. Toutefois, pour les extrémités de la prostate, la base et surtout l'apex, les résultats sont insuffisants, voire médiocres. Ceci est principalement dû au manque de signal et à l'effet de volume partiel. En plus, bien qu'il s'agisse de cas difficiles à traiter même pour un radiologue expert, certaines prostates présentent une apparence et une forme très inhabituelles qui défient aussi bien la segmentation humaine qu'automatique. La figure 4.15 représente un de ces cas extrêmes où le patient présente une hypertrophie. Parmi les effets de cette hypertrophie, la ZP a été repoussée et écrasée contre la paroi postérieure de la capsule prostatique, et son intensité sur l'IRM est devenue extrêmement hétérogène. Le contraste entre les deux zones est absent surtout dans l'apex et la base. Nous pouvons, facilement, constater la fausse détection des deux zones dans ces deux régions. De plus, nous pourrions, aussi, constater, toujours sur la même figure, d'importants artefacts dus à des défauts d'acquisition et à leurs effets dégradants. L'amélioration de la qualité d'images par le développement de nouvelles séquences d'images et de nouvelles reconstructions d'images permettra certainement d'obtenir un rapport signal/bruit conduisant à une amélioration de la segmentation.

Tab. 4.4 Les différentes méthodes de segmentation zonale de la prostate et leurs caractéristiques.

Méthodes	Temps d'exécution	Evaluation (DSC= moy±ecart)	Type de données	Zone détectée
[57]	n.a. ⁵	n.a.	IRM (seulement la coupe centrale)	WZ ⁶ et ZP
[21]	n.a.	ZT : 76 ± 6% ZP : 87 ± 4%	Multi-spectral	ZP et ZT
[132]	n.a.	ZT : 75 ± 7% ZP : 89 ± 3%	Multi-spectral	ZP et ZT
[273]	n.a.	80%	T2-W IRM	ZP
[120]	200 s	WZ : 81% ZT : 79% ZP : 68%	T2-W IRM	WZ, ZP et ZT
[79]	205 s	ZT : 70,2 ± 6,3% ZP : 83,5 ± 2,5%	T2-W IRM	ZP et ZT
[78]	50 s	WZ : 89,2 ± 4,5% ZT : 68,5 ± 6,9% ZP : 84,7 ± 5,2%	T2-W IRM	WZ, ZP et ZT
[283]	120 s	WZ : 81,78 ± 5,86% ZT : 70,23 ± 12,06% ZP : 62,00 ± 7,27%	T2-W IRM	WZ, ZP et ZT

Dans le schéma d'optimisation de l'ECM, l'information de conflit est extraite à l'aide d'une distance seuil à une "classe" de rejet ou un "cluster" de bruit, telle qu'elle a été modélisée par [280] et reprise par l'ECM (équation

⁵ Non annoncé

⁶ Whole Zone, pour la prostate entière.

3.7, chapitre 3). La visualisation de la partition crédale permet de réaliser l'importance des informations d'ignorance ($m(\Omega)$) et de conflit ($m(\phi)$). D'autre part, cette masse de conflit reflète aussi le degré de discordance des sources d'informations, qui correspondent, dans notre étude, aux voxels d'un même voisinage spatial et à leur fusion conjonctive non normalisée. Vu, que dans notre cas, la fusion conjonctive était normalisée (équation 3.18 du chapitre 3 et équation F.7 de l'annexe F), le conflit n'est pas généré. D'autre part, nous observons aussi des petites régions de conflit à l'intérieur de la TZ et de ZP. En s'appuyant sur les IRMs morphologiques pondérées au T2, on peut voir que ces régions ont les mêmes intensités que les voxels de la ZP, mais qu'elles ne peuvent pas en faire partie au vu de leur position spatiale dans la glande. Notre algorithme, dans son calcul de la partition crédale, a donc signalé que des régions situées dans la TZ avaient des intensités significativement différentes de celle-ci (et vice-versa, des régions situées dans la ZP ayant des intensités significativement différentes). Cette information a pu être extraite grâce à la modélisation de l'ensemble vide comme "classe" de rejet (équation 3.7 du chapitre 3). Nous sommes convaincus de son importance quant à la caractérisation des tissus prostatiques. Bien que la principale finalité de notre outil reste la séparation des ZP et ZT, la détection de certaines irrégularités qui apparaissent sous forme de fortes hétérogénéités intéresse les praticiens, notamment pour la détection de certaines structures telles que les kystes. En résumé, l'information de conflit peut représenter à la fois les frontières entre la ZT et la ZP, et les régions d'hétérogénéités à l'intérieur de ces deux classes, qui peuvent être des structures non incluses dans le cadre de discernement $\Omega = \{ZT, ZP\}$. Par conséquent, même s'il n'existe pas une seule et unique lecture de ces informations, ces derniers peuvent être d'une aide précieuse aux praticiens dans leur analyse des données d'IRM et des résultats de segmentation automatique. L'information sur l'ignorance, quant à elle, renseigne uniquement sur les frontières entre les deux classes, et peut donc être exploitée par les techniques de segmentation par recherche de contours, du type modèles déformables etc.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode que nous avons proposée pour la segmentation des deux zones de la prostate en IRM. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation de l'approche évidentielle et l'atlas probabiliste. L'approche intègre, donc, une forte connaissance *a priori* sur la forme de la prostate et ses deux principales zones. Les enjeux majeurs de la segmentation automatique étant de libérer les utilisateurs d'une tâche fastidieuse et coûteuse et de garantir à la fois reproductibilité et précision, nous constatons que les objectifs fixés ont été atteints de manière

satisfaisante. En effet, la méthode proposée, quasi-automatique, montre de très bonnes corrélations avec les segmentations de l'expert surtout dans les coupes centrales des différentes images des deux bases utilisées. Elle est simple et adaptée aux conditions cliniques (temps d'exécution moyen inférieur à 2 min) pour effectuer une segmentation complète de la glande et l'extraction des zones périphériques et de transition. Par ailleurs, tout le processus est entièrement automatique hormis l'étape de recalage où une interaction de l'utilisateur est nécessaire. Cependant, quelques détails techniques pourraient être améliorés et la validation doit être poursuivie.

Conclusion générale

Dans cette thèse, nous avons proposé un algorithme de segmentation automatique basé sur l'utilisation d'atlas probabilistes. Ce travail est effectué de manière à rester cohérent avec le contexte médical, en essayant de mettre au point une méthode adaptable et robuste, au sens où les résultats doivent rester aussi stables que possible sur un échantillon de données tout en limitant les cas d'échec. Cependant, cette problématique est d'un intérêt majeur pour la segmentation par atlas, car l'utilisation d'atlas est synonyme d'ajout de connaissances *a priori* et par conséquent une segmentation automatique de meilleure qualité. La segmentation est un des axes de recherche majeurs de l'analyse d'images médicales et il est de même pour le recalage. Ses applications sont très variées. Parmi ses applications, on peut notamment citer la planification préopératoire, la planification thérapeutique, par exemple pour la radiothérapie; l'analyse morphométrique sur une population afin de détecter et d'identifier des anomalies et de suivre l'évolution de pathologies, et la construction d'atlas. Le résultat de la segmentation peut également fournir une initialisation pour d'autres traitements.

Cependant, l'objectif de cette thèse était l'élaboration d'une méthode de segmentation automatisée d'images, dans le but d'assister le praticien dans son analyse des données d'imagerie médicale en vue d'un diagnostic et un traitement focal, par laser, du cancer de la prostate. Pour ce faire, nous nous sommes intéressés aux structures internes de la prostate. Nous avons ainsi spécifié celles ayant le plus d'intérêt pour les pratiques de diagnostic des pathologies prostatiques, à savoir les zones périphérique et de transition. Ce travail a pu être mené grâce à la qualité des données d'exams d'IRM qui permettent d'améliorer sensiblement la différenciation des deux zones. Une approche de classification basée sur la théorie des fonctions de croyance nous a permis d'extraire des connaissances sur l'appartenance des pixels des tissus prostatiques à partir de données imprécises et hétérogènes. Notre approche propose une adaptation de l'algorithme de classification par la méthode de C-Means évidentiel au problème de segmentation où l'information contextuelle de voisinage est d'une grande importance. D'autre part, la connaissance *a priori* sur la répartition spatiale des zones

périphérique et de transition a été ajoutée par l'intermédiaire d'atlas probabilistes. Cette connaissance a été intégrée dans le schéma de segmentation comme source de données supplémentaire. Une étape de recalage a été incorporée afin d'aligner les atlas aux images IRM.

Dans le but de valider notre méthode développée, nous avons utilisé deux bases différentes. Les résultats obtenus sont encourageants. La méthode a donné une segmentation à la fois robuste et précise de la prostate en deux zones et ce, même en présence de certaines anomalies comme les tumeurs ou l'hypertrophie de la zone de transition qui induisent de fortes irrégularités dans les intensités des pixels du tissu prostatique. Cette performance a été possible grâce aux données d'*a priori* des atlas probabilistes et de la capacité de la modélisation évidentielle à gérer des informations conflictuelles. Globalement, si notre travail ne peut prétendre avoir résolu le problème posé de manière définitive, il y a apporté une réponse partielle. L'étude quantitative présentée au quatrième chapitre a montré, en effet, une amélioration sensible des résultats de segmentation prostatique de manière automatique. Il n'en reste pas moins que les images IRM de la prostate sont extrêmement complexes, ce qui peut être vérifié avec les deux zones au niveau des deux parties les plus sensibles 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 deux parties, on constate aussi que les bords sont en général mal définis.

Nos expérimentations nous ont permis de mettre en évidence des difficultés qui nous semblent être des problèmes ouvrant la voie à de nombreuses perspectives. Les plus intéressantes concernent les perspectives liées aux données, à l'évaluation et à la méthodologie.

Les perspectives liées aux données concernent les bases de données étudiées. En effet, une base de données très riche et très variable permettra de mieux valider l'approche, ce qui constitue donc un avantage supplémentaire en faveur de cette méthode. De plus, l'algorithme proposé pourrait également être testé pour la segmentation automatique d'un autre organe anatomique si son atlas probabiliste est disponible comme, par exemple, la segmentation cérébrale¹ ou encore la segmentation des tumeurs de la prostate². Les deux exemples possèdent leurs atlas correspondants.

Au cours de cette thèse, notre objectif était d'améliorer la qualité de segmentation et sachant que notre approche repose sur le recalage et la segmentation, il serait intéressant d'évaluer les performances du processus dans sa globalité, du recalage des atlas à la segmentation des zones prostatiques. Un point important pour le clinicien serait l'étude de la robustesse des algorithmes proposés sur des patients ayant un cancer à un stade très avancé qui présente de grandes déformations par rapport à une

¹ www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb

² www.rad.upenn.edu/sbia/projects/prostate.html

anatomie normale. Il serait aussi intéressant d'étudier la corrélation entre nos mesures quantitatives de qualité de segmentation et l'appréciation visuelle du radiothérapeute. Cette appréciation visuelle pourrait par exemple être quantifiée par des scores allant de 1 à 5 comme cela avait été fait pour Le score de Gleason³. Menée sur une dizaine de patients, une telle étude permettrait de confirmer (ou d'infirmer) la validité clinique de l'évaluation des algorithmes que nous avons conduite sur notre base d'images. Une autre question qui peut être considérée comme une limite de cette étude est la validation en utilisant un seul expert, alors qu'il est actuellement nécessaire de tenir compte de la variabilité inter-observateur grâce à la technique STAPLE⁴, par exemple. De plus, ces segmentations manuelles sont faites, coupe par coupe et non dans l'espace. Il existe donc nécessairement un décalage d'une coupe à l'autre et l'empilement des segmentations 2D ne peut être comparé à un volume 3D régulier que si on tolère une certaine erreur. Pour ces raisons, un décalage d'un ou de deux voxels entre le résultat de segmentation et la segmentation manuelle semble acceptable. Toutefois, le fait que les écarts en distance avec la vérité terrain soient assez faibles ne doit pas empêcher la recherche d'une amélioration des méthodes. Cela illustre l'importance d'utiliser conjointement des évaluations qualitatives et quantitatives des algorithmes.

La modélisation des régions ZP et la ZT de la prostate par l'intermédiaire des atlas, nous pousse à essayer de les séparer à l'aide d'une autre méthode comme les modèles déformables. La combinaison des atlas et des modèles déformables peut se faire de façon séquentielle ou simultanée. Dans la version séquentielle, les atlas permettent de fournir une initialisation précise de la segmentation qui sera ensuite affinée avec le modèle déformable. Cette bonne initialisation constitue un élément clé pour la bonne convergence du modèle déformable vers les bordures réelles des structures. Par ailleurs, les modèles déformables et l'atlas peuvent aussi être mis en œuvre de façon conjointe. Par exemple, en formulant l'atlas comme une énergie *a priori*, qui sera incorporée dans le processus de déformation du modèle déformable. Nous avons, effectivement, commencé à travailler selon cette dernière voie, et nous avons eu des résultats préliminaires assez encourageants (Fig.1).

D'autre part, l'utilisation d'atlas nécessite une étape de recalage. Celle-ci fera un sujet de recherche très prometteur vu les différents problèmes que nous avons rencontrés lors de cette étape. En effet, un très bon recalage améliorera davantage le résultat de segmentation. Une autre piste

³ Le score de Gleason est le système de classification histologique le plus couramment utilisé pour le **cancer de la prostate**. Cette échelle d'évaluation des cellules cancéreuses, mise au point en 1966 par le Dr Donald F. Gleason de l'Université du Minnesota, évalue l'agressivité du **cancer de la prostate**.

⁴ Simultaneous Truth And Performance Level Estimation. C'est une méthode qui est basée sur l'algorithme d'optimisation EM (Estimation Maximisation).

d'amélioration de la méthode proposée concerne l'algorithme ECM modifié adopté dans notre travail. En effet, Le processus de segmentation par la théorie de l'évidence que nous avons proposé repose sur trois parties importantes à savoir modélisation des masses de croyance, intégration des informations du voisinage et prise de décision. Ces étapes, à notre avis, méritent une étude et expérimentations plus approfondies.

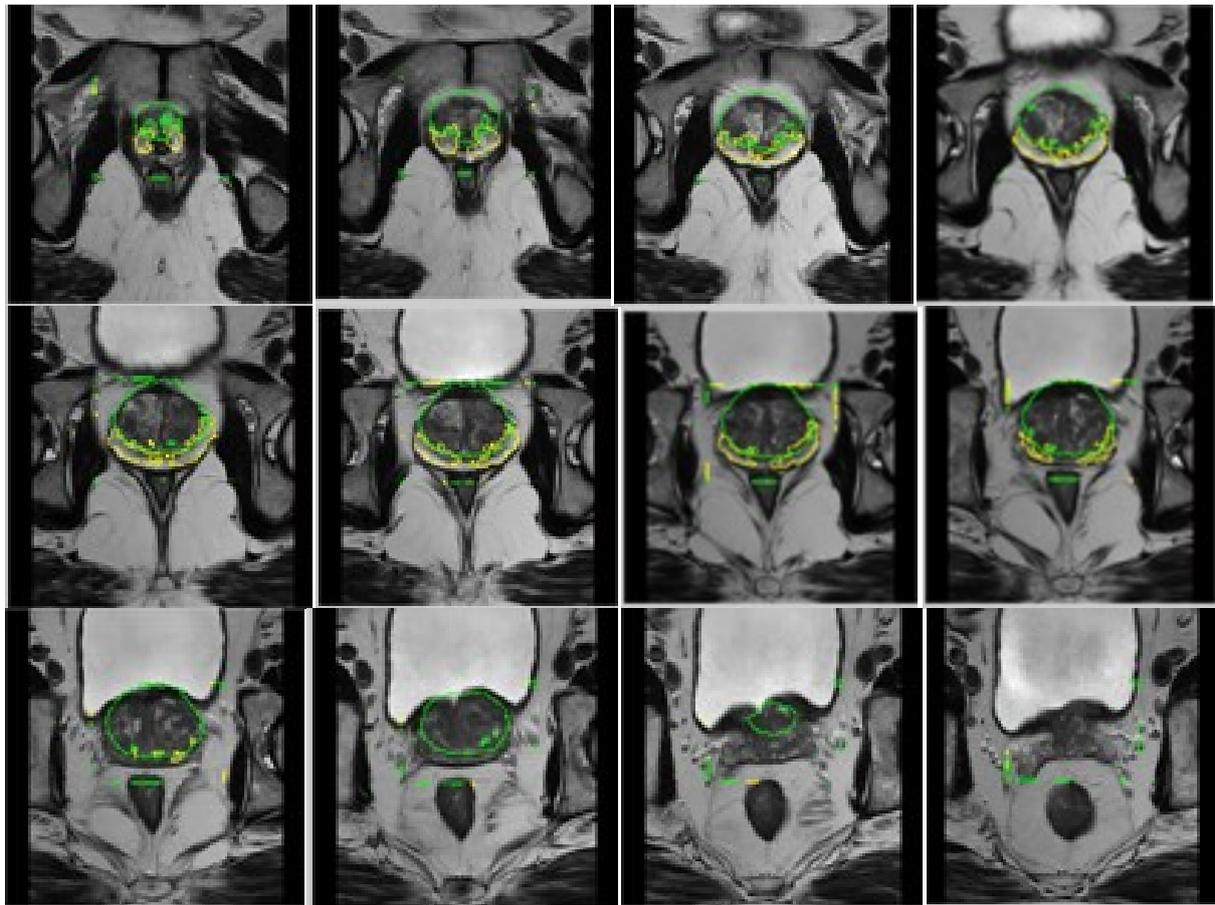


Fig.1 Résultats préliminaires du couplage des modèles déformables et les atlas.

Annexe A

Les modules d'élasticité

En physique, l'élasticité est la tendance du matériel solide à retourner à sa forme originale après avoir été déformé. Les objets solides sont déformés lorsque des forces leurs sont appliquées. Si le matériau est élastique, l'objet retourne à sa forme et à sa taille initiale lorsque ces forces disparaissent. Il existe une déformation longitudinale et une déformation perpendiculaire ou transversale. La première est caractérisée par les modules d'élasticité (Fig. A.1). Quant à la deuxième, elle est souvent caractérisé par le coefficient de Poisson. Il faut donc deux paramètres pour caractériser un solide élastique.

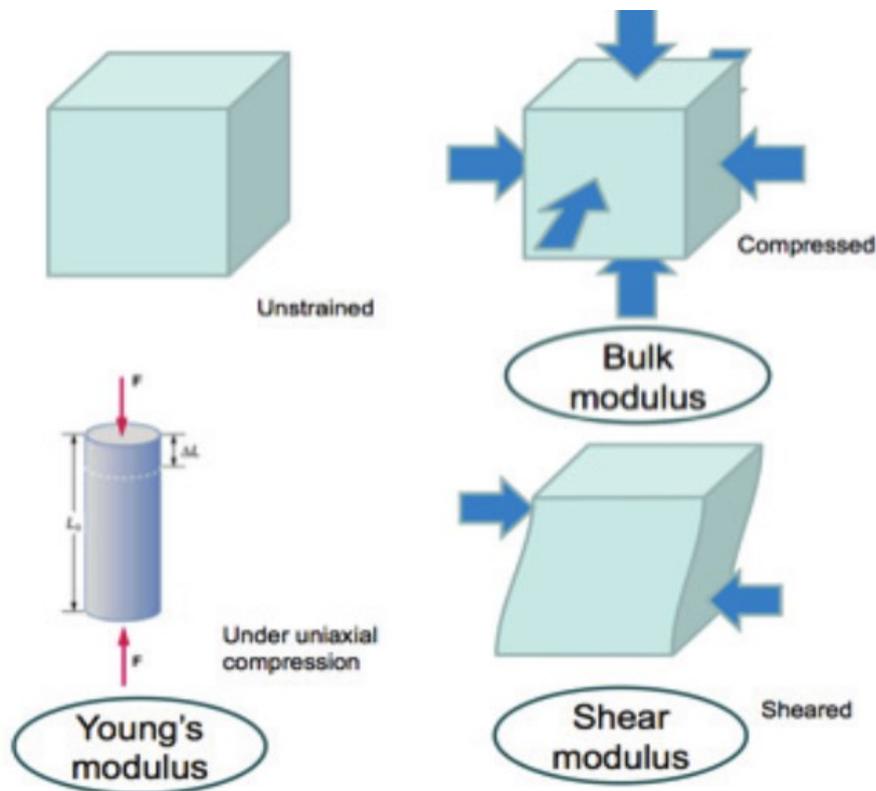


Fig. A.1 Les modules d'élasticité.

A.1 Module d'Young (E)

Le module d'Young décrit la tendance d'un cylindre à se déformer le long d'un axe quand les forces sont appliquées le long de cet axe. Il représente le rapport entre la contrainte de traction (ou de compression) et la déformation qui en résulte (un allongement relatif), tant que cette déformation reste petite et que la limite d'élasticité linéaire du matériau n'est pas dépassée :

$$\sigma = E \cdot \varepsilon \quad (\text{A.1})$$

où:

σ : est la contrainte (en unité de pression) ;

E : est le module d'Young (en Pa) et souvent appelé simplement «module d'élasticité». E est d'autant plus élevé que le tissu est dur ;

ε : est l'allongement relatif, ou déformation.

A.2 Module d'élasticité isostatique (*Bulk modulus* : K)

Le module d'élasticité isostatique décrit l'élasticité volumique ou la tendance d'un objet à se déformer lorsque les forces isotropes sont appliquées. Il est une constante qui relie la contrainte au changement de volume d'un matériau soumis à une compression isostatique :

$$s = K \cdot e \quad (\text{A.2})$$

où :

s : est la contrainte isostatique (en unité de pression) ;

K : est le module d'élasticité isostatique (en unité de pression) ;

e : est le taux de déformation isostatique.

A.3 Module de cisaillement (*shear modulus*: G ou μ)

Ce module décrit la tendance d'un objet à changer de forme sans changer de volume lorsque des forces sont appliquées. Il est décrit comme la force de cisaillement sur la déformation de cisaillement.

Dans les matériaux biologiques, la relation entre module d'élasticité et le module de cisaillement peut être simplifiée par l'équation suivante [291] :

$$E \approx 3\mu \quad (\text{A.3})$$

Un milieu élastique, homogène et isotrope est caractérisé par les deux types modules élastiques : de compression K et de cisaillement μ (appelé aussi *le second coefficient de Lamé*). Deux types d'ondes, définies en fonction de K et μ , peuvent se propager dans ce milieu (Fig. A.2): une onde de compression et une onde de cisaillement.

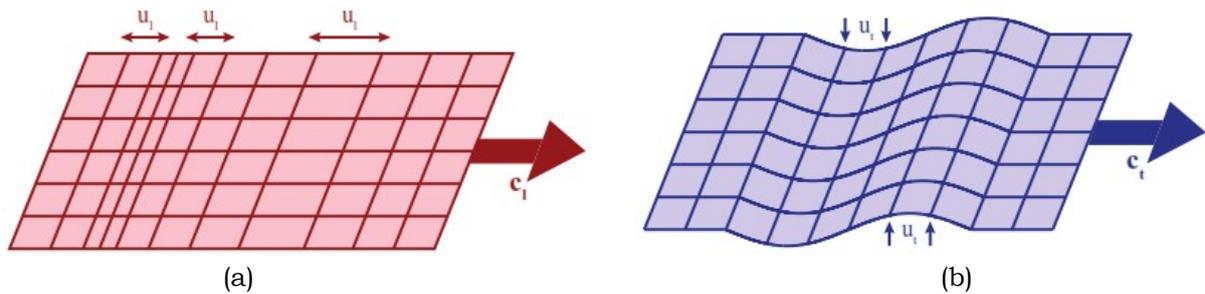


Fig. A.2 Deux types d'ondes : les ondes de compression (a) se propagent dans le sens de la source et les ondes de cisaillement (b) se propagent dans le sens perpendiculaire au sens de la source [291].

La vitesse des ondes de compression C_c , s'exprime par l'équation suivante:

$$C_c = \sqrt{\frac{K + 4/3\mu}{\rho}} \quad (\text{A.4})$$

où : ρ : est la densité volumique du milieu.

La vitesse de l'onde de cisaillement C_s , s'exprime selon l'équation suivante:

$$C_s = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \quad (\text{A.5})$$

Dans le tissu mou, la vitesse de l'onde de compression est très élevée (environ 1540 m/s) et varie peu (environ 10%) entre les différents types de tissu alors que la vitesse de l'onde de cisaillement est typiquement environ 1-10 m/s et peut varier significativement entre les différents types de tissu [291].

En conséquence, les propriétés de cisaillement des tissus peuvent être préférables à celles de compression pour la caractérisation tissulaire (Fig. A.3). Quoiqu'il en soit elles apportent une information indépendante et complémentaire importante pour le médecin car l'élasticité de cisaillement est l'élasticité de palpation [292].

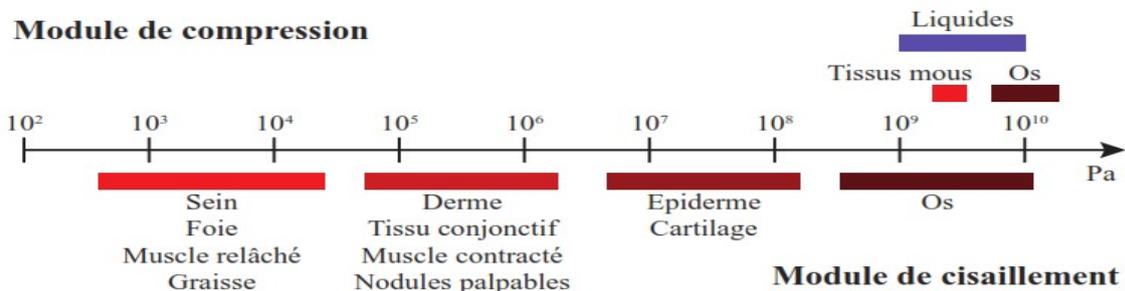


Fig. A.3 Modules de compression et de cisaillement des tissus mous [293]. Le module de cisaillement varie sur plusieurs ordres de grandeurs dans les tissus mous, au contraire du module de compression qui reste voisin de celui de l'eau.

A.4 Coefficient de Poisson

Un raccourcissement dans la direction longitudinale s'accompagne d'un allongement dans les directions perpendiculaires. Au contraire, si on étire dans la direction longitudinale, il y a un raccourcissement dans les directions perpendiculaires. Les deux déformations (longitudinale et perpendiculaire) sont reliées par le coefficient de Poisson :

$$\varepsilon' = -\nu \cdot \varepsilon \quad (\text{A.6})$$

où:

ε' : est la déformation perpendiculaire ou transversale relative.

ν : est le coefficient de Poisson.

ε : est la déformation longitudinale relative.

Le coefficient de Poisson est défini comme l'opposé du rapport de l'allongement relatif transversal sur l'allongement relatif longitudinal (Fig. A.4). Il en résulte que ce coefficient est sans dimension et, qu'ainsi défini, il est nécessairement positif. Le coefficient de Poisson dépend du matériau. Il est compris entre 0 et 0,5. Ainsi, si le matériau est incompressible, ν vaut exactement 0,5.

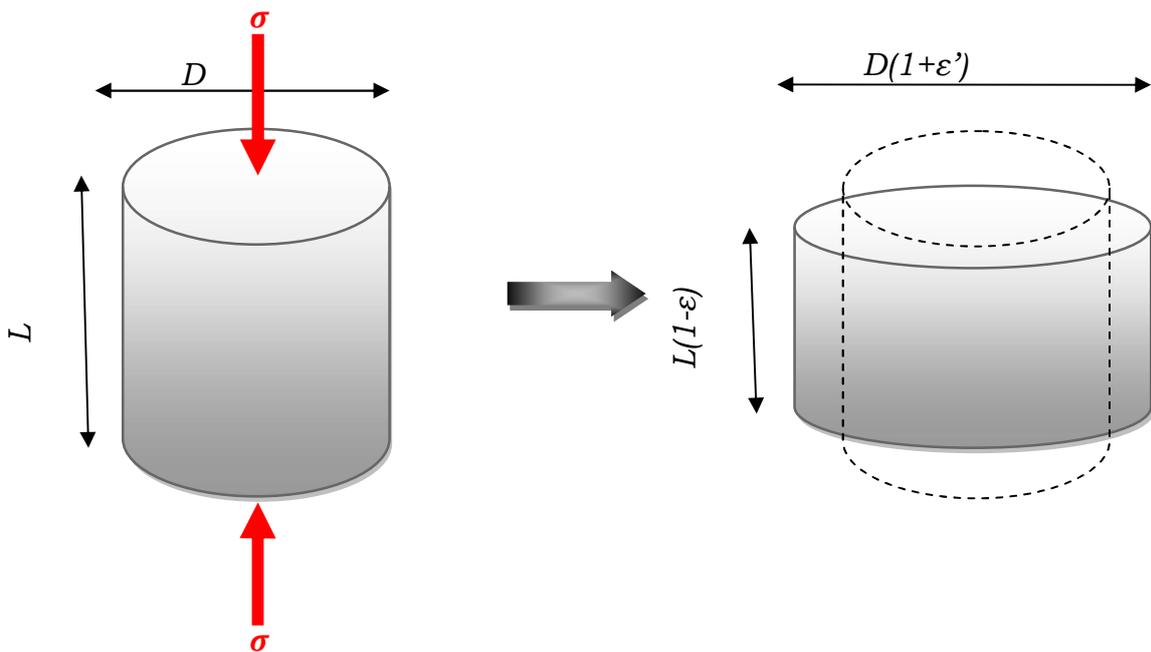


Fig. A.4 Déformation longitudinale et transversale d'un solide élastique.

Annexe B

Formations d'images IRM

L'IRM est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. Cette technique récente, non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement depuis une soixantaine d'années dont le phénomène physique à été conceptualisé en 1946 par Bloch et Purcell. Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique datent des années 1973. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979. Signalant que le nom d'IRM n'a été donné que plus tard à la RMN (résonance magnétique nucléaire) car le terme "nucléaire" inquiétait le public.

B.1 Principe de l'imagerie IRM

Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Le principe de l'IRM repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions : c'est le cas de l'atome d'hydrogène (H) qui est un des deux constituants de la molécule d'eau (H_2O) que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain (entre 60 et 75%). De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à l'autre, mais aussi à l'intérieur d'un même tissu selon son état physiologique, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies.

Le noyau de l'hydrogène est un proton. C'est une masse chargée positivement qui tourne sur elle-même, donc un aimant. Les atomes possèdent un moment angulaire intrinsèque nommé spin auquel est lié un moment magnétique pouvant être assimilé à un aimant. Sans perturbation extérieure ces aimants élémentaires sont orientés de façon aléatoire dans toutes les directions. Dans notre corps, les protons sont orientés au hasard et ne tournent pas tous ensemble : ils sont déphasés, donc, ils sont en désordre. Avant d'obtenir une image, un peu de rangement s'impose! Comment ? Deux étapes sont nécessaires (Fig. B.1). Le but de la **première étape** est d'aligner tous les protons dans la même direction. Pour cela, on place le patient dans un puissant aimant afin d'orienter tous ses protons dans l'axe du champ magnétique de l'aimant, qui est un champ magnétique

\vec{B}_0 constant et homogène (mesuré en Tesla¹). Toutefois, ils restent en désordre. C'est le but de la **deuxième étape**. Pour stimuler les protons, il faut leur apporter de l'énergie. Cette énergie leur est fournie par le moyen d'une onde radio RF (Radiofréquence) de fréquence identique à la fréquence de rotation des protons. C'est ce que l'on appelle le phénomène de résonance. Lorsque les atomes d'hydrogène entrent en résonance sous l'action d'un champ magnétique, ils absorbent de l'énergie : ainsi, plus la concentration en eau du milieu est élevée, plus il y a absorption d'énergie. Cette fourniture d'énergie aux protons a deux conséquences : - Les protons vont se mettre à tourner tous de façon synchrone, ils sont alignés et en phase. -La direction des protons bascule un peu par rapport à l'axe de l'aimant. Dès l'arrêt de l'onde radio, les protons se laissent aller à leur désordre initial. En revenant à leur état original, les protons restituent donc l'énergie qu'on leur avait fournie, toujours sous forme d'une onde, qu'il est possible de capter à l'aide d'une antenne adaptée. Cette onde n'est autre qu'un signal RMN (Résonance Magnétique Nucléaire). Comme l'on est capable, à l'aide de techniques sophistiquées, de localiser précisément l'origine spatiale de ce signal, il est possible, à partir de là, d'établir une image matricielle, c'est l'image IRM !

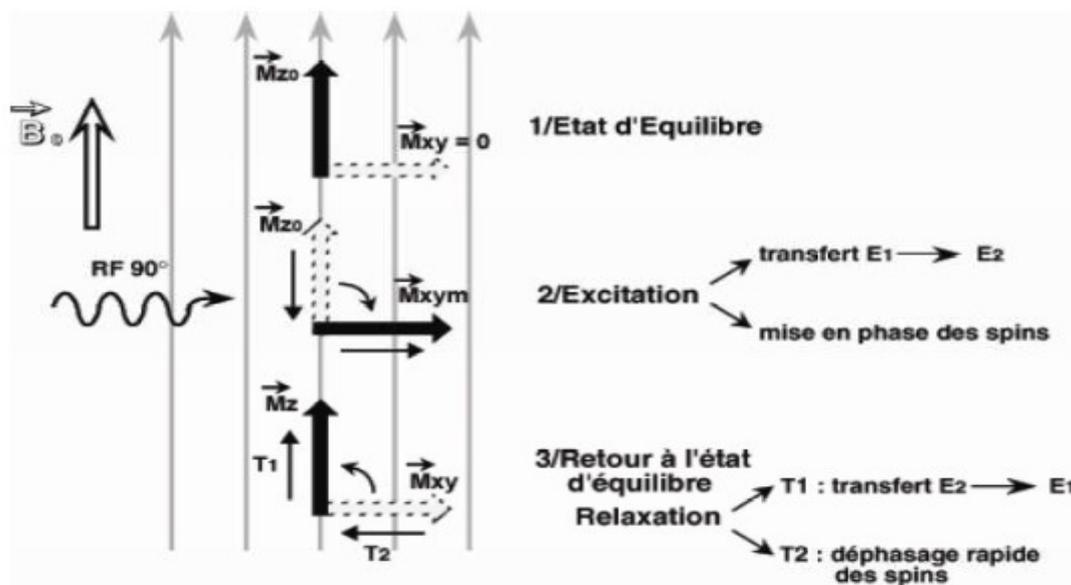


Fig. B.1 Principe utilisé pour former les IRMs.

B.2 Formation des IRM

Le processus se fait en trois étapes : dans un premier temps, le corps est placé dans un champ magnétique qui oriente tous les protons dans la même direction. Puis les protons sont excités par des ondes radio qui modifient leur orientation. Dès l'arrêt de l'impulsion RF, les protons retournent à l'état

¹Tesla est l'unité de mesure du champ (en toute rigueur « induction ») magnétique. Elle vaut environ 30 000 fois le champ magnétique terrestre. Une bobine IRM de 1,5 Tesla produit un champ valant 45 000 fois celui du champ terrestre.

d'équilibre. L'acquisition des signaux RMN émis permet de reconstruire l'image.

Pour former le volume, il faut pouvoir localiser dans les trois plans de l'espace le signal reçu par l'antenne réceptrice. Pour cela trois gradients de champs magnétiques sont utilisés. Ces gradients sont créés par des bobines qui vont se superposer au champ magnétique \vec{B}_0 . Le gradient de sélection de coupe (GS) est d'abord appliqué puis le gradient de codage de phase (GP) permet de sélectionner les lignes de la matrice à l'origine de l'image et le gradient de lecture (GL) permet de sélectionner les colonnes. Une transformée de Fourier permet ensuite de reconstruire l'image. Lors de l'acquisition du signal, le processus d'échantillonnage engendre un phénomène appelé volume partiel : certains voxels issus de l'échantillonnage du volume observe sont à la frontière entre deux tissus et peuvent donc contenir de l'information de plusieurs classes tissulaires. Ces voxels appartiennent donc à plusieurs classes en même temps, du fait de la résolution spatiale de l'imageur, ce qui pose un problème lors de la labellisation.

Les images IRM sont donc obtenues par application de gradients de champ et de séquences d'impulsions RF.

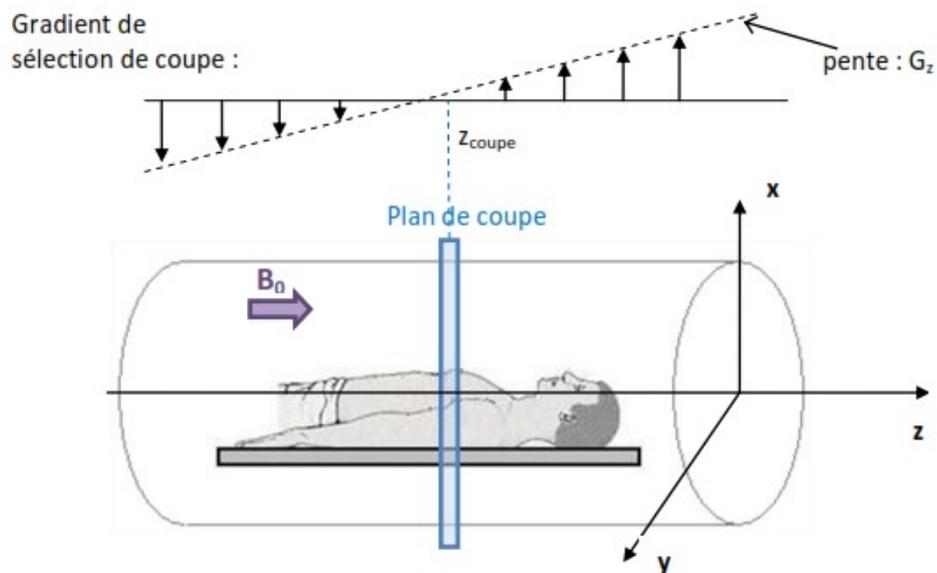


Fig. B.2 Positionnement du sujet dans l'imageur IRM : axes, champ \vec{B}_0 , plan de coupe.

B.3 Contrastes en IRM

La morphologie du signal émis par les protons dépend essentiellement du temps (appelé temps de relaxation) que ceux-ci mettent à revenir dans l'axe de l'aimant (temps n° 1 ou T1) et du temps qu'ils mettent à se déphaser à nouveau (temps n°2 ou T2). Ces deux temps T1 et T2 sont propres à chaque type de tissu et en rapport avec sa nature histologique et cellulaire (liquide ou solide, à structure organisée ou non).

On parle, aussi, du temps d'écho TE, c'est-à-dire le temps qui sépare l'impulsion RF et l'acquisition du signal, et le temps de répétition TR, c'est-à-dire le temps entre deux impulsions RF consécutives. Les images IRM

habituelles sont réalisées en réglant la machine de façon à refléter un de ces deux temps. Les images pondérées en T1 sont obtenues lorsque le TR et le TE sont courts tandis que les images sont pondérées en T2 lorsque le TR et le TE sont longs. Pour les images pondérées en densité de protons, le contraste est obtenu en utilisant un TR long et un TE court.

Le médecin radiologue, en analysant ces images T1² et T2³, peut connaître la nature normale ou pathologique des tissus étudiés. Chaque modalité contient des informations spécifiques ne se retrouvant pas dans les autres. A partir des images pondérées en T1, on peut par exemple distinguer les différents tissus cérébraux ; tandis que les images pondérées en T2 mettent plus facilement en évidence certaines anomalies comme certaines lésions.

² T1 désigne le mode de relaxation longitudinal, c'est à dire parallèle à l'axe du champ magnétique principal. Une séquence pondérée en T1 délivre une image en contrastes anatomiques, ce qui signifie que la substance grise apparaît plus sombre que la substance blanche.

³ T2 désigne le mode de relaxation transversal, c'est à dire perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal. Une séquence pondérée en T2 délivre une image en contrastes inversés.

Annexe C

Les métriques de validation

L'évaluation d'une méthode de segmentation automatique (ou de recalage) se fait en général en comparant pour un ensemble d'images les segmentations automatiques avec des segmentations de référence. Pour les images médicales, les segmentations de référence correspondent typiquement à des segmentations manuelles faites par un médecin.

Soient R_{auto} et R_{ref} deux représentations d'une même structure anatomique extraites, respectivement, de l'algorithme de segmentation adoptée (que nous appelons, par abus de langage, automatique) et de la segmentation de référence. Ces structures peuvent être représentées sous forme de contours, volumes ou surfaces. Ainsi, considérant C_{auto} et C_{ref} respectivement les contours obtenus par segmentation automatique et de référence, V_{auto} et V_{ref} les volumes correspondant et S_{auto} et S_{ref} , les deux surfaces reconstruites¹ à partir des volumes V_{auto} et V_{ref} . Le calcul des similarités entre les deux structures peut se faire, selon leurs représentations, par des mesures de distances ou des mesures de recouvrement.

C.1 Mesures de distance

C.1.1 La distance de Hausdorff (HD)

Permet de quantifier la plus élevée des distances point à point entre les surfaces S_{auto} et S_{ref} (Fig. C.1). Elle est donnée par :

$$HD(S_{auto}, S_{ref}) = \max(h(S_{auto}, S_{ref}), h(S_{ref}, S_{auto})) \quad (C.1)$$

où:

$$h(S, S') = \max_{x \in S} (\min_{y \in S'} |x - y|) \quad (C.2)$$

¹ à l'aide de l'algorithme des "Marching Cubes".

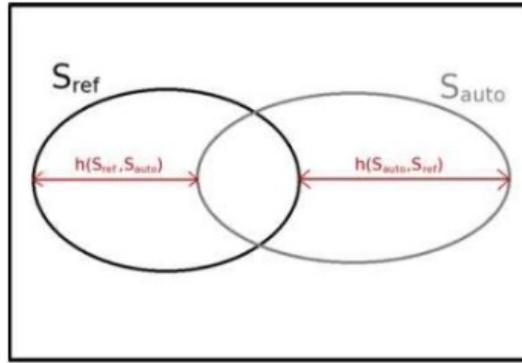


Fig. C.1 Illustration du calcul de la distance de Hausdorff.

C.1.2 Différence moyenne (MD) et la Différence Absolue Moyenne (MAD)

MD et MAD indiquent, respectivement, l'erreur moyenne dans la segmentation et l'erreur absolue moyenne dans l'algorithme proposé par rapport à la segmentation de référence. Elles sont exprimées par :

$$MD = \frac{1}{|S_{auto}|} \sum_{S_{auto}^i \in S_{auto}} HD(S_{auto}^i, S_{ref}) \quad (C.3)$$

et

$$MAD = \frac{1}{|S_{auto}|} \sum_{S_{auto}^i \in S_{auto}} |HD(S_{auto}^i, S_{ref})| \quad (C.4)$$

C.1.3 Distance euclidienne moyenne (DIST)

Elle a l'avantage d'avoir la même dimension que les données (le millimètre dans notre étude) et d'être donc physiquement interprétable. Afin de pouvoir calculer cette distance, le centre de gravité du contour manuel a été choisi comme point de référence. Des segments de ligne droite, espacés de 15° (Fig. C.2), sont créés et coupent les deux contours. Les points d'intersection ont été considérés pour calculer DIST [108].

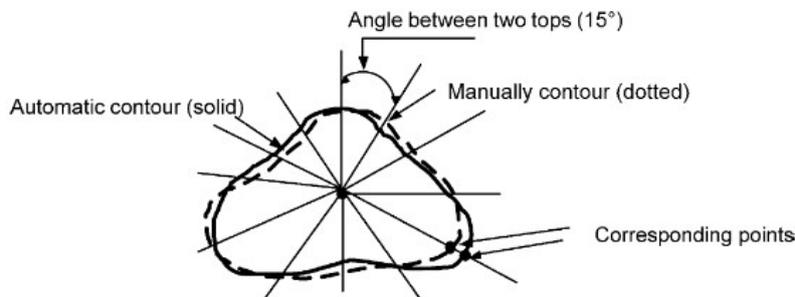


Fig. C.2 Estimation du 2 par 2 points correspondants sur les contours automatiques et manuels pour la validation de l'algorithme de segmentation [108].

C.2 Mesures de recouvrement

C.2.1 Taux de Différence de Volumes (TDV)

Ce pourcentage mesure le taux d'erreur d'estimation du volume par rapport au volume de référence (valeur optimale = 0). Il est donné par :

$$TDV = \frac{|V_{auto}| - |V_{ref}|}{|V_{ref}|} \quad (C.5)$$

C.2.2 Taux de recouvrement (TR)

Appelé aussi *indice de Jaccard*. C'est le rapport du cardinal de l'intersection des deux volumes V_{auto} et V_{ref} par celui de leur union (valeur optimale = 1). Il est donné par :

$$TR = \frac{|V_{ref} \cap V_{auto}|}{|V_{ref} \cup V_{auto}|} \quad (C.6)$$

C.2.3 Coefficient de Similarité de Dice (DSC)

Une mesure de similarité basée sur le taux de recouvrement (valeur optimale = 1), qui est exprimée :

$$DSC = \frac{2|V_{ref} \cap V_{auto}|}{|V_{ref}| + |V_{auto}|} \quad (C.7)$$

Remarque :

D'autres mesures, comme la sensibilité et la spécificité, sont basées sur la quantification du nombre de voxels correctement ou incorrectement classifiés, c'est-à-dire sur les quantités suivantes illustrées sur la figure C.3 :

- **les Vrais Positifs (VP)** : voxels étiquetés comme appartenant à l'objet à la fois dans la segmentation de référence et dans la segmentation automatique : $VP = V_{ref} \cap V_{auto}$;
- **les Vrais Négatifs (VN)** : voxels étiquetés comme n'appartenant pas à l'objet à la fois dans la segmentation de référence et dans la segmentation automatique : $VN = \overline{V_{ref} \cup V_{auto}}$;
- **les Faux Négatifs (FN)** : voxels étiquetés comme appartenant à l'objet dans la segmentation de référence, mais pas dans la segmentation automatique : $FN = V_{ref} - (V_{ref} \cap V_{auto})$;
- **les Faux Positifs (FP)** : voxels étiquetés comme appartenant à l'objet dans la segmentation automatique, mais pas dans la segmentation de référence : $FP = V_{auto} - (V_{ref} \cap V_{auto})$.

Ces quantités peuvent, aussi, redéfinir les deux précédentes mesures (les équations C.6 et C.7):

$$TR = \frac{VP}{FP + FN + VP} \quad (C.8)$$

$$DSC = \frac{2VP}{(VP+FN)+(VP+FP)} \quad (C.9)$$

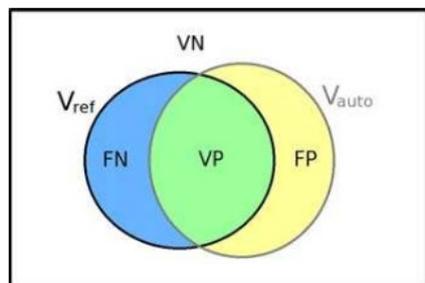


Fig. C.3 Illustration du statut des voxels selon leur localisation par rapport à V_{ref} et V_{auto} : Vrais positifs (VP), Faux Négatifs (FN), Faux Positifs (FP) et Vrais Négatifs (VN).

C.2.4 Précision (P)

Mesure le rapport entre les voxels qui sont correctement identifiés au nombre total de voxels :

$$P = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} * 100\% \quad (C.10)$$

C.2.5 Sensibilité (SE) et Spécificité (SP)

SE mesure le taux de détection des voxels de l'objet et SP mesure le taux de détection des voxels du fond. Ces deux mesures sont, généralement, reliées à la notion de sur- et de sous-segmentation (Fig. C.4). Elles sont exprimées par :

$$SE = \frac{VP}{VP + FN} * 100\% \quad (C.11)$$

$$SP = \frac{VN}{VN + FP} * 100\% = 100 - SE \quad (C.12)$$

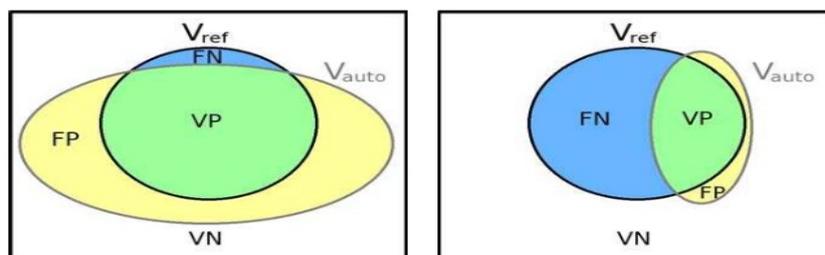


Fig. C.4 Mise en évidence du lien entre spécificité, sensibilité et sur-, sous- segmentations. A gauche, cas de sur-segmentation (peu de FN et beaucoup de FP, sensibilité élevée, spécificité faible). A droite, cas de sous-segmentation (beaucoup de FN et peu de FP, sensibilité faible, spécificité élevée).

Tab. C.1 Les métriques usuelles.

	Métrique	Définition	Equations
Surface	La distance de Hausdorff (HD)	Permet de quantifier la plus élevée des distances point à point entre les surfaces S_{auto} et S_{ref} (Fig. IV.4)	$HD(S_{auto}, S_{ref}) = \max(h(S_{auto}, S_{ref}), h(S_{ref}, S_{auto}))$ <p>où:</p> $h(S, S') = \max_{x \in S} (\min_{y \in S'} x - y)$
	Différence moyenne (MD) et la Différence Absolue Moyenne (MAD)	MD et MAD indiquent, respectivement, l'erreur moyenne dans la segmentation et l'erreur absolue moyenne dans l'algorithme proposé par rapport à la segmentation de référence.	$MD = \frac{1}{ S_{auto} } \sum_{S_{auto}^i \in S_{auto}} HD(S_{auto}^i, S_{ref})$ <p>et</p> $MAD = \frac{1}{ S_{auto} } \sum_{S_{auto}^i \in S_{auto}} HD(S_{auto}^i, S_{ref}) $
Recouvrement	Coefficient de Similarité de Dice (DSC)	Une mesure de similarité basée sur le taux de recouvrement (valeur optimale = 1). Nous pouvons, admettre les quantités suivantes (Fig. C.5) : $VP = V_{ref} \cap V_{auto}$ $VN = V_{ref} \cup V_{auto}$ $FN = V_{ref} - (V_{ref} \cap V_{auto})$ $FP = V_{auto} - (V_{ref} \cap V_{auto})$	<p>ou bien</p> $DSC = \frac{2 V_{ref} \cap V_{auto} }{ V_{ref} + V_{auto} }$ <p>ou bien</p> $DSC = \frac{2VP}{(VP+FN)+(VP+FP)}$
	Taux de recouvrement (TR)	Appelé aussi <i>indice de Jaccard</i> . C'est le rapport du cardinal de l'intersection des deux volumes V_{auto} et V_{ref} par celui de leur union (valeur optimale = 1).	<p>ou bien</p> $TR = \frac{ V_{ref} \cap V_{auto} }{ V_{ref} \cup V_{auto} }$ <p>ou bien</p> $TR = \frac{VP}{FP + FN + VP}$
	Taux de Différence de Volumes (TDV)	Ce pourcentage mesure le taux d'erreur d'estimation du volume par rapport au volume de référence (valeur optimale = 0).	$TDV = \frac{ V_{auto} - V_{ref} }{ V_{ref} }$
	Précision (P)	Mesure le rapport entre les voxels qui sont correctement identifiés au nombre total de voxels.	$P = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} * 100\%$
	Sensibilité (SE) et Spécificité (SP)	SE mesure le taux de détection des voxels de l'objet et SP mesure le taux de détection des voxels du fond. Ces deux mesures sont, généralement, reliées à la notion de sur- et de sous-segmentation (Fig. E.3).	$SE = \frac{VP}{VP + FN} * 100\%$ $SP = \frac{VN}{VN + FP} * 100\% = 100 - SE$

Annexe D

Applications cliniques pour la prostate

De nombreuses applications cliniques (Diagnostic et mise en scène du cancer, biopsies, thérapies radicales, thérapies focales, etc.) utilisent l'imagerie de la prostate avec les différentes modalités d'imagerie. Les images obtenues sont utilisées de diverses manières en fonction de l'objectif final. Cet annexe résume les applications les plus courantes et classe les techniques utilisées (Tableau D.1).

D.1 Diagnostic et stadification du cancer

Le diagnostic du cancer de la prostate à l'aide de l'imagerie médicale vise à détecter et cartographier les cancers avec un foyer tumoral à l'intérieur de la glande [235]. A cet effet, différentes séquences et modalités d'images sont utilisées pour améliorer à la fois la spécificité et la sensibilité de la détection [236]. En effet, les méthodes de détection assistée par ordinateur (CAD pour *computer-aided detection*) les plus courantes utilisent des images IRM multiparamétriques. Pour cette application, le recalage est nécessaire pour placer toutes les images dans la même référence spatiale. La segmentation est appliquée pour extraire la prostate et pour décrire son anatomie zonale afin de leurs appliquer, directement, les différents algorithmes d'analyse. Une autre application est la détection automatique et semi-automatique et l'identification des lésions suspectes.

D.2 Biopsies

La biopsie demeure un test de référence pour la détection et la caractérisation du cancer de la prostate. La biopsie guidée par TRUS est actuellement la procédure de diagnostic standard [79, 143, 294, 295], et elle est utilisée dans le monde entier pour la détection en présence d'un PSA élevé ou d'un examen rectal anormal. Ce type de biopsie consiste, généralement, à prendre 10 à 12 échantillons de biopsie à l'aide d'une aiguille dirigée de manière transrectale (Fig. D.1), qui est visualisée en utilisant des images TRUS en temps réel de la glande. L'examen histologique est effectué par des pathologistes qualifiés, qui caractérisent chaque biopsie selon le système de classement de Gleason [74].

Dans certains centres, la procédure est guidée à l'aide d'images TRUS et IMR pondérée en T2W [296]. Dans ce cas, le recalage d'images est réalisé pour aligner les images TRUS (captées en temps réel) aux images IRM pré-opératoires pour guider l'instrument de biopsie sur des lésions prédéfinies. Dans certaines études, la modélisation biomécanique a été appliquée pour simuler les interactions tissulaires avec les aiguilles afin d'améliorer le guidage par imagerie ultrasons [297].

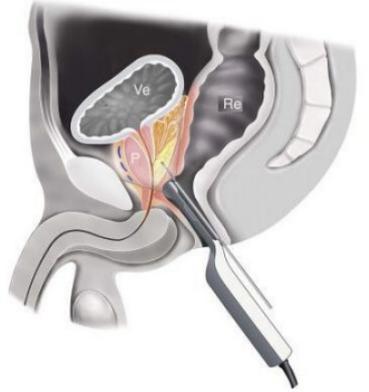


Fig. D.1 Représentation d'une biopsie par abord transrectal.

D.3 Chirurgie

L'utilisation de modalités d'imagerie classiques, telles que TRUS, IRM ou CT, est limitée pendant les interventions chirurgicales. Dans les interventions robotisées, la modélisation biomécanique est utilisée pour gérer le mouvement des glandes et les déformations tissulaires [45, 83].

D.4 Radiothérapie

La radiothérapie comprend deux étapes: - une étape de prétraitement consistant en une planification de traitement avec définition de structures, estimation de dose et optimisation balistique et - une étape de livraison de traitement. Dans les deux étapes, l'imagerie est utilisée [39, 51, 110, 129]. Dans la première étape, les images CT et IRM sont utilisées pour délimiter la prostate et certains organes à risque, comme la vessie et le rectum, alors que dans la deuxième étape, le défi est de gérer l'administration de la dose en retournant le patient à sa position de planification et en prenant en compte les mouvements et les déformations [142]. Pour ce cas, de nombreuses techniques ont été basées sur l'imagerie multimodale et le recalage [105, 114, 145, 298].

D.5 Curiethérapie

C'est la radiothérapie interne, parfois appelée *brachythérapie*. Elle vise à traiter la prostate en implantant des graines radioactives permanentes dans

la glande ou en insérant des cathéters minuscules¹, puis en fournissant une série de traitements par irradiation à travers ces cathéters. La planification de la curiethérapie est basée sur l'utilisation d'images TRUS qui sont acquises dans la salle de traitement [34] (Fig. D.2). Les images sont utilisées pour définir les contours de la prostate et les positions des graines ou des cathéters. La modélisation est souvent utilisée pour tenir compte des déformations tissulaires [30, 138].

Dans certains cas, la planification avant la procédure est effectuée à l'aide d'images CT. Les techniques de recalage sont donc utilisées pour mettre à jour cette planification en adaptant les images CT aux images TRUS en temps réel [43, 139].

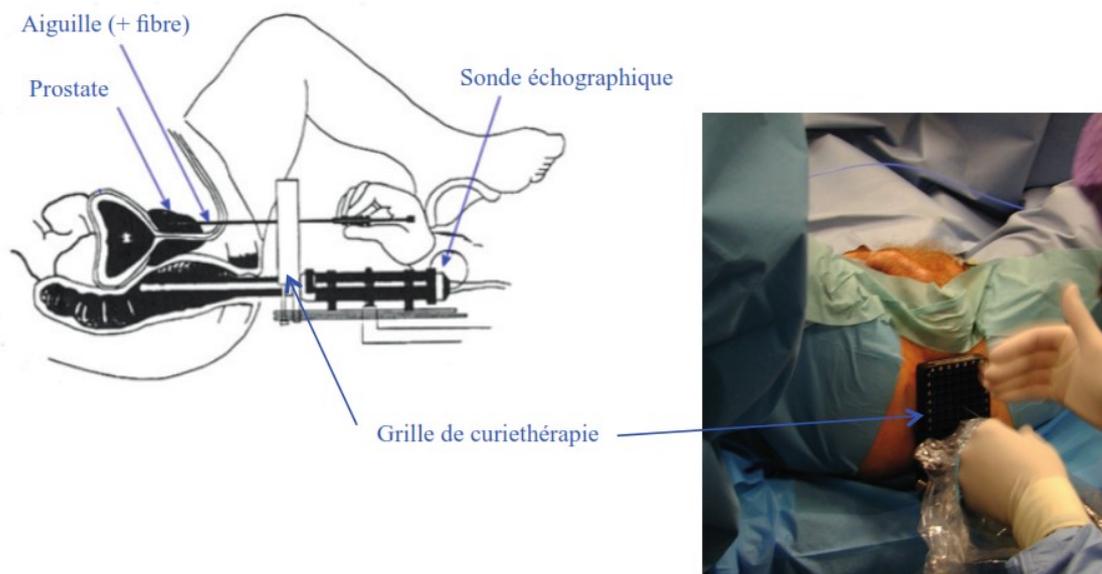


Fig. D.2 Positionnement du patient pour thérapie laser de la prostate par voie périnéale, guidée par l'imagerie échographique en temps réel.

D.6 Thérapies focales

La thérapie focale propose de traiter le cancer de la prostate par des procédures sélectives, de minimum invasif et de toxicité réduite avec des effets indésirables minimales. C'est-à-dire que le traitement, qui est délivré par une source d'énergie, est dirigé vers la zone du cancer, évitant de traiter la prostate entière. De ce fait, on évitera d'endommager les nerfs, les muscles, le sphincter urinaire, la vessie et le rectum. Différentes modalités énergétiques (par exemple, celles utilisées dans les thérapies au laser, l'ultrason focalisé de haute intensité² (HIFU) et cryothérapie³) sont actuellement utilisées [297], et quelques résultats préliminaires ont été publiés [299].

¹Le cathéter est un tube souple, de longueur variable et mince pouvant être introduit dans un conduit, un vaisseau (artère, veine) ou un organe creux (canal), permettant leur exploration, l'injection d'un liquide ou la vidange une cavité.

²HIFU utilise les ondes ultrasonores focalisées pour faire endommager le tissu par les effets mécaniques, thermiques ainsi que par la cavitation. Le but de HIFU est de chauffer la tumeur au-dessus de 65°C jusqu'à ce qu'elle soit détruite par la nécrose coagulante.

³Cryothérapie utilise le froid pour faire mourir les cellules. Le principe de la curiethérapie est d'implanter de manière permanente des grains d'iode I125 dans l'ensemble de la glande.

Dans toutes ces techniques, l'imagerie multimodale de la prostate joue un rôle important dans deux grands thèmes: - la question de la planification dosimétrique pour optimiser les paramètres de traitement qui seront appliqués pour tenir compte du volume cible et - la question de la typologie et de la surveillance en temps réel du traitement et son résultat.

Tab. D.1 - Un résumé de techniques utilisées pour la modélisation de la prostate dans différentes applications cliniques.

Application clinique	Technique	Travail	Caractéristiques	Modélisation
Diagnostic	Recalage	[141]	Mesh et la rigidité	Biomécanique
	Recalage et Segmentation	[42]	Mesh	SDASM avec statistique
	Segmentation	[56]	Forme et apparence	AAM avec ACP
		[49, 115]	Forme et apparence	ProASM
		[71]	Apparence	Statistique
		[77]	Forme et apparence	Théorie des graphes
		[33]	Forme	Ellipse déformable
	Segmentation et Clustering	[32, 67]	Apparence	Une texture médicale de l'opérateur de configuration binaire locale
		[64]	Apparence	Masque de Law
	Classification	[63]	Apparence	Statistique
		[66]	Apparence	Fractal
		[300]	Apparence	Statistiques structurelles et images métaboliques
			Atlas	
Biopsie	Recalage	[294]		Atlas
		[84]	Mesh et déformation élastique des tissus	Biomécanique
		[198]	Forme	Statistique
	Recalage et Tracking	[143]	Propriété matériel du tissu	Biomécanique
	Recalage et Segmentation	[72]	Apparence	Filter de Gabor 3D
	Segmentation	[62]	Forme et apparence	Statistique
		[295]		Atlas
		[26, 27]		Atlas
		[79]	Forme	Statistique
	Classification	[74]	Apparence	Ondelettes
	Reconstruction 3D et Simulation	[296]	Forme	Statistique
Chirurgie	Modélisation du mouvement des organes	[83]	Forme et mouvement du tissu	Biomécanique et statistique
	Recalage	[45]	Forme et mouvement du tissu	Statistique et Biomécanique
	Segmentation	[111, 113]	Forme	ParASM avec ACP
	Segmentation et Tracking	[301]	Forme	ISSL avec statistique

Application clinique	Technique	Travail	Caractéristiques	Modélisation
Radiothérapie	Recalage	[145]	Propriété lineaire élastique des matériaux	Biomécanique
		[114]	Forme	ACRASM avec statistique
	Recalage et Segmentation	[39]	Forme et apparence	ASM et distribution de probabilité
		[105]	Forme	ASM avec corrélation statistique de régression linéaire multiple (MLR)
		[298]	Forme	ACRASM avec statistique
	Segmentation	[51, 110]	Forme et apparence	AAM avec ACP
		[129]		Multi-atlas
		[41]	Forme	SCDM avec statistique
		[54]	Apparence	Statistique
		[126]		Multi-atlas
		[22]	Intensité et le contexte	Statistique
		[89]	Forme	ASM avec ACP
	Modélisation prédictive du mouvement de la prostate	[142]	Mouvement et déformation du tissu	Biomécanique
Curiethérapie	Recalage	[139]	Mesh et déformation élastique du tissu	Biomécanique
		[43]	Forme et déformation de tissu	Modèle de forme M-rep statistique
	Segmentation	[34]	Forme	Tapered ellipsoid fitting
	Simulation	[138]	Déformation de tissu	Biomécanique
		[30]	Forme	Statistique
Estimation de la déformation prostatique per opératoire	[140]	Déformation de tissu	Combinaison statistique et biomécanique	
Chirurgie orthopédique	Segmentation	[48]	Forme	ASM avec ACP
Thérapie focale	Simulation et fantôme physique	[133]	Forme	Atlas
	Recalage	[299]	Forme	Nuage de points

Annexe E

Algorithme multi-planaire MRP

La reconstruction multi-planaire, ou mutli-plan, (MPR, pour Multi-Planar Reconstruction en anglais) permet de créer des images à partir du plan axial original dans le plan coronal, sagittal ou oblique. Le terme "MPR" définit la capacité de reconstruire les volumes à partir d'un ensemble de données d'image 2D/3D et d'afficher de multiples plans 2D/3D de données à partir du jeu de données reconstruit.

E.1 Exemple géométrique

Dans le cas le plus simple, la reconstruction multi-planaire implique de générer des perspectives perpendiculaires à une pile de coupes axiales afin que des images coronales et sagittales puissent être générées. Donc, si nous disposons d'une image DICOM multi-frame qui contient F frames d'images avec une dimension ($W \times H$), alors W serait l'axe X , H serait l'axe Y et F serait l'axe Z (Fig. E.1). La vue coronal pourrait être considérée comme la vue oblique avec un angle de rotation de 0° autour de l'axe Z , alors que la vue sagittale pourrait être considérée comme la vue oblique avec un angle de rotation de 90° autour de l'axe Z .

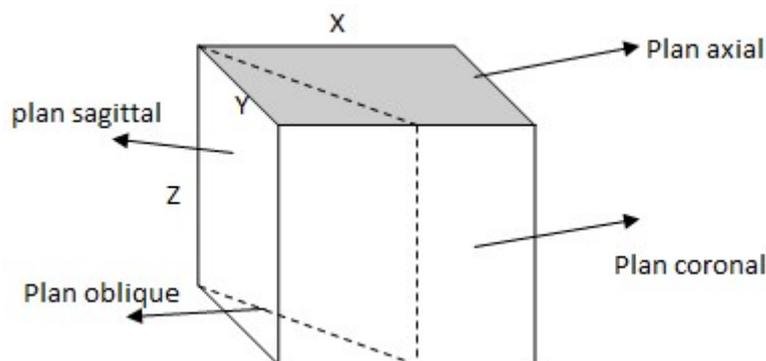


Fig. E.1 Les quatre différents plans.

E.2 Application sur l'image

Les plans les plus standards faisant l'objet de telles reconstructions sont les plans classiques de l'imagerie radiologique : sagittal, coronal et transversal ou axial (Fig. E.2). Rappelons que le plan axial traverse le corps de l'antérieur au postérieur et le divise en sections supérieures et inférieures. La plan coronal traverse le corps de gauche à droite et le divise en sections antérieure et postérieure. Le plan sagittal passe par le corps de l'antérieur à l'arrière et le divise en sections gauche et droite. Enfin, le plan oblique traverse le corps à un angle par rapport aux plans axial, coronal et sagittal.



Fig. E.2 Les plans de base en imagerie radiologique.

Il apparaît en tout état de cause que les images obtenues sont techniquement semblables aux images classiques, bidimensionnelles. Les outils de traitement d'images 2D radiologiques habituels peuvent être alors utilisés.

E.3 Algorithme MPR

L'algorithme de reconstruction multi-planaire, pour l'échantillonnage spatial des données, est donné dans le tableau E.1.

Tab. E.1 Algorithme de reconstruction multi-planaire.

Entrées	$\{vol_1^{entrée}, \dots, vol_k^{entrée}\}$
Initialisation	$\{vol_1^{sortie}, \dots, vol_k^{sortie}\}$: volumes échantillonnés "vides".
Répéter pour tout v de vol_i^{sortie}	Init $I(v) = 0$, $poids = 0$ Calculer $\{d_k\}_{1 \leq k \leq 27}$ Pour k de $1 \rightarrow 27$ faire Si $d_k = 0$ $I(v) = I(v_k)$ Sinon $I(v) = I(v) + \frac{I(v_k)}{d_k}$ $poids = poids + \frac{1}{d_k}$ FinSi FinPour $I(v) = poids \times I(v)$

Annexe F

Notions de base sur la théorie de croyance

Dempster, en 1967, fut le premier à présenter la théorie de l'évidence, qui est une généralisation du formalisme Bayésien [266, 302]. L'aspect évidentiel, ou encore crédal, de la théorie est formalisé par Shafer [267] sous l'appellation : théorie des fonctions de croyance qui est également connue par la théorie de Dempster-Shafer (DS pour Dempster-Shafer Theory). D'autres variantes et extensions du modèle de Shafer existent et le lecteur peut se référer à [303] pour plus de détails.

La théorie des fonctions de croyance offre plusieurs avantages. En plus, de constituer un cadre de travail riche et flexible pour la représentation et la manipulation des informations imprécises et incertaines, elle est souvent utilisée pour fusionner des informations issues de plusieurs sources. Ces caractéristiques lui ont valu d'être employée dans de nombreux domaines comme le traitement d'image [304], la télédétection pour des applications militaires [305] et civiles [306, 307, 308], la médecine pour des applications de segmentation d'images IRM [309], la robotique pour des applications de localisation de robots mobiles dans un environnement partiellement connu [310, 311] etc.

F.1 Interprétation de la théorie des fonctions de croyance

L'approche proposée par Smets se distingue des modèles précédents et leurs variantes de par son caractère fondamentalement non probabiliste. C'est aussi une lecture multi-niveau de la théorie où deux niveaux peuvent être dissociés (Fig. F.1). Dans le premier niveau, les croyances sont manipulées et deux sous-niveaux peuvent être distingués. Dans le niveau crédale statique, l'information est modélisée et dans le niveau crédale dynamique les croyances sont manipulées. Finalement au sein du second niveau, le niveau pignistique, la décision est prise par le biais de la probabilité pignistique.

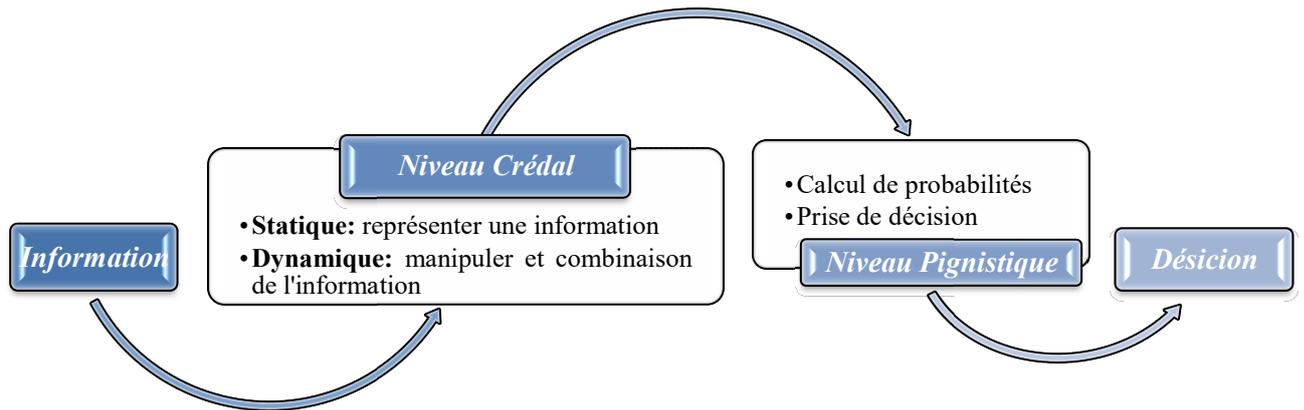


Fig. F.1 Représentation des deux niveaux du Modèle des Croyances.

F.2 Niveau crédal

Ce niveau correspond à la représentation et à la manipulation des informations disponibles. Il peut être divisé en deux parties : statique et dynamique.

F.2.1 Niveau crédal statique

F.2.1.1 Cadre de discernement

Appelé, aussi, le cadre d'intérêt noté Ω . Il décrit l'ensemble des k réponses possibles à un problème tel que :

$$\Omega = \{w_1, w_2, \dots, w_k\} \quad (F.1)$$

A partir du cadre de discernement Ω , on déduit l'ensemble noté 2^Ω , comprenant l'ensemble des 2^k sous-ensembles A de Ω :

$$2^\Omega = \{A, A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, \{w_1\}, \{w_2\}, \dots, \{w_k\}, \{w_1 \cup w_2\}, \{w_1 \cup w_3\}, \dots, \Omega\} \quad (F.2)$$

A peut être, donc, l'ensemble vide \emptyset , les hypothèses singletons $\{w_i\}$, mais aussi toutes les unions (disjonctions) possibles de ces hypothèses $\cup_{i \in \{1, \dots, k\}} w_i$.

F.2.1.2 Représentation de l'information

La fonction la plus souvent utilisée pour représenter l'information au niveau crédal est dite *fonction de masse*, elle est également appelée *Basic Belief Assignment* (BBA). Une fonction de masse $m : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$ sur Ω satisfait la condition :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \quad (F.3)$$

Les sous-ensembles A de Ω tel que $m(A) > 0$ sont appelés : les éléments focaux (EF) de m . La quantité $m(A)$ s'interprète comme la quantité de croyance allouée à A et qui, faute d'information complémentaire, ne peut être

allouée à aucun autre sous-ensemble de A . La masse $m(\emptyset)$ est appelée *masse conflictuelle* ou *conflit*, tandis que $m(\Omega)$ représente l'ignorance. L'ignorance totale correspond à $m(\Omega) = 1$ alors qu'une certitude totale se rapporte à l'allocation complète de la masse de croyance sur un unique singleton de Ω . La quantité $m(\emptyset)$ peut être interprétée comme la croyance que la valeur réelle de ω n'appartient pas à Ω . Quand $m(\emptyset)=0$, la fonction de croyance est dite normalisée.

A partir d'une fonction de masse plusieurs autres fonctions peuvent être déduites. On trouve notamment la fonction de crédibilité ($bel()$) et la fonction de plausibilité ($pl()$) qui sont définies par :

$$\begin{aligned} bel(A) &= \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B), & \forall A \subseteq \Omega, \\ pl(A) &= \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), & \forall A \subseteq \Omega, \end{aligned} \quad (F.4)$$

La crédibilité de A représente la croyance minimale soutenant une proposition A . La plausibilité de A est quant à elle calculée comme la somme des masses des éléments ne contredisant pas A . La plausibilité peut être retrouvée directement à partir de la crédibilité :

$$pl(A) = be(\Omega) - bel(\bar{A}) \quad (F.5)$$

Les deux fonctions bel et pl offrent deux alternatives de représentation de l'information. Cette souplesse dans la représentation de l'information permet d'être plus ou moins engage dans la propagation, la combinaison et la prise de décision.

F.2.2 Niveau crédal dynamique

Dans cette partie, on a l'opportunité de modifier l'information d'une manière dynamique. On peut, donc, fusionner les fonctions de croyance, en utilisant des règles de combinaison. On peut également affaiblir une connaissance, la renforcer [312] etc.

F.2.2.1 Combinaison des fonctions croyance

Soient $m_1()$ et $m_2()$ deux masses de croyances extraites respectivement des sources S_1 et S_2 et $m()$ la masse de croyance résultante de leur combinaison. Les sources S_1 et S_2 doivent vérifier certaines conditions : être définies sur le même cadre de discernement Ω , et vérifier le critère de "distinction" défini par [313], c'est-à-dire, indépendantes. De nombreux travaux ont proposé plusieurs lois de combinaison qui peuvent être classées comme suit :

- **Combinaison conjonctive:** lorsqu'on veut avoir un résultat de combinaison plus informatif que les éléments de combinaison. La combinaison conjonctive est une règle de combinaison élémentaire consistant à prendre les sommes de toutes les possibilités de conjonction entre tous les objets [314]. La combinaison de deux objets

consiste à prendre le produit des masses des deux objets à combiner et à attribuer le résultat du produit à l'objet résultant de l'intersection des deux objets. Une fois cette opération réalisée, on regroupe les éléments communs en additionnant leurs masses respectives. Elle s'écrit de la manière suivante :

$$m(A) = m_1 \wedge m_2(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_1(A_1)m_2(A_2) \quad (F.6)$$

Cette combinaison est utilisée si toutes les sources sont fiables.

- **combinaison orthogonale** : c'est la normalisation de la combinaison conjonctive et connue sous le nom de règle de combinaison de Dempster. C'est une version normalisant le poids conflictuel $m_1 \wedge m_2(\emptyset)$ [267]. Elle est donnée par:

$$m(A) = m_1 \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_1(A_1)m_2(A_2)}{1 - \sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)} \quad (F.7)$$

Cependant, d'autres versions normalisant le poids conflictuel existent [313, 315, 316, 317, 318].

- **Combinaison disjonctive**: lorsqu'on veut avoir un résultat de combinaison moins informatif que les éléments de combinaison. La combinaison disjonctive est une règle de combinaison élémentaire consistant à prendre les sommes de toutes les possibilités de disjonction entre tous les objets [314]. La combinaison disjonctive de deux objets consiste à prendre le produit des masses des deux objets à combiner et à attribuer le résultat du produit à l'objet résultant de l'union des deux objets. Une fois cette opération réalisée, on regroupe les éléments communs en additionnant encore une fois leur masse respective. Elle s'écrit sous la forme :

$$m(A) = m_1 \vee m_2(A) = \sum_{A_1 \cup A_2 = A} m_1(A_1)m_2(A_2) \quad (F.8)$$

Cette combinaison est utilisée si au moins une source est fiable.

F.2.2.2 Affaiblissement des fonctions de croyance

L'affaiblissement est une étape nécessaire lorsqu'on possède une information sur la fiabilité d'une ou des sources d'information existantes. Elle consiste à modifier une fonction de masse, par rapport à un coefficient de fiabilité donné. Le degré d'affaiblissement, noté $\alpha \in [0, 1]$, est égal à 0 si la source est complètement non fiable, à 1 si la source est fiable. La fonction de masse affaiblie est notée m^α et calculée par :

$$\begin{cases} m^\alpha(A) = \alpha \cdot m(A), & \forall A \subset \Omega, \quad A \neq \Omega \\ m^\alpha(\Omega) = 1 - \alpha + \alpha \cdot m(\Omega) \end{cases} \quad (F.9)$$

Un autre mécanisme de correction tenant compte du contexte est proposé par Mercier [319, 320].

F.2.2.3 Gestion de conflit

Plusieurs règles de combinaisons ont été proposées pour résoudre le conflit. Deux familles d'approches peuvent être distinguées. La première consiste à agir sur les sources avant de les fusionner en détectant les sources non fiables [321, 322, 323, 324, 325]. La source non fiable est alors affaiblie. La seconde solution, qui a pour objet de répartir plus finement le conflit, consiste à gérer celui-ci au niveau de la combinaison [313].

F.3 Niveau pignistique

C'est à ce niveau qu'a lieu la prise de décision. Cette dernière est dépendante de la représentation de l'information. Par rappel, les fonctions $m()$, $Pl()$ et $Bel()$ sont trois représentations différentes de la même information. Ainsi, pour la fonction de masse m , des probabilités pignistiques sont souvent considérées pour la prise de décisions. Elles sont notées par $BetP$ et calculées de la manière suivante [326] :

$$BetP(w) = \sum_{w \subseteq A, A \subseteq \Omega} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))}, \quad \forall w \in \Omega \quad (F.10)$$

où $|A|$ représente la cardinalité de l'ensemble A . Cette fonction de probabilité peut alors être utilisée dans une décision Bayésienne classique.

D'autres mécanismes de prise de décision existent, notamment le choix de la décision avec le maximum de plausibilité pl ou le maximum de crédibilité bel par exemple [285].

F.4 Modélisation des fonctions de croyance

La modélisation des fonctions de croyance est sans doute la partie primordiale pour mettre au point un système de décision performant. En effet, la qualité de la modélisation se reflète dans la partie décisionnelle du système car plus la modélisation est conforme aux informations disponibles plus le résultat de la décision est cohérent. Dans la théorie des fonctions de croyance, on peut identifier deux familles de modélisation de fonctions de croyance :

- Modélisation basée sur la vraisemblance [267].
- Modélisation basée sur la distance [327].

Plus d'informations sur la modélisation des fonctions de croyance peuvent être trouvées dans [328].

Bibliographie

- [1] R. Satava, “*Medical virtual reality. The current status of the future*”, Stud. Health. Technol.Inform., vol. 29, pp. 100-106, 1996.
- [2] T. Serre, “*Modélisation géométrique du corps humain et Simulation numérique de l’accident routier de l’usager vulnérable*”, Habilitation à Diriger des Recherches en Modélisation et simulation, Université Aix-Marseille, France, septembre 2015.
- [3] J. Boissonat et B. Geiger, “*Three Dimensional Reconstruction Of Complex Shapes Based On The Delaunay Triangulation*”, rapport de recherché, no. 1697, INRIA, 1992.
- [4] W. Lorensen et H. Cline, “*Marching Cubes : A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm* », Computer Graphics, vol. 21, no. 4, pp. 163-169, 1987.
- [5] H. Delingette, “*Modélisation de structures déformables*“, Habilitation à diriger les recherches en Informatique, école Doctorale STIC, Université de Nice Sophia-Antipolis, mars 2006.
- [6] S.M. Pizer, P. Th. Fletcher, S. Joshi, A. Thall, J.Z. Chen, Y. Fridman, D.S. Fritsch, G. Gash, J.M. Glotzer, M.R. Jiroutek Conglin, L. Keith, E. Muller, G. Tracton, P. Yushkevich, et E.L. Chaney, “*Deformable M-Reps for 3D Medical image segmentation*”, Int. J. Comput. Vis., vol. 55, no.2/3, pp. 1–29, 2003.
- [7] P.T. Fletcher, S.M. Pizer, et S. Joshi, “*Deformable m-rep segmentation of object complexes*”, in: Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 26–29, 2002.
- [8] S. Osher et J. Sethian, “*fronts propagating with curvature dependent speed:Algorithms based on hamilton-jacobi formulations*”, Journal of Computational Physics, vol. 79, no. 1, pp.12–49, 1988.
- [9] R. Malladi, J. Sethian et B. Vemuri, “*Shape modeling with front propagation: A level set approach*”, IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence, vol. 17, pp. 158–175, 1995.
- [10] J. Montagnat, “*Modèles déformables pour la segmentation et la modélisation d’images médicales 3D et 4D*“, thèse de Doctorat, université de Nice-Sophia Antipolis, France, 1999.
- [11] I. Cohen, L. Cohen, “*A Hybrid Hyperquadric Model for 2-D and 3-D Data Fitting*”, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 63, no. 3, pp. 527-541, 1996.
- [12] I. Corouge, “*Modélisation statistique de forme en imagerie cérébrale*”, Thèse de doctorat en Informatique, université Rennes I, France, avril 2003.
- [13] O. Chilali, A. Ouzzane, M. Diaf et N. Betrouni, “*A survey of prostate modeling for image analysis*”, Computers in Biology and Medicine, vol. 53, pp. 190–202, 2014.
- [14] J. McNeal, “*The prostate gland: morphology and pathology*”, Monogr.Urol., vol. 4, no. 1, 1983.

- [15] J. McNeal, "Normal histology of the prostate", Am. J. Surg. Pathol., vol. 12, pp. 619–633, 1988.
- [16] J. McNeal, "The zonal anatomy of the prostate", Prostate 2, pp. 35-49, 1981.
- [17] S. Philips, T.H. Yang, F.K. Habib, R.L. Reuben, et S.A. McNeill, "Measurement of tissue mechanical characteristics to distinguish between benign and malignant prostatic disease", Urology, vol. 66, no. 2, pp. 447-450, 2005.
- [18] M. Azahaf, "IRM de perfusion T1 dans le cancer de la prostate, analyse quantitative et étude de l'impact de la fonction d'entrée artérielle sur les capacités diagnostiques des paramètres pharmacocinétiques", thèse de doctorat en Médecine humaine et pathologie, université du Droit et de la Santé – Lille II, France, décembre 2015.
- [19] A. Mohammad, « Etude d'un modèle biomécanique des mouvements et déformations des organes pelviens et intégration dans le processus du traitement en radiothérapie externe pour le cancer de la prostate », thèse de doctorat en rayonnement et imagerie médicale, Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN) – Centre Alexis Vautrin (CAV), Université de Nancy, France, octobre 2011.
- [20] S. Liao, et D. Shen, "A learning based hierarchical framework for automatic prostate localization in CT images", Lect. Notes Comput. Sci., vol 6963, pp. 1–9, 2011.
- [21] N. Makni, A. Iancu, O. Colot, P. Puech, S. Mordon, et N. Betrouni, "Zonal segmentation of prostate using multispectral magnetic resonance images", Med. Phys., vol. 38, no. 11, pp. 6093–6105, 2011.
- [22] W. Li, S. Liao, Q. Feng, W. Chen, et D. Shen, "Learning image context for segmentation of prostate in CT guided radiotherapy", Med. Image Comput. Assist. Interv., vol.14, pp. 570–578, 2011.
- [23] Z. Tu et X. Bai, "Auto-context and its application to high-level vision tasks and 3D brain image segmentation", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 32, pp. 1744–1757, 2010.
- [24] Y. Zhan, Y. Ou, M. Feldman, J. Tomaszewski, C.h. Davatzikos, et D. Shen, "Registering HISTOLOGIC and MR images of prostate for image-based cancer detection", Acad. Radiol., vol. 14, no. 11, pp. 1367–1381, 2007.
- [25] Y. Ou, D. Shen, M. Feldman, J. Tomaszewski, et Ch. Davatzikos, "Non-rigid registration between histological and MR images of the prostate: a joint segmentation and registration framework", in: Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshop: Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis (MMBIA), Miami, pp. 125–132, 2009.
- [26] D. Shen, Z. Lao, J. Zeng, E.H. Herskovits, G. Fichtinger, et Ch. Davatzikos, "A statistical atlas of prostate cancer for optimal biopsy", in: Proceedings of the MICCAI, Lecture Notes in Computer Science, vol. 2208, pp. 416–424, 2001.
- [27] D. Shen, Z. Lao, J. Zeng, W. Zhang, I.A. Sesterhenn, L. Sun, J.W. Moul, E. H. Herskovits, G. Fichtinger, et C. Davatzikos, "Optimized prostate biopsy via statistical atlas of cancer spatial distribution", Med. Image Anal., vol. 8, pp. 139–150, 2004.
- [28] T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper, et J. Graham, "Training models of shape from sets of examples", in: Proceedings of the British Machine Vision Conference, vol. 557, pp. 9–18, Springer, 1992.
- [29] B. Geiger, "Three-dimensional modeling of human organs and its application to diagnosis and surgical planning", thèse de doctorat en Science, High National School of Mines de Paris, France, novembre 1993.
- [30] O. Goksel, E. Septimiu, S.P. Salcudean, R.R. DiMaio, et M. James, "3D needle-tissue interaction simulation for prostate brachytherapy", in: Proceedings of the MICCAI, Berlin, Heidelberg, pp. 827–834, 2005.

- [31] S. Badiei, S.E. Salcudean, J. Varah, et W.J. Morris, “*Prostate segmentation in 2D ultrasound images using image warping and ellipse fitting*”, in: Proceedings of the MICCAI, Springer, pp. 17–24, 2006.
- [32] N.N. Kachouie, P. Fieguth, et S. Rahnamayan, “*An Elliptical Level Set Method for Automatic TRUS Prostate Image Segmentation*”, IEEE Computer Society Press, Vancouver, BV, pp. 191–196, 2006.
- [33] X. Liu, D.L. Langer, M.A. Haider, Y. Yang, M.N. Wernick, et I.S. Yetik, “*Prostate cancer segmentation with simultaneous estimation of Markov random field parameters and class*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 28, pp. 906–915, 2009.
- [34] S. Mahdavi, N. Chang, I. Spadinger, W.J. Morris, et S.E. Salcudeana, “*Semiautomatic segmentation for prostate interventions*”, Med. Image Anal., vol. 15, pp. 226–237, 2011.
- [35] L. Gong, S. Pathak, D. Haynor, P. Cho et Y. Kim, “*Parametric Shape Modeling Using Deformable Superellipses for Prostate Segmentation*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, no. 3, pp. 340–349, 2004.
- [36] L. Saroul, O. Bernard, D. Vray, et D. Friboulet, “*Prostate Segmentation in Echographic Images: A Variational Approach Using Deformable Super-ellipse and Rayleigh Distribution*”, IEEE Computer Society Press, Paris, pp. 129–132, 2008.
- [37] I.B. Tutar, S.D. Pathak, et Y. Kim, “*3D prostate shape modeling from sparsely acquired 2D images using deformable models, medical imaging 2004: visualization, image-guided procedures, and display*”, Proc. SPIE 5367, pp. 524–532, 2004.
- [38] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempny, D. Tucker, A. Fan, W.E. Grimson, et A. Willsky, “*A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 22, pp. 137–154, 2003.
- [39] Ch. Lu, S. Chelikani, X. Papademetris, J.P. Knisely, M.F. Milosevic, Z. Chan, D. A. Jaffrey, L.H. Staib, et J.S. Duncan, “*An integrated approach to segmentation and nonrigid registration for application in image-guided pelvic radiotherapy*”, Med. Image Anal., vol 15, pp. 772 –785, 2011.
- [40] Y. Gao, R. Sandhu, G. Fichtinger et A. Tannenbaum, “*A Coupled Global Registration and Segmentation Framework with Application to Magnetic Resonance Prostate Imagery*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 10, pp. 17–81, 2010.
- [41] A. Ghanei, H. Soltanian-Zadeh, A. Ratkewicz, et F.F. Yin, “*A three-dimensional deformable model for segmentation of human prostate from ultrasound images*”, Med. Phys., vol. 28, pp. 2147–5213, 2001.
- [42] J. Wu, M.J. Murphy, E. Weiss, W.C. Sleeman, et J. Williamson, “*Development of a population-based model of surface segmentation uncertainties for uncertainty-weighted deformable image registrations*”, Med. Phys., vol. 37, no. 2, pp. 607–614, 2010.
- [43] J.R. Crouch, S.M. Pizer, E.L. Chaney, Y.C. Hu, G.S. Mageras, et M. Zaider, “*Automated finite element analysis for deformable registration of prostate images*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 26, no. 10, pp. 1379–1390, 2007.
- [44] I.B. Tutar, S.D. Pathak, L. Gong, P.S. Cho, K. Wallner, et Y. Kim, “*Semiautomatic 3D prostate segmentation from TRUS images using spherical harmonics*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 25, no. 12, pp. 1645–1654, 2006.
- [45] Y. Hu, J. Carter Timothy, H.-d. Ahmed, M.E. Clare, A.D.J. Hawkes, et D.C. Barratt, “*Modelling prostate motion for data fusion during image-guided interventions*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 30, no. 11, pp. 1887–1900, 2011.
- [46] A. Materka, et M. Strzelecki, “*Texture Analysis Methods: A Review*”, COST B11 Report, Technical University of Lodz, Institute of Electronics, Brussels, 1998.

- [47] M. Tuceryan, et A.K. Jain, “*Texture analysis*”, in: C.H. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang (Eds.), *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, 2nd ed, World Scientific Publishing Co., pp. 207–248, 1998.
- [48] F. Cosio, “*Automatic initialization of an active shape model of the prostate*”, *Medical Image Analysis*, vol. 12, pp. 469–483, 2008.
- [49] M. Kirschner, F. Jung, et S. Wesarg, “*Automatic prostate segmentation in MR images with a probabilistic active shape model*”, in: *Proceedings of the MICCAI Grand Challenge*, pp. 28–35, 2012.
- [50] R. Zwigelaar, Y. Zhu et S. Williams, “*Semi-automatic segmentation of the prostate: pattern recognition and image analysis*”, Berlin/Heidelberg/New York/Hong Kong/London/Milan/Paris/Tokyo, pp. 1108–1116, 2003.
- [51] Q. Feng, M. Foskey, S. Tang, W. Chen, et D. Shen, “*Segmenting CT prostate images using population and patient-specific statistics for radiotherapy*”, *Med. Phys.*, vol. 37, no. 8, pp. 4121–4132, 2010.
- [52] A. Rafiee, A. Salimiand, et A.R. Roosta, “*A new edge detection algorithm in TRUS images*”, in: *Proceedings of the 8th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence Knowledge Engineering & Data bases (AIKED '09)*, pp. 186–199, 2009.
- [53] Y.J. Liu, W.S. Ng, M.Y. Teo, et H.C. Lim, “*Computerised prostate boundary estimation of ultrasound images using radial bas-relief method*”, *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 35, pp. 315–317, 1997.
- [54] Y. Yu, J.A. Molloya, et S.T. Acton, “*Segmentation of the prostate from suprapubic ultrasound images*”, *Med. Phys.*, vol. 31, no. 12, pp. 3437–3484, 2004.
- [55] R. Aarnink, S. Pathak, J. De la Rosette, F. Debruyne, Y. Kim et H. Wijkdtra, “*Edge detection in prostatic ultrasound images using integrated edge map*”, *Ultrasonics*, pp. 635–642, 1998.
- [56] S. Ghose, A. Oliver, R. Marti, X. Llado, J. Freixenet, J. Mitra, J.C. Vilanova, J. Comet et F. Meriaudeau, “*Multiple mean models of statistical shape and probability priors for automatic prostate segmentation*”, in: A. Madabhushi, J. Dowling, H. Huisman, D. Barratt (Eds.), *Prostate Cancer Imaging*, vol. 6936, Springer, pp. 35–46, 2011.
- [57] P. Allen, J. Graham, D. Williamson et C. Hutchinson, “*Differential segmentation of the prostate in MR images using combined 3d shape modelling and voxel classification*”, In *3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro*, pp. 410–413, 2006.
- [58] Makni, P. Puech, R. Lopes, A. Dewalle, O. Colot et N. Betrouni, “*Combining a deformable model and a probabilistic framework for an automatic 3D segmentation of prostate on MRP*”, *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 4, no. 2, pp. 181–188, 2009.
- [59] A. Firjani, A. Elnakib, A. El-Baz, G.L. Gimel'farb, M.A. El-Ghar, et A. Elmaghraby, “*Novel stochastic frame work for accurate segmentation of prostate in dynamic contrast enhanced MRP*”, *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 6367, pp. 121–130, 2010.
- [60] A. Firjani, A. Elnakib, F. Khalifa, G.L. Gimel'farb, M.A. El-Ghar, J. Suri, et A. Elmaghraby, “*A new 3D automatic segmentation framework for accurate segmentation of prostate from DCE-MRP*”, in: *Proceedings of the IEEE*, pp. 1476–1779, 2011.
- [61] K. Diaz et B. Castaneda, “*Semi-automated segmentation of the prostate gland boundary in ultrasound images using a machine learning approach*”, *Proc. SPIE* 6914, pp. 1–8, 2008.
- [62] H. Akbari et B. Fei, “*3D ultrasound image segmentation using wavelet support vector machines*”, *Med. Phys.*, vol. 36, no. 6, pp. 2972–2984, 2012.

- [63] M.A. Tahir, A. Bouridane et F. Kurugollu, “An FPGA based coprocessor for GLCM and Haralick texture features and their application in prostate cancer classification”, *Analog. Integr. Circuits Signal Process.*, vol. 43, no. 2, pp. 205–215, 2005.
- [64] W.D. Richard et C.G. Keen, “Automated texture based segmentation of ultrasound images of the prostate”, *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 20, pp. 131–140, 1996.
- [65] R.M. Haralick, “Statistical and structural approaches to texture”, *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786–804, 1979.
- [66] P.-W. Huang et Ch.-H. Lee, “Automatic classification for pathological prostate images based on fractal analysis”, *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 28, no. 7, pp. 1037–1050, 2009.
- [67] N.N. Kachouie et P. Fieguth, “A medical texture local binary pattern For TRUS prostate segmentation”, in: *Proceedings of the Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5605–5608, 2007.
- [68] A. Mohammad, A. Purang, M. Moradi, E. Sauerbrei, R. Siemens, A. Boag et M. Parvin, “Automated detection of prostate cancer using wavelet transform features of ultrasound RF time series”, *Proc. SPIE 7260*, pp. 1–8, 2009.
- [69] D. Shen, Y. Zhan et C. Davatzikos, “Segmentation of prostate boundaries from ultrasound images using statistical shape model”, *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 22, pp. 539–551, 2003.
- [70] Y. Zhan et D. Shen, “Automated segmentation of 3D US prostate images using statistical texture-based matching method”, In: *Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted intervention, MICCAI*, pp. 688–696, 2003.
- [71] S.S. Mohamed, J. Li, M.M.A. Salama et G. Freeman, “Prostate tissue texture feature extraction for suspicious regions identification on TRUS images”, *J. Digit. Imaging*, vol. 22, no. 5, pp. 503–518, 2009.
- [72] X. Yang et B. Fei, “3D prostate segmentation of ultrasound images combining longitudinal image registration and machine learning”, *Proc. SPIE 83162*, pp. 1–9, 2012.
- [73] K.J. Khouzani et H. Soltanian-Zadeh, “Automatic grading of pathological images of prostate using multiwavelet transform, multiwavelet grading of pathological images of prostate”, in: *Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 3, pp. 2545–2548, 2001.
- [74] K.J. Khouzani et H. Soltanian-Zadeh, “Multiwavelet grading of pathological images of prostate”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 6, pp. 697–704, 2003.
- [75] A. Zaim, Y. Taeil et R. Keck, “Feature based classification of prostate US images using multiwavelet and kernel SVM”, *IEEE Computer Society Press, Orlando, FL*, pp. 278–281, 2007.
- [76] M. Zouqi et J. Samarabandu, “Prostate Segmentation from 2D Ultrasound Images Using Graph Cuts and Domain Knowledge”, *IEEE Computer Society Press*, pp. 359–362, 2008.
- [77] Q. Song, Y. Liu, P.K. Saha, M. Sonka et W. Wu, “Graph search with appearance and shape information for 3-D prostate and bladder segmentation”, in: *Proceedings of the MICCAI, Springer*, pp. 172–180, 2010.
- [78] J. Yuan, E. Ukwatta, W. Qui, M. Rajchl, Y. Sun, X.-Ch. Tai et A. Fenster, “Jointly segmentation prostate zones in 3D MRIs by globally optimized coupled level-sets”, in: *Proceedings of the EMMCVPR, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8081, pp. 12–25, 2013.
- [79] W. Qui, J. Yuan, E. Ukwatta, D. Tessier et A. Fenster, “Three-dimensional prostate segmentation using level set with shape constraint based on rotational

- slices for 3D end-firing TRUS guided biopsy*”, Med. Phys., vol. 40, no. 7, pp. 1–12, 2013.
- [80] D. Knudson, “*Fundamentals of Biomechanics*”, 2nd edition, New York, USA, Springer, 2007.
- [81] J. Greenleaf, M. Fatemi et M. Insana, “*Selected methods for imaging elastic properties of biological tissues*”, Annu. Red. Biomed. Eng., vol. 5, pp. 57-78, 2003.
- [82] T.A. Krouskop, T.M. Wheeler, F. Kallel et B.S. Garra, “*Elastic moduli of breast and prostate tissues under compression*”, Ultrason. Imaging, vol. 20, pp. 260–274, 1998.
- [83] Y. Hu, R. Van den Boom, T. Carter, Z. Taylor, D. Hawkes, H.U. Ahmed, M. Emberton, C. Allen et D. Barratt, “*A comparison of the accuracy of statistical models of prostate motion trained using data from biomechanical simulations, Prog. Biophys*”, Mol. Biol., vol. 103, no. 2–3, pp. 262–272, 2010.
- [84] P. Risholm, A. Fedorov, J. Pursley, K. Tuncali, R. Cormack et W.M. Wells, “*Probabilistic non-rigid registration of prostate images: modeling and quantifying uncertainty*”, in: Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 553–556, 2011.
- [85] J. Ophir, S. Alam, B. Garra, F. Kallel, E. Konofagou, T. Krouskop, C. Merritt, R. Righetti, R. Souchon, S. Srinivasan et T. Varghese, “*Elastography: imaging the elastic properties of soft tissues with ultra-sound*”, J. Med. Ultrason., vol. 29, pp. 155–171, 2002.
- [86] H. Delingette, *Towards realistic soft tissue modeling in medical simulation*, Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 3, pp. 512-523, 1998.
- [87] J. Maintz et M. A. Viergever, “*A survey of medical image registration*”, Med. Image Anal., vol. 2, no. 1, pp. 1–36, 1998.
- [88] I. Jolliffe, “*Principal Component Analysis*”, second ed., Springer Series in Statistics, New York, USA, 2002.
- [89] D. Pasquier, T. Lacornerie, M. Vermandel, J. Rousseau, E. Lartigau et N. Betrouni, “*Automatic segmentation of pelvic structures from magnetic resonance images for prostate cancer radiotherapy*”, Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys., vol. 68, no. 2, pp. 592–600, 2007.
- [90] P.T. Fletcher, C. Lu, S.M. Pizer et S. Joshi, “*Principal geodesic analysis for the study of nonlinear statistics of shape*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 23, no. 8, pp. 995–1005, 2004.
- [91] Th. Klein, « *Théorème central limite, inégalités de concentration et principes de grandes déviations: applications à des modèles issus de la combinatoire et à l’analyse de sensibilité. Bornes minimax et distance de Wasserstein en statistique semi-paramétrique* », Habilitation à Diriger des Recherches, Institut Mathématiques de Toulouse, université Paul Sabatier, octobre 2016.
- [92] S. Said, N. Courty, N. LeBihanand et S.J. Sangwine, “*Exact principal geodesic analysis for data on $SO(3)$* ”, in: Proceedings of the EUSIPCO, Poznan, Poland, pp. 1701–1705, 2007.
- [93] W.A.P. Smith et E.R. Hancock, “*Facial shape-from-shading and recognition using principal geodesic analysis and robust statistics*”, Int. J. Comput. Vis., vol. 76, pp. 71–91, 2008.
- [94] M. Tournier, « *Réduction de dimension pour l’animation de personnages* », thèse de doctorat en mathématiques générales, université de Grenoble, décembre 2011.
- [95] A. Goulon-Sigwalt-Abram, « *Une nouvelle méthode d’apprentissage de données structurées : applications à l’aide à la découverte de médicaments* », thèse de doctorat en électronique, université Pierre et Marie Curie - Paris VI, août 2008.

- [96] M. Castelan, G.A. Puerto-Souza et J. Horebeek, “Using subspace multiple linear regression for 3D face shape prediction from a single image”, in: Proceeding of the ISVC 2009, Part II, pp. 662–673, 2009.
- [97] C.J. Stone, “Adaptative maximum likelihood estimators of location parameter”, *Ann. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 267–284, 1975.
- [98] T.L. Lai, H. Robbins et C.Z. Wei, “Strong consistency of least squares estimates in multi regression”, *Proc. Natl. d. Sci.*, vol. 75, no. 7, pp. 3034–3036, 1978.
- [99] I.T. Jolliffe, “A note on the use of principal components in regression”, *J. R. Stat. Soc. Ser. C: Appl. Stat.*, vol. 31, no. 3, pp. 300–303, 1982.
- [100] A.E. Hoerl, R.W. Kennard et R.W. Hoerl, “Practical use of ridge regression: a challenge met”, *J. R. Stat. Soc. Ser. C: Appl. Stat.*, vol. 34, no. 2, pp. 114–120, 1985.
- [101] G. Del Pino, “The unifying role of iterative generalized least square in statistical algorithms”, *Stat. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 394–403, 1989.
- [102] Y. Nievergelt, “Total least squares: state-of-the-art regression in numerical analysis”, *SIAM Rev.*, vol. 36, no. 2, pp. 258–264, 1994.
- [103] B. Efron, T. Hastie, I. Johnstone et R. Tibshirani, “Least angle regression”, *Ann. Stat.*, vol. 32, no. 2, pp. 407–451, 2004.
- [104] C. Tofallis, “Least square percentage regression”, *J. Mod. Appl. Stat. Methods*, vol. 7, pp. 526–534, 2009.
- [105] Y. Shi, S. Liao et D. Shen, “Learning statistical correlation for fast prostate registration in image-guided radiotherapy”, *Med. Phys.*, vol. 38, no. 11, pp. 5980–5991, 2011.
- [106] T.F. Cootes, A. Hill, G.J. Taylor et J. Haslam, “The use of active shape model for locating structure in medical images”, *Image Vis. Comput.*, vol. 12, pp. 355–366, 1994.
- [107] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, E. Grimson et A. Willsky, “Model-based curve evolution technique for image segmentation”, in: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 463–468, 2001.
- [108] N. Betrouni, M. Vermandel, D. Pasquier, S. Maouche et J. Rousseau, “Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using a priori information and an adapted noise filter”, *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 29, pp. 43–51, 2005.
- [109] Y. Zhu, S. Williams et R. Zwigglelaar, “A hybrid ASM approach for sparse volumetric data segmentation”, *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 17, pp. 252–258, 2007.
- [110] Q. Feng, M. Foskey, S. Tang, W. Chen et D. Shen, “Segmenting CT prostate images using population and patient-specific statistics for radiotherapy”, *Biomedical Imaging: From Nano to Macro ISBI*, pp. 282–285, 2009.
- [111] P. Yan, X. Sheng, T. Baris et J. Kruecker, “Optimal search guided by partial active shape model for prostate segmentation in TRUS images”, *Proc. SPIE 7261*, pp. 1–11, 2009.
- [112] M.E. Tipping et C.M. Bishop, “Probabilistic principal component analysis”, *J. R. Stat. Soc.*, vol. 61, no. 3, pp. 611–622, 1999.
- [113] P. Yan, S. Xu, B. Turkbey, et J. Kruecker, “Discrete Deformable Model Guided by Partial Active Shape Model for TRUS Image Segmentation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, pp. 1158–1166, 2010.
- [114] J. Zhou, S. Zhang, S. Kim, S. Jabbour, S. Goyal, B. Haffty, D. Metaxas, N.J. Yue et A. Laplacian, “Surface deformation and optimization based 3D registration algorithm for image guided prostate radiotherapy”, *Int. J. Med. Phys. Clin. Eng. Radiat. Oncol.*, vol. 1, pp. 40–49, 2012.
- [115] M. Kirschner et S. Wesarg, “Active shape models unleashed”, *Proc. SPIE 7962, Med. Imaging: Image Processing 796211*, 2011.

- [116] T.F. Cootes, G.J. Edwards et Ch.J. Taylor, “*Active appearance models*”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 23, no. 6, pp. 681–685, 2001.
- [117] J. Yang et J.S. Duncan, “*3D image segmentation of deformable objects with joint shape-intensity prior models using level sets*”, Med. Image Anal., vol. 8, pp. 285–294, 2004.
- [118] R. Toth, B.N. Bloch, E.M. Genega, N.M. Rofsky, R.E. Lenkinski, M.A. Rosen, A. Kalyanpur, S. Pungavkar et A. Madabhushi, “*Accurate prostate volume estimation using multifeature active shape models on t2-weighted MR*”, Acad. Radiol., vol. 18, pp. 745–754, 2011.
- [119] R. Toth et A. Madabhushi, “*Multifeature landmark-free active appearance models: Application to prostate MRI segmentation*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 31, no. 8, pp. 1638–1650, 2012.
- [120] R. Toth, J. Ribault, J. Gentile, D. Sperling et A. Madabhushi, “*Simultaneous segmentation of prostatic zones using Active Appearance models with multiple coupled level sets*”, Comput. Vis. Image Underst., vol. 117, pp. 1051–1060, 2013
- [121] T. Heimann et H. Meinzer, “*Statistical shape models for 3D medical image segmentation: a review.*” Med. Image Anal., vol. 13, no. 4, pp. 543–63, 2009.
- [122] S. Ghose, A. Oliver, R. Martí, X. Lladó, J. Vilanova, J. Freixenet, J. Mitra, D. Sidibé et F. Meriaudeau, “*A survey of prostate segmentation methodologies in ultrasound, magnetic resonance and computed tomography images,*” Comput Methods Programs Biomed, vol. 108, no. 1, pp. 262–287, 2012.
- [123] S. Ghose, J. Mitra, A. Oliver, R. Martí, X. Llado, J. Freixenet, J.C. Vilanova, J. Comet, D. Sidibe et F. Meriaudeau, “*A supervised learning framework for automatic prostate segmentation in transrectal ultrasound images, advanced concepts for intelligent vision systems*”, Lect. Notes Comput. Sci. 7517, pp. 190–200, 2012.
- [124] S. Ghose, A. Oliver, J. Mitra, R. Martí, X. Lladó, J. Freixenet, D. Sidibé, J.C. Vilanova, J. Comet et F. Meriaudeau, “*A supervised learning framework of statistical shape and probability priors for automatic prostate segmentation in ultrasound images*”, Med. Image Anal., vol. 17, pp. 587–600, 2013.
- [125] A. Pommert, K. H. Hohne, B. Pflessner, E. Richter, M. Riemer, T. Schiemann, R. Schubert, U. Schumacher et U. Tiede. “*Creating a high-resolution spatial/symbolic model of the inner organs based on the visible human*”, Medical Image Analysis, vol. 5, n°. 3, pp. 221–228, 2001.
- [126] J. Hwee, A. Louie, S. Gaede, G. Bauman, D. D'Souza, T. Sexton, M. Lock, B. Ahmad et G. Rodrigues, “*Technology assessment of automated atlas based segmentation in prostate bed contouring*”, Radiat. Oncol., vol. 6, pp. 110–118, 2011.
- [127] S. Klein, U. Van Der Heide, I. Lips, M. Van Vulpen, M. Staring et J. Pluim, “*Automatic segmentation of the prostate in 3D MR images by atlas matching using localized mutual information*”, Med. Phys., vol. 35, no. 4, pp. 1407–1417, 2008.
- [128] R. Langerak, U. Van Der Heide, A. Kotte, M. Viergever, M. Van Vulpen et J. Pluim, “*Label fusion in atlas-based segmentation using a selective and iterative method for performance level estimation (simple)*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 29, pp. 2000–2008, 2010.
- [129] O. Acosta, A. Simon, F. Monge, F. Commandeur, C. Bassirou, G. Gazoulat, R. De Crevoisier et P. Haigron, “*Evaluation of multi-atlas-based segmentation of CT scans in prostate cancer radiotherapy*”, in: Proceedings of the ISBI, IEEE, pp. 1966–1969, 2011.
- [130] Q. Gao, D. Rueckert et P. Edwards, “*An automatic multi-atlas based prostate segmentation using local appearance-specific atlases and patch-based voxel weighting*”, in: Proceedings of the MICCAI, pp. 12–19, 2012.

- [131] Y. Ou, J. Doshi, G. Erus et C.h. Dvatzikos, “*Multi-atlas segmentation of the prostate: a zooming process with robust registration and atlas selection*”, in: Proceedings of the MICCAI, pp. 60–66, 2012.
- [132] G. Litjens, N. Karssemeijer et H. Huisman, “*A multi-atlas approach for prostate segmentation in I images*”, in: Proceedings of the MICCAI, pp. 36–43, 2012.
- [133] N. Betrouni, N. Makni, A.-S. Dewalle-Vignion et M. Vermandel “*MedataWeb: a shared platform for multimodality medical images and atlases*”, IRBM, vol. 33, pp. 223–226, 2012.
- [134] N. Betrouni, A. Lancu, P. Puech, S. Mordon et N. Makni, “*ProstAtlas: a digital morphological atlas of the prostate*”, Eur. J. Radiol., vol. 81, pp. 1969–1975, 2012.
- [135] T.J. Carter, M. Sermesant, D.M. Cash, D.C. Barratt, C.h. Tanner et D. Hawkers, “*Application of soft tissue modeling to image-guided surgery*”, Med. Eng. Phys., vol. 27, pp. 893–909, 2005.
- [136] F. Jaillet, « *Contribution à la reconstruction et à l'animation d'objets déformables définis à partir de données structurées en sections* », thèse de doctorat en sciences et informatique, université de Lyon, France, 1999.
- [137] F. Jaillet, B. Shariat et D. Vandorpe, “*Deformable object reconstruction with particle systems*”, Comput. Graph., vol. 22, no. 2–3, pp. 189–194, 1998.
- [138] M. Marchal, E. Promayon et J. Troccaz, “*Comparisons of needle insertion in brachytherapy protocols using a soft tissue model*”, in: Proceedings of the Third International Conference Surgetica '07, 2007.
- [139] A. Bharatha, M. Hirose, N. Hata, S.K. Warfield, M. Ferrantand et K.H. Zou, “*Evaluation of three-dimensional finite element-based deformable registration of pre- and intraoperative prostate imaging*”, Med. Phys., vol. 28, no. 12, pp. 2551–2560, 2001.
- [140] A. Mohamed, C. Davatzikos et R. Taylor, “*A combined statistical and biomechanical model for estimation of intra-operative prostate deformation, in: Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*”, MICCAI, pp. 452–460, 2002.
- [141] R. Alterovitz, K. Goldberg, J. Pouliot, I.C. Hsu, Y. Kim et S.M. Noworolski, “*Registration of MR prostate images with biomechanical modeling and nonlinear parameter estimation*”, Med. Phys., Vol. 33, no. 2, pp. 446–454, 2006.
- [142] M. Boubaker, B.M. Haboussi, J.F. Ganghoffer et P. Aletti, “*Finite element simulation of interactions between pelvic organs: predictive model of the prostate motion in the context of radiotherapy*”, J. Biomech., vol. 42, no 12, pp. 1862–1868, 2009.
- [143] M. Baumann, P. Mozer, V. Daanen et J. Troccaz, “*Prostate biopsy tracking with deformation estimation*”, Med. Image Anal., vol. 16, pp. 562–576, 2012.
- [144] G. Nir, S. Sahebjavaher, P. Kozlowski, S.D. Chang, R. Sinkus, L. Goldenberg et S. E. Salcudean, “*Model-based registration of ex vivo and in vivo MRI of the prostate using elastography*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 99, pp. 1068–1080, 2013.
- [145] J.M. Hensel, C. Menard, P.W. Chung, M.F. Milosevic, A. Kirilovaand et J. L. Moseley, “*Development of multiorgan finite element-based prostate deformation model enabling registration of endorectal coil magnetic resonance imaging for radiotherapy planning*”, Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys., vol. 68, no. 5, pp. 1522–1528, 2007.
- [146] A. Mohammad, M. Haboussi, M.B. Boubaker, A. Noel et P. Aletti, “*Evaluation of fem simulation for pelvic organs motion modeling in prostate cancer 3DCRT using CBCT scans, in: Proceedings of the 29th Annual European Society for Therapeutic Radiology and Oncology Meeting*”, ESTRO, Barcelona, Spain, 2011.
- [147] J. Cocquerez et S. Philipp, « *Analyse d'images : filtrage et segmentation* », Edition Masson, 1995.

- [148] A. Rosenfeld et A. Kak, “*Digital image processing*”, New York: Academic, 1976.
- [149] K. Fu et J. Hui, « *A Survey on Image Segmentation* », Pattern Recognition, vol. 13, pp. 3-16, 1981.
- [150] R. Haralick et L. Shapiro, « *Image Segmentation Techniques* », CVGIP 29, pp. 100-132, 1985.
- [151] T. Pavlidis, “*A Critical Survey of Image Analysis Methods*”, 8th Int. Conf. on Pattern Recognition, Paris, pp. 502-511, 1986,
- [152] I. Bankman, “*Handbook of medical imaging*” Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA, 2000.
- [153] D. Pham, C. Xu et J. Prince, “*Current methods in medical image segmentation*” Annual Review of Biomedical Engineering, vol. 2, pp. 315–337, 2000.
- [154] J. Lecoeur et C. Barillot, “*Segmentation d’images cérébrales : Etat de l’art*”, Rapport de recherche no. 6306, ver. 3, INRIA, 45 pages, 2007.
- [155] N. Sharma et L. Aggarwal, “*Automated medical image segmentation technique*”, J. Med. Phys., vol 35, no. 1, pp. 3-14, 2010.
- [156] A. Elnakib, G. Gimel’farb, J. Suri et A. El-Baz, « *Medical Image Segmentation: A Brief Survey* », chapitre 1 du livre “*Multi Modality State-of-the-Art Medical Image Segmentation and Registration Methodologies*”, A. El-Baz, R. Acharya U, A. Laine et J. Suri, Springer Science & Business Media, 2^{ème} édition, 368 pages, 2011.
- [157] F. Zhao et X. Xie, “*overview on interactive medical segmentation*”, Annals of the BMVA vol. 2013, no. 7, pp 1–22, 2013.
- [158] E. Smistad, T. Falch, M. Bozorgi, A. Elster et F. Lindseth, “*Medical image segmentation on GPUs – A comprehensive review*”, Medical Image Analysis vol. 20, pp. 1–18, 2015.
- [159] R. Karim, P. Bhagirathb, P. Claus, R. Housdena, Z. Chena, Z. Karimaghloo, H. Sohna, L. Rodriguez, S. Vera, X. Albaf, A. Hennemuthg, H. Peitgeng, T. Arbel, M. Ballester, A. Frangi, M. Götte, R. Razavi, T. Schaeffter et K. Rhodea, “*Evaluation of state-of-the-art segmentation algorithms for left ventricle infarct from late Gadolinium enhancement MR images*”, Medical Image Analysis, vol. 30, pp. 95–107, 2016.
- [160] S. Chauhan, K. Yadav et A. Mishra, “*State of Art of Medical Image Segmentation Techniques*”, International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Recent Trends in Future Prospective in Engineering & Management Technology, 2016.
- [161] D. Withey et Z. Koles, “*Three Generations of Medical Image Segmentation: Methods and Available Software*”, International Journal of Bioelectromagnetism, vol. 9, no. 2, 2007.
- [162] J. Suri, S. Setarehdan et S. Singh, “*Advanced algorithmic approaches to medical image segmentation: state-of-the-art application in cardiology, neurology, mammography and pathology*”, chapitre 5, Springer Verlag, New York, Inc., 2002.
- [163] L. Brown, “*A survey of image registration techniques*”, ACM Computing Surveys, vol. 24, no. 4, pp. 325-376, 1992.
- [164] D. Rivest-Henault, H. Sundar et M. Cheriet, “*Non-rigid 2D/3D registration of coronary artery models with live fluoroscopy for guidance of cardiac interventions*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 31, no. 7, pp. 1557-1572, 2012.
- [165] M. Lorenzo-Valdés, G.I. Sanchez-Ortiz, R. Mohiaddin et D. Rueckert, “*Atlas-Based segmentation and tracking of 3D cardiac image using non-rigid registration*”, In MICCAI’02: Proceedings of the 5th international conference on medical imagecomputing and computer-assisted intervention-Part I, pp. 642-650, London, UK, Springer-Verlag, 2002.

- [166] D. Rey, G. Subsol, H. Delingette et N. Ayache, “Automatic detection and segmentation of evolving processes in 3D medical images: Application to multiple sclerosis”, In IPMI’90: Proceedings of the 16th international conference on information processing in medical imaging, pp. 154-157, London, UK, Springer-Verlag, 1999.
- [167] P. Bondiau, G. Malandain, S. Chanalet, et al., “Image processing and radiotherapy”, Cancer radiothérapie: Journal de la société française de radiothérapie et oncologie, vol. 8, pp. 120-129, 2004.
- [168] D. Pasquier, T. Lacornerie, N. Betrouni, et al., “Dosimetric evaluation of an automatic segmentation tool of pelvis structures from MRI images for prostate cancer radiotherapy”, Cancer Radiother., vol. 12, pp. 323-330, 2008.
- [169] A. Isambert, F. Dhermain, F. Bidault, et al., “Evaluation of an atlas-based automatic segmentation software for the delineation of brain organs at risk in a radiation therapy clinical context”, Radiotherapy and oncology: journal of the European Society for Therapeutic Radiology and Oncology, vol. 87, pp. 93-99, 2008.
- [170] P. Auberdiaç, “Apport de l’IRM dans la délimitation de la prostate en radiothérapie”, thèse de doctorat en médecine, faculté de médecine, université de Limoges, France, octobre 2009.
- [171] A. Boucher, “Recalage et analyse d’un couple d’images: application aux mammographies”, thèse de doctorat en informatique, traitement du signal et des images, Université Paris Descartes, France, janvier 2013.
- [172] P. A. Van Den Elsen, E. J. D. Pol, et M. A. Viergever, “Medical image matching—a review with classification”, Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, vol. 12, no. 1, pp. 26–39, 1993.
- [173] S. Lavallee, “Registration for computer integrated surgery: methodology, state of the art”, In R. Taylor, S. Lavallée, G. Burdea, et R. Moesges, éditeurs, *Computer Integrated Surgery*, pp. 77-97, MIT Press, 1995.
- [174] A. Collignon, D. Vandermeulen, P. Suetens, et G. Marchal, “3D multimodality medical image Registration”, Computer Vision, Virtual Reality, and Robotics in Medicine, vol. 905, pp. 195–204, 1995.
- [175] H. Lester et S. R. Arridge. “A survey of hierarchical non-linear medical image registration”, Pattern Recognition, vol. 32, no. 1, pp. 129–149, January 1999.
- [176] M. A. Audette, F. P. Ferrie et T. M. Peters, “An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging”, Medical Image Analysis, vol. 4, no. 3, pp. 201-217, 2000.
- [177] N. Betrouni, “Multimodality medical images registration: From conception to validation”, IRBM, vol. 30, no. 2, pp. 60-71, 2009.
- [178] D. Rueckert et J. A. Schnabel, “Medical Image Registration,” Biomedical Image Processing, pp. 131–154, 2011.
- [179] J. West, J. Fitzpatrick, M. Wang, B. Dawant, C. Maurer, R. Kessler et al., “Comparison and evaluation of retrospective intermodality image registration techniques”, Journal of Computer Assisted Tomography, vol. 21, no. 4, pp. 554–66, 1997.
- [180] B. Zitova et J. Flusser, “Image registration methods: A survey”, Image and Vision Computing, vol. 21, no. 11, pp. 977–1000, 2003.
- [181] G. Yujun, J. Suri et R. Sivaramakrishna, “Image Registration for Breast Imaging: A Review”, 27th Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 3379-3392, 2005.
- [182] S. Martin, V. Daanen et J. Troccaz, “Atlas-based prostate segmentation using an hybrid registration”, Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg., vol. 3, no. 6, pp. 485–492, 2008.

- [183] X.Y. Wang et D.V. Feng, “*Hybrid registration for two-dimensional gel protein images*”, Proceedings of the 3rd Asia-Pacific bioinformatics conference, pp. 201-210, 2005.
- [184] C. Sorzano, P. Thévenaz et al., “*Elastic Image Registration with Applications to Proteomics*”, Information Optics : 5th International Workshop, American Institute of Physics, pp. 300-309, 2006.
- [185] A. Cordoba, D. Pasquier, P. Nickers, T. Lacornerie et É. Lartigau, « *Fiduciels intraprostatiques dans le cadre de la radiothérapie stéréotaxique du cancer de la prostate* », Cancer/Radiothérapie, vol. 20, pp. 815–819, 2016.
- [186] N. Pagoulatos, D. Haynor et Y. Kim, “*Image-based registration of ultrasound and magnetic resonance images : a preliminary study*”, SPIE Medical Imaging, vol. 3976, pp. 156– 164, 2000.
- [187] S. Martin, “*Utilisation d’atlas anatomique et modèles déformables pour la segmentation de la prostate en IRM*”, thèse de doctorat en biotechnologie, instrumentation, signal et imagerie pour la biologie, la médecine et l’environnement, université Joseph Fourier, France, décembre 2008.
- [188] N. Makni, « *Méthodes d’identification, d’aide au diagnostic et de planification utilisant de l’imagerie multi-modalité pour les thérapies focales du cancer de la prostate* », thèse de doctorat, Docteur en Génie informatique, automatique et traitement du signal, Université des Sciences et Technologies de Lille 1, France, décembre 2010.
- [189] P. Besl et N. MacKay, “*A method for registration of 3D shapes*”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, no. 2, pp. 239-256, 1992.
- [190] Z. Zhang, “*Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces*”, International Journal of Computer Vision, vol. 13, pp. 119–152, 1994.
- [191] L. Maier-Hein, A.M. Franz, T.R. Dos Santos, M. Schmidt, M. Fangerau, H. Meinzer, et J.M. Fitzpatrick, “*Convergent Iterative Closest-Point Algorithm to Accomodate Anisotropic and Inhomogenous Localization Error*”, IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, no. 8, pp. 1520-1532, 2012.
- [192] K. Arun, T. Huang et S. Blostein, “*Least-squares fitting of two 3-d point sets*”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, no. 5, pp. 698–700, 1987.
- [193] F. Bookstein, “*Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations*”, IEEE Transa. Patt. Anal. Mach. Intell., vol. 11, no. 6, 1989.
- [194] A. Guimond, A. Roche, N. Ayache et J. Meunier, “*Three-dimensional multimodal brain warping using the demons algorithm and adaptive intensity corrections*”, IEEE Transactions in Medical Imaging, vol. 20, no. 1, pp. 58–69, 2001.
- [195] A. Yuille, W. Hallinan, et D. Cohen, “*Feature extraction from faces using deformable templates*”, International Journal of Computer Vision, vol. 8, pp. 99– 111, 1992.
- [196] J. Pluim, J. Maintz, et M. Viergever, “*Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 19, no. 8, pp. 809–814, 2000.
- [197] H. Johnson et G. Christensen, “*Consistent landmark and intensity-based image registration*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 21, no. 5, pp. 450–61, 2002.
- [198] J. Mitra, Z. Kato, R. Martí, A. Oliver, X. Lladó, D. Sidibé, S. Ghose, J.C. Vilanova, J. Cornet et F. Meriaudeau, “*A spline-based non-linear diffeomorphism for multimodal prostate registration*”, Med. Image Anal., vol 16, no. 6, pp. 1259–1279, 2012.

- [199] P.-R. Veltkam et M. Hagedoorn, “*State-of-the-art in shape matching*”, Rapport technique UU-CS-1999-27, Utrecht, Pays-Bas, 1999.
- [200] A. Papoulis, “*Probability, Random Variables and Stochastic Processes*”, McGraw Hill Press, 3rd edition, 1991.
- [201] S. Theodoridis et K. Koutroumbas, “*Pattern Recognition*”, Academic Press, 3rd edition, 2006.
- [202] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, et B. P. Flannery, “*Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*”, Cambridge University Press, New York, 3rd edition, 2007.
- [203] W. M. Wells, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima et R. Kikinis, “*Multi-modal volume registration by maximization of mutual information*”, *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 1, pp. 35–51, 1996.
- [204] P. Viola et W. Wells, “*Alignment by maximization of mutual information*”, *International Journal of Computer Vision*, vol. 24, no. 2, pp. 137–154, 1997.
- [205] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal et P. Suetens, “*Multimodality image registration by maximization of mutual information*”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 2, pp. 187–98, 1997.
- [206] F. Maes, D. Vandermeulen, et P. Suetens, “*Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information*”, *Medical Image Analysis*, vol. 3, no 4, pp. 373–386, 1999.
- [207] F. Maes, D. Vandermeulen, et P. Suetens, “*Medical image registration using mutual information*”, *Proceedings of the IEEE*, vol. 91, no. 10, pp. 1699–1722, 2003.
- [208] P. L. Roberson, P. W. McLaughlin, V. Narayana, S. Troyer, G. V. Hixson et M. L. Kessler, “*Use and uncertainties of mutual information for computed tomography/magnetic resonance (CT/MR) registration post permanent implant of the prostate*”, *Med Phys*, vol. 32, no. 2, p. 473, 2005.
- [209] D. Mattes, D. Haynor, H. Vesselle, T. Lewellen, et W. Eubank, “*PET-CT image registration in the chest using Free-Form Deformations*”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 1, pp. 120– 128, 2003.
- [210] J.S. Suri et R.M. Rangavyyan RM, “*Recent Advances in Breast Imaging, Mammography, and CAD of Breast Cancer*”, SPIE Press Book, 2006.
- [211] R. Green, J. Graham et H. Devlin, “*Multi-scale rigid registration to detect damage in microCT images of progressively loaded bones*”, *IEEE Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, pp. 1231-1234, 2011.
- [212] L. Xiaoqi, M. Hongli, Z. Baohua et Z. Yongjie, “*A review of algorithm research progress for non-rigid medical image registration*”, *International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks*, pp. 3863-3866, 2011.
- [213] O. Commowick, N. Wiest-Daessle et S. Prima, “*Block-matching strategies for rigid registration of multimodal medical images*”, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, vol. 59, no. 8, pp. 700-703, 2012.
- [214] F. Andriamanampisoa, “*Recalage multimodal 3D utilisant le modèle élastique, la méthode des éléments finis et l'information mutuelle dans un environnement parallèle*”, thèse de doctorat en informatique, université de Toulouse III, novembre 2008.
- [215] A.S. Korsager, “*Image Registration and Image Segmentation for Image Guided Radiotherapy of Prostate Cancer*”, thèse de doctorat, Department of Health Science and Technology, Aalborg University, Denmark, 2014.
- [216] D.L.G. Hill, et P.G. Bat-Chelor, “*Medical image registration*”, *Physics in Medicine and Biology*, vol. 46, pp. 1-45, 2001.
- [217] T. M. Lehmann, C. Gonner et K. Spitzer, “*Survey : Interpolation methods in medical image processing*”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, pp.1049–1075, 1999.

- [218] P. Thévenaz, T. Blu et M. Unser, “*Interpolation revisited*”, IEEE Transaction on Medical Imaging, vol. 19, no. 7, pp. 739-758, 2000.
- [219] S.S. Rao, “*Engineering optimization : theory and practice*”, Wiley-Interscience, 3rd edition, 1996.
- [220] J. M. Fitzpatrick, D. L. G. Hill, Y. Shyr, J. West, C. Studholme et C. R. M. Jr, “*Visual assessment of the accuracy of retrospective registration of MR and CT images of the brain*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 17, no. 4, pp. 571-585, 1998.
- [221] X. Pennec, “*Estimation of the registration accuracy in the absence of gold standard*”, Proceedings of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2002.
- [222] P. Janin, J.M. Fitzpatrick, D.J. Hawkes, X. Pennec, R. Shahidi et M.W. Vannier, “*Validation of medical image processing in image-guided therapy white paper*”, Proceedings of International Conference on Computer Assisted Radiology, pp. 299-305, 2002.
- [223] J-F. Daisne, M. Sibomana, A. Bol, et al., “*Evaluation of a multimodality image (CT, MRI and PET) coregistration procedure on phantom and head and neck cancer patients: accuracy, reproducibility and consistency*”, Radiotherapy and oncology : journal of the European Society for Therapeutic Radiology and Oncology, vol. 69, pp. 273-245, 2003.
- [224] L. R. Dice, “*Measures of the amount of ecologic association between species*”, Ecology, vol. 26, no. 3, pp. 297-302, 1945.
- [225] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman et W. J. Rucklidge, “*Comparing images using the Hausdorff distance*”, IEEE Transaction in Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 9, pp. 850-863, 1993.
- [226] C. R. Maurer, J. J. McCrory et J. M. Fitzpatrick, “*Estimation of accuracy in localizing externally attached markers in multimodal volume head images*”, In Proc. of SPIE Medical Imaging, vol. 1898, pp. 43-54, 1993.
- [227] C. R. Maurer, J. M. Fitzpatrick, M. Y. Wang, S. Member, R. L. Galloway, R. J. Maciunas et G. S. Allen, “*Registration of head volume images using implantable fiducial markers*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 16, pp. 447-462, 1997.
- [228] J. Plum, J. Maintz, et M. Viergever, “*Mutual information based registration of medical images : a survey*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 22, no. 8, pp. 986-1004, 2003.
- [229] V. Noblet. “*Recalage non rigide d’images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie*”, thèse de doctorat en Traitement d’Images et Vision par Ordinateur, Université Louis Pasteur-Strasbourg I, mars 2006.
- [230] M. Ribeaux, “*Approximation de l’Information Mutuelle basée sur le développement d’Edgeworth : application au recalage d’images médicales*”, thèse de doctorat en Traitement du Signal et Télécommunications, université Rennes 1, juillet 2011.
- [231] A. Kermi, “*Reconstructions faciales à partir d’images tridimensionnelles de crânes humains par recalage et modèle déformable pour l’identification de personnes*”, thèse de doctorat en Signal et Image, l’École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, France, octobre 2008.
- [232] J. Haffner, E. Potiron, S. Bouyé, P. Puech, X. Leroy, L. Lemaitre et A. Villers, “*Peripheral zone prostate cancers: location and intraprostatic patterns of spread at histology*”, Prostate, vol. 69, no. 3, pp. 276-282, 2009
- [233] R. Kirby et P. Gilling, “*Fast facts : benign prostatic hyperplasia*”, Health Press Limited, 2011.
- [234] H. Wu, “*3D segmentation and registration for minimal invasive prostate cancer therapy*,” thèse de doctorat, université de rennes 1, France, août 2014.

- [235] Y. Zhu, S. Williams et R. Zwigelaar, “Computer technology in detection and staging of prostate carcinoma: A review”, *Med. Image Anal.*, vol.10, pp.178–199, 2006.
- [236] S. Sarkar et S. Das, “A Review of Imaging Methods for Prostate Cancer Detection”, *Biomed. Eng. Comput. Biol.*, vol. 2, no. 7(Suppl 1), pp. 1-15, 2016.
- [237] E. J. Halpern, D. L. Cochlin, et B. B. Goldberg, “Imaging of the prostate”, Informa-Healthcare, United Kingdom, 1^{ère} édition, 2002.
- [238] K. Shinohara, P.T. Scardino et S. Carter, “Pathologic basis of the sonographic appearance of the normal and malignant prostate”, *Urol. Clin. North. Am.*, vol. 16, pp. 675–692, 1989.
- [239] M. Sanchez-Chapado, J.C. Angulo et C. Ibarburen, “Comparaison of digital rectal examination, transrectal ultrasonography, and multicoil magnetic resonance imaging for preoperative evaluation of prostate cancer”, *Eur. Urology*, vol. 32, pp. 140–149, 1997.
- [240] D. Lv, X. Guo, X. Wang, J. Zhang, et J. Fang, “Computerized characterization of prostate cancer by fractal analysis in MR images”, *Journal of magnetic resonance imaging*, vol. 30, no. 1, pp. 161–168, 2009.
- [241] S. Adusumilli et S. Pretorius, “Magnetic Resonance Imaging of Prostate Cancer”, seminars in Urologic Oncology, 2002.
- [242] G. Sommer, J. McNeal et C. Carrol, “MR depiction of zonal anatomy of the prostate at 1.5 T”, *J. Computer Assisted Tomography*, vol. 10, pp. 763–768, 1986.
- [243] T. Nyholm, J. Jonsson, K. Söderström, P. Bergström, A. Carlberg, G. Frykholm, C. F. Behrens, P. F. Geertsen, R. Trepiakas, S. Hanvey, A. Sadozye, J. Ansari, H. McCallum, J. Frew, R. McMenemy et B. Zackrisson, “Variability in prostate and seminal vesicle delineations defined on magnetic resonance images, a multiobserver, -center and -sequence study.” *Radiat Oncol*, vol. 8, no. 1, p. 126, 2013.
- [244] G. M. Villeirs, K. Van Vaerenbergh, L. Vakaet, S. Bral, F. Claus, W. J. De Neve, K. L. Verstraete et G. O. De Meerleer, “Interobserver delineation variation using CT versus combined CT+ MRI in intensity-modulated radiotherapy for prostate cancer.” *Strahlenther Onkol.*, vol. 181, no. 7, pp. 424–430, 2005.
- [245] J. Noble et D. Boukerroui, “Ultrasound image segmentation : a survey”, *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 25, no. 8, pp. 987–1010, 2006.
- [246] G. Litjens, R. Toth, W. Van De Ven, C. Hoeks, S. Kerkstra, B. Van Ginneken, G. Vincent, G. Guillard, N. Birbeck, J. Zhang, R. Strand, F. Malmberg, Y. Ou, C. Davatzikos, M. Kirschner, F. Jung, J. Yuan, W. Qiu, Q. Gao, P. E. Edwards, B. Maan, F. van der Heijden, S. Ghose, J. Mitra, J. Dowling, D. Barratt, H. Huisman et A. Madabhushi, “Evaluation of prostate segmentation algorithms for MRI: The PROMISE12 challenge,” *Med. Image Anal.*, vol. 18, no. 2, pp. 359–373, 2014.
- [247] M. Cabezas, A. Oliver, X. Lladó, J. Freixenet et M. Cuadra, “A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 104, no. 3, pp. e158–e177, 2011.
- [248] S. Martin, V. Daanen et V. Daanenc, “Automated segmentation of the prostate in 3D MR images using a probabilistic atlas and spatially constrained deformable model”, *Med. Phys.*, vol. 37, no. 4, pp. 1579–1590, 2010.
- [249] S. Ghose, J. Mitra, A. Oliver, R. Marti, X. Lladó, J. Freixenet, J. Vilanova, D. Sidibé et F. Meriaudeau, “Graph cut energy minimization in a probabilistic learning framework for 3d prostate segmentation in MRI,” in *I.C.P.R.*, pp. 125–128, 2012.
- [250] J. Dowling, J. Fripp, S. Chandra, J. Pluim, J. Lambert, J. Parker, J. Denham, P. Greer et O. Salvado, “Fast automatic multi-atlas segmentation of the prostate

- from 3d mr images”, Prostate Cancer Imaging: Image Analysis and Image-Guided Interventions, pp. 10–21, 2011.
- [251] T. Langerak, F. Berendsen, U. Van Der Heide, A. Kotte, et J. Pluim, “Multiatlas-based segmentation with preregistration atlas selection”, *Med. Phys.*, vol. 40, no. 9, p. 091701, 2013.
- [252] T. McInerney et D. Terzopoulos, “Deformable models in medical image analysis: A survey”, *Med. Image Anal.*, vol. 1, pp. 91–108, 1996.
- [253] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos, “Snakes : active contour models”, *International journal of computer vision*, vol. 1, pp. 321–331, 1988.
- [254] T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper et J. Graham, “Active Shape Models-Their Training and Application”, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, n°1, pp. 38–59, 1995.
- [255] P. Wang, K. Lin, S. Lou, H. Lin et T. Chen, “3D MR image segmentation of prostate gland using two scan planes and fourier descriptor technique”, *SPIE*, vol. 3661, pp. 1047–1054, 1999.
- [256] A. Jendoubi, J. Zeng et M. Chouikha, "Top-Down Approach to Segmentation of Prostate Boundaries in Ultrasound Images", 33rd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR'04), pp. 145-149, 2004.
- [257] Y. Wang, H. Cardinal, D. Downey et A. Fenster, "Semiautomatic Three Dimensional Segmentation of the Prostate Using Two Dimensional Ultrasound Images," *Medical Physics*, vol. 30, no.5, pp. 887-897, 2003.
- [258] H. Ladak, F. Mao, Y. Wang, D. Downey, D. Steinman et A. Fenster, "Prostate Segmentation from 2D Ultrasound Images", *Medical Physics*, vol. 27, no. 8, pp. 1777-1788, 2000.
- [259] B. Chiu, G. Freeman, et M. Salama, A. Fenster, K. Rizkalla et D. Downey, "A Segmentation Algorithm Using Dyadic Wavelet Transform and Discrete Dynamic Contour", *Proceedings of CCECE 2003*, pp. 1481-1484, May 2003.
- [260] B. Chiu, G. Freeman, M. Salama et A. Fenster, "Prostate Segmentation Algorithm Using Dyadic Wavelet Transform and Discrete Dynamic Contour", *Physics in Medicine and Biology*, vol. 49, no. 21, pp. 4943-4960, 2004.
- [261] X. Liu, D. Langer, M. Haider, T. Der Kwast, A. Evans, M. Wernick et I. Yetik, “Unsupervised segmentation of the prostate using mr images based on level set with a shape prior”, *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 3613– 3616, 2009.
- [262] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. Grimson et A. Willsky, “A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets”, *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 22, no. 2, pp. 137–154, 2003.
- [263] A. Tsai, W. Wells, C. Tempany, E. Grimson et A. Willsky, “Coupled multi-shape model and mutual information for medical image segmentation”, In *Information Processing in Medical Imaging*, vol. 2732 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 185–197, 2003.
- [264] S. Ghose, A. Oliver, R. Marti, X. Lladó, J. Freixenet, J. Vilanova et F. Meriaudeau, “Prostate segmentation with texture enhanced active appearance model”, in *2010 Sixth International Conference on Signal-Image Technology and Internet Based Systems (SITIS)*, IEEE, pp. 18–22, 2010.
- [265] Z. Ben Dhiaf, “Fusion de sources d’informations pour l’interprétation d’images de télédétection moyenne et haute résolution: Application à l’inventaire forestier”, thèse de doctorat en informatique, faculté des sciences, université El Manar, Tunis, mars 2011.
- [266] A .P. Dempster, “Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping”, *Annals of Mathematical Statistics AMS*, vol. 38, no. 2, pp. 325-339, 1967.

- [267] G. Shafer, "A *Mathematical Theory of Evidence*", Princeton University Press, Princeton (NJ), 312 p., 1976.
- [268] A. Hodge, A. Fenster, D. Downey et H. 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, pp. 99–113, 2006.
- [269] S. Warfield, K. Zou et W. Wells, "Simultaneous truth and performance level estimation (staple): an algorithm for the validation of image segmentation", *IEEE TMI*, vol. 23, no. 7, pp.903-921, 2004.
- [270] A. Taha et A. Hanbury, "Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool", *B.M.C. Medical Imaging*, pp. 15:29, 2015.
- [271] S. Le, S. Chung et R. Park, "A Comparative Performance Study of Several Global Thresholding Techniques for Segmentation", *Graphical Models and Image Processing*, vol. 52, no.2, pp. 171-190, 1990.
- [272] I. Sakai, H. Kenichi, I. Hara, H. Eto et H. Miyake, "A comparison of the biological features between prostate cancers arising in the transition and peripheral zones", *Br. J. Urol.*, vol. 96, pp. 528–532, 2005
- [273] Y. Yin, S. Fotin, S. Periaswamy, J. Kunz, H. Haldankar, N. Muradyan, B. Turkbey et P. Choyke, "Fully automated 3D prostate central gland segmentation in MR images: a LOGISMOS based approach", In: *SPIE Medical Imaging, International Society for Optics and Photonics*, pp. 83143B–83143B, 2012.
- [274] G. Litjens, O. Debats, W. Van de Ven, N. Karssemeijer et H. Huisman, "A pattern recognition approach to zonal segmentation of the prostate on MRI", *Image Computing and Computer-Assisted intervention (MICCAI), Part II, LNCS 7511*, pp. 413–420, 2012
- [275] B. Maan, F. Van der Heijden et J. Futterer, "A new prostate segmentation approach using multispectral magnetic resonance imaging and a statistical pattern classifier", *Proc SPIE*, vol. 8314, pp. 1–9, 2012
- [276] P. Smets et R. Kennes, « *The transferable belief model* », *Artificial Intelligence*, vol. 66, pp. 191-243, 1994.
- [277] T. Denoeux, et M. Masson, "Evidential clustering of proximity data" *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 34, pp. 95–109, 2004.
- [278] M. Masson et T. Denoeux, "ECM: An evidential version of the fuzzy c-means algorithm", *Pattern Recogn.*, pp. 41:1384–1397, 2011.
- [279] V. Antoine, B. Quost, M. Masson et T. Denœux, "CECM: Constrained evidential -means algorithm", *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 56, no. 4, pp. 894 – 914, 2012.
- [280] R. Davé, "Clustering relational data containing noise and outliers", *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, pp. 657-664, 1991.
- [281] R. Davé, "Validating fuzzy partition obtained through c-shell clustering", *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, pp. 613-623, 1996.
- [282] A. Capelle, O. Colot et C. Fernandez-Maloigne, "Evidential segmentation scheme of multi-echo MR images for the detection of brain tumors using neighborhood information", *Information Fusion*, vol. 5, no. 3, pp. 203-216, 2004.
- [283] O. Chilali, P. Puech, S. Lakroum, M. Diaf, S. Mordon et N. Betrouni, "Gland and zonal segmentation of prostate on T2W MR Images", *Journal of Digital Imaging*, vol. 29, no. 6, pp. 730-736, 2016.
- [284] P. Smets, "Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty", In *Proceedings of the Fifth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 29–40, 1990.
- [285] T. Denoeux, "Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification", *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 7, pp. 1095 – 1107, 1997.

- [286] B. Cobb et P. Shenoy, “*On the plausibility transformation method for translating belief function models to probability models*”, International Journal of Approximate Reasoning, vol. 41, no. 3, pp. 314–330, 2006.
- [287] C. Gee, M. Reivich et R. Bajcsy, “*Elastically deforming 3D atlas to match anatomical brain images*”, Journal of Computer Assisted Tomography, vol. 17, no. 2, pp. 225–236, 1993.
- [288] H. Park, P. Bland et C. Meyer, “*Construction of an abdominal probabilistic atlas and its application in segmentation*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 22, n. 4, pp. 483–492, 2003.
- [289] A. Guimond, J. Meunier et J. Thirion, “*Average Brain Models: A Convergence Study*”, Computer Vision and Image Understanding, pp. 192–210, 2000.
- [290] H. Park, P. Bland, A. Hero et C. Meyer, “*Least biased target selection in probabilistic atlas construction*”, In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2005), 2005.
- [291] B. Robert, « *Étude des Propriétés Viscoélastiques des Tissus Mous par Elastographie IRM. Une Approche Multi-Echelle* », thèse de doctorat en matière condensée et interfaces, université Paris VII-Denis Diderot, UFR Sciences, décembre 2009
- [292] A. Hoang Dinh, « *Développement et évaluation des paramètres quantitatifs de l'IRM de la prostate. Biotechnologies* », Thèse de doctorat en ingénierie biomédicale et biotechnologie, université Claude Bernard - Lyon I, novembre 2015.
- [293] A. Sarvazyan, A. R. Skovoroda, S. Emelianov et J. B. Fowlkes, “*Biophysical bases of elasticity imaging*”, Acoust. Imag., vol. 21, pp. 223–41, 1995.
- [294] R. Narayanan, P.N. Werahera, A. Barqawi, E.D. Crawford, K. Shinohara, A. R. Simoneau et J.S. Suri, “*Adaptation of a 3D prostate cancer atlas for transrectal ultrasound guided target-specific biopsy*”, Phys. Med. Biol., vol. 53, no. 20, pp. 397–406, 2008.
- [295] Y. Zhan, D. Shen, J. Zeng, L. Sun, G. Fichtinger, J. Moul et C. Davatzikos, “*Targeted prostate biopsy using statistical image analysis*”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 26, no. 6, pp. 779–788, 2007.
- [296] J.J. Bauer, J. Zeng, J. Weir, W. Zhang, I.A. Sesterhenn, R.R. Connelly, S.K. Mun et J. W. Moul, “*Three-dimensional computer-simulated prostate models: lateral prostate biopsies increase the detection rate of prostate cancer*”, Urology, vol. 53, no. 5, pp. 961–967, 1999.
- [297] N. Betrouni, P. Nevoux, B. Leroux, P. Colin, P. Puech et S. Mordon, “*An anatomically realistic and adaptable prostate phantom for laser thermotherapy treatment planning*”, Med. Phys., vol. 40, no.2, pp. 1–6, 2013.
- [298] J. Zhou, S. Kim, S. Jabbour, S.h. Goyal, B. Haffty, T. Chen, L. Levinson, D. Metaxas et N.J. Yue, “*A 3D global-to-local deformable mesh model based registration and anatomy-constrained segmentation method for image guided prostate radiotherapy*”, Med. Phys., vol. 37, no. 3, pp. 1298–1308, 2010.
- [299] N. Makni, P. Puech, P. Colin, A. Azzouzi, S. Mordon et N. Betrouni, “*Elastic image registration for guiding focal laser ablation of prostate cancer: preliminary results*”, Comput. Methods Programs Biomed., vol. 108, pp. 213–223, 2012.
- [300] P. Tiwari, J. Kurhanewicz et A. Madabhushi, “*Multi-kernel graph embedding for detection, Gleason grading of prostate cancer via MRI/MRS*”, Med. Image Anal., vol. 17, pp. 219–235, 2013.
- [301] P. Yan et J. Kruecker, “*Incremental Shape Statistics Learning for Prostate Tracking in TRUS*”, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, pp. 42–49, 2010.
- [302] A. P. Dempster, “*A generalization of bayesian inference*”, Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), vol. 30, no. 2, pp. 205–247, January 1968.

- [303] P. Smets, “*What is Dempster-Shafers model*”, *Advances in the Dempster Shafer theory of evidence*, pp. 5–34, 1994.
- [304] A. Samet, Z. Ben Dhiaf, A. Hamouda et E. Lefevre, “*Classification of high-resolution remote sensing image by adapting the distance belief function estimation model*”, In *Proceedings of International Conference on Communications, Computing and Control Applications, CCCA’2011*, Hammamet, Tunisia, pp. 1–6, 2011.
- [305] A. Appriou, « *Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs* », *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, vol. 11, pp. 27-40, 1991.
- [306] T. Lee, R.C. Weger, S.K. Sengupta, et R.M. Welch, “*A neural network approach to cloud classification*”, *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sencing*, vol. 28, pp.846-855, 1990.
- [307] S. Le Hégarat-Masclé, I. Bloch et D. Vidal-Madjar, “*Intoduction of neighborhood information in evidence theory and application to data fusion of radar and optical images with partial cloud cover*”, *Pattern recognition*, vol. 31, no. 11, pp. 1811-1823, 1998.
- [308] R. Khedam, A. Bouakache, G. Mercier, et A. Belhadj-Aissa, «*Fusion multitemporelle par la théorie de Dempster-Shafer pour la détection et la cartographie des changements : Application au milieu urbain et préurbain de la région d’Alger*», *Revue Télédétection*, vol. 6, no. 4, pp. 359-404, 2006.
- [309] I. Bloch, “*Information Combination Operators for Data Fusion: A comparative review with classification*”, *IEEE, Trans. Sys. Man Cybern. A*. Vol. 26, pp. 52-67, 1996.
- [310] M. A. Abidi et R. C. Gonzalez, “*Data fusion in robotics and machine intelligence*”, New York: Acadimic, 1992.
- [311] S. Hachour,” *Suivi et Classification d’Objets Multiples : Contributions avec la Theorie des Fonctions de Croyance* “, thèse de doctorat en fusion d’informations, université d’Artois, juin 2015.
- [312] D. Mercier, T. Den_ux et M.H. Masson, “*Belief function correction mechanisms*”, *Foundations of Reasoning under Uncertainty*, vol. 249, pp. 203-222, 2010.
- [313] P. Smets, “*Analyzing the combination of conflicting belief functions*”, *Information Fusion*, vol. 8, no. 4, pp. 387–412, 2007.
- [314] P. Djiknavorian, « *Étude des algorithmes d’approximation de fonctions de croyance généralisées* », thèse de doctorat en génie électrique, université Laval, Quebec, Canada, mai 2014.
- [315] R.R. Yager, “*On the Dempster-Shafer framework and new combination rules*”, *Information sciences*, vol. 41, no. 2, pp. 93-137, 1987.
- [316] D. Dubois et H. Prade, “*Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures*”, *Computational Intelligence*, vol. 4, no. 3, pp. 244-264, 1988.
- [317] E. Lefèvre, O. Colot, et P. Vannoorenberghe, “*Belief function combination and conict-management*”, *Information fusion*, vol.3, no. 2, pp. 149-162, 2002.
- [318] T. Denoeux, “*Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by nondistinct bodies of evidence*”, *Artificial Intelligence*, vol.172, no. 2, pp. 234-264, 2008.
- [319] D. Mercier, B. Quost et T. Denœux, “*Contextual discounting of belief functions*”, 8th European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty, *Proceedings of ECSQARU*, Barcelona, Spain, pp. 552–562, 2005.
- [320] D. Mercier, B. Quost et T. Denœux, “*Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting*”, *Information Fusion*, vol. 9, no. 2, pp. 246-258, 2008.

- [321] Y. Deng, W.K. Shi, Z.F. Zhu et Q. Liu, “ *Combining belief functions based on distance of evidence*”, Decision Support Systems, vol. 38, no. 3, pp. 489–493, 2004.
- [322] A. Martin, A.-L. Jousselme et C. Osswald, “*Conflict measure for the discounting operation on belief functions*”, In International Conference on Information Fusion, Brest, France, pp. 1003–1010, 2008.
- [323] A. Jousselme et P. Maupin, “*Distance in evidence theory : comprehensive survey and generalizations*”, International Journal of Approximate Reasoning, vol. 53, no. 2, pp. 118–145, 2012.
- [324] A. Samet, I. Hammami, E. Lefevre et A. Hamouda, “*Generic discounting evaluation approach for urban image classification*”, In Proceedings of 3rd international symposium on Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making, IUKM’2013, Beijing, China, pp. 79–90, 2013.
- [325] A Samet, E. Lefevre et S. Ben Yahia, “*Reliability estimation with extrinsic and intrinsic measure in belief function theory*”, In Proceedings of 5th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, ICMSAO’13, Hammamet, Tunisia, pp. 1–6, 2013.
- [326] P. Smets, “*The combination of evidence in the Transferable Belief Model*”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 5, pp. 447– 458, 1990.
- [327] L.M. Zouhal et T. Denoeux, “*An evidence-theoretic K-NN rule with parameter optimization*”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C, vol. 8, no. 2, pp. 263–271, 1998.
- [328] A. Samet, « *Théorie des fonctions de croyance : application des outils de data mining pour le traitement de données imparfaites* », thèse de doctorat en informatique, université d’Artois, France, décembre 2014.

Résumé:

Parmi les techniques de traitement numérique d'images, la segmentation tient une place importante particulièrement dans le domaine de l'imagerie médicale. En effet, la détection et l'extraction de la forme d'un organe dans une image médicale est d'une grande utilité pour permettre au clinicien d'effectuer des diagnostics, préparer une intervention chirurgicale, étudier l'évolution d'une pathologie etc. C'est ainsi que l'on voit toujours paraître différents nouveaux algorithmes de segmentation présentant des performances de plus en plus élevées en termes de qualité et de précision des résultats et dans la reproductibilité de ces résultats, bien que cette reproductibilité reste difficile à atteindre de façon robuste et générique. Le thème développé dans cette thèse s'inscrit dans ce contexte et est relié aux méthodes de segmentation d'images à partir de modèles. L'approche proposée repose d'abord sur une opération de recalage d'images suivie d'une segmentation évidentielle incorporant une connaissance a priori à partir d'un modèle atlas. L'approche est ensuite appliquée à un problème clinique reconnu difficile à savoir la segmentation zonale de la prostate pour en extraire les différentes parties qui la composent alors que, pendant de nombreuses années, cette segmentation est effectuée pour extraire uniquement la glande toute entière à partir d'images de type IRM. Les performances de l'approche ont été évaluées en utilisant une base d'images représentative et multicentrique. De chaque image de la prostate de cette base, la zone de transition, la zone périphérique ainsi que la prostate toute entière ont été extraites. Les résultats obtenus pour chacune de ces zones ont été évalués et jugés très intéressants et très prometteurs.

Mots-clés: *segmentation d'images, imagerie médicale, approche évidentielle, modèle atlas, prostate.*

Abstract

Among the digital image processing techniques, segmentation plays an important role, particularly in the field of medical imaging. Indeed, the detection and the extraction of the shape of an organ in a medical image is of great use to enable the clinician to make diagnoses, prepare surgery, study the evolution of a pathology, etc. Thus, new segmentation algorithms continue appearing with increasingly high performances in terms of quality and precision of the results and of reproducibility of these results although this reproducibility remains difficult to reach in a robust and generic way. The subject developed in this thesis is subscribed in this context and is related to images segmentation methods from models. The proposed approach is based; firstly; on an image registered operation followed by an evidential segmentation incorporating a priori knowledge from an atlas model. The approach is then applied to a clinical problem known as difficult. It is question of segmenting the image prostate for extracting the different parts that compose it while; for many years; this segmentation is carried out to extract only this entire gland from MRI images. The principle of the method we propose uses images registration and the evidence theory. To test its performance, a representative and multicentric image database was used. From each image of this base, the transition zone and the peripheral zone of the prostate as well as the entire prostate were extracted. The results obtained for each of these zones were evaluated and found to be very interesting and very promising.

Keywords: *image segmentation, medical imaging, evidential approach, atlas model, prostate.*