



HAL
open science

Filtrage, segmentation et suivi d'images échographiques : applications cliniques

Sonia Dahdouh

► **To cite this version:**

Sonia Dahdouh. Filtrage, segmentation et suivi d'images échographiques : applications cliniques. Autre [cs.OH]. Université Paris Sud - Paris XI, 2011. Français. NNT : 2011PA112162 . tel-00647326

HAL Id: tel-00647326

<https://theses.hal.science/tel-00647326>

Submitted on 1 Dec 2011

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

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



THÈSE

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE PARIS SUD XI

ÉCOLE DOCTORALE D'INFORMATIQUE

Présentée par

Sonia Dahdouh

**Filtrage, Segmentation et suivi d'images
échographiques: applications cliniques.**

Directeur de thèse : **Angel Osorio Y Sainz**

Co-direction : **Emmanuelle Frenoux**

Soutenue le 23 Septembre 2011
Devant la Commission d'Examen

JURY

Michèle Sebag	Directeur de Recherche au CNRS	Président de jury
Jean-Pierre Cocquerez	Professeur d'Université	Rapporteur
Jean-Philippe Thiran	Professeur d'Université	Rapporteur
Antoine Cornuejols	Professeur d'Université	Examineur
Angel Osorio	Directeur de Recherche au CNRS	Directeur de thèse
Emmanuelle Frenoux	Maitre de Conférence	Co-encadrant

Remerciements

L'écriture de ces quelques lignes marquent le point d'arrêt d'années de travail et de collaboration avec de nombreuses personnes. Des remerciements s'imposent et pourtant difficile est l'exercice qui consiste à remercier chacun à sa juste valeur. L'exhaustivité en la matière étant tâche ardue, j'espère dans ces quelques lignes arriver à exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui m'ont soutenue et encouragée durant ces quatre années.

Je tiens en premier lieu à remercier mes encadrants Angel Osorio et Emmanuelle Frenoux pour m'avoir accueillie en thèse, pour avoir mis à ma disposition les moyens nécessaires à la réalisation de ces travaux, pour leurs conseils et enfin pour la grande autonomie qu'ils m'ont accordé durant ces années.

Je tiens également à remercier Philippe Tarroux pour ses conseils, ses relectures et les nombreuses discussions sur mes problèmes de recherche.

Ma gratitude va également à Antoine Cornuejols pour son aide et son soutien, en espérant que le travail commencé ensembles porte ses fruits.

Moins mémorables auraient été ces années sans le soutien des membres du bureau 205, passés et présents. Merci de votre amitié et de votre aide!

Merci à toutes les personnes qui se reconnaîtront pour leur sourire, leurs mots gentils, leur musique et leur disponibilité.

Enfin un grand merci à Alex, udud, Guitou, Lina, Juju ... à qui je n'ai pas besoin de préciser pourquoi...

Table des matières

Table des matières

Introduction générale	1
1 Historique	1
2 Contexte	2
3 Organisation du document	3
I Formation et caractérisation des images ultrasonores	5
1 Introduction	5
2 Formation de l'image échographique	6
2.1 L'acquisition du signal	6
2.1.1 Principe physique sous-jacent	7
2.1.2 Réflexion et Réfraction	8
2.1.3 Diffusion dans les tissus	9
2.1.4 Formation de l'onde	10
2.2 Les sondes échographiques	12
2.2.1 Les sondes à balayage mécanique	12
2.2.2 Les sondes à balayage électronique	13
2.3 Formation de l'image échographique	14
2.3.1 De la réception de l'écho au signal numérique unidi- mensionnel	16
2.3.2 Du signal numérique 1D à l'image échographique 2D	16
2.3.3 Les principaux modes de visualisation	18

2.4	Bruit et artefacts d'une image échographique	19
3	Caractérisation d'une image échographique	20
3.1	Résolution d'une image échographique	20
3.1.1	Résolution axiale	20
3.1.2	Résolution latérale	20
3.2	Distribution des intensités de l'enveloppe	21
3.2.1	Modèle de speckle totalement développé	21
3.2.2	Modèle de speckle partiellement développé	24
3.2.3	Modèles indépendants de la statistique du speckle	25
3.3	Relations entre pixels voisins	26
4	Simulation d'une image échographique	26
5	Conclusion	27
	Références bibliographiques	29
	II Contexte clinique	33
1	Introduction	33
2	Structure anatomique et échographie rénales	35
2.1	Localisation anatomique et structure du rein	35
2.1.1	Localisation anatomique	35
2.1.2	Structure	35
2.2	Vascularisation et Innervation	38
2.3	Échographie et Imagerie du rein	38
3	Échographie et interventions sur le rein	39
3.1	La Néphrolithotomie percutanée	39
3.1.1	Protocole	40
3.1.2	Résultats et Complications possibles	41
3.2	La ponction rénale percutanée	42
4	Conclusion	42
	Références bibliographiques	45
	III Contexte du travail : Le logiciel PTM3D	47
1	Le système informatique PTM3D	47

2	Les principaux axes de développement	49
2.1	L'acquisition des images	49
2.2	Les outils de PTM3D pour la segmentation 3D	50
2.3	Les contraintes techniques liées à l'interactivité	50
3	Les principaux domaines de mise en oeuvre	51
4	Conclusion	51
	Références bibliographiques	53
	IV Le filtrage d'images échographiques dans la littérature	57
1	Introduction	57
2	Revue des algorithmes traditionnels de filtrage	58
2.1	Filtres adaptatifs	58
2.1.1	Préambule : Validation des méthodes de filtrage . . .	59
2.1.2	Filtres basés sur l'erreur quadratique moyenne minimale	59
2.1.3	Filtres reposant sur le filtre moyenne	62
2.1.4	Filtre stochastique	63
2.1.5	Filtres bayésiens	63
2.2	Méthodes non-locales	64
2.3	Filtres basés sur le phénomène de diffusion	65
2.4	Filtrage de données ultrason et radar	67
3	Ondelettes et filtrage	67
3.1	La représentation en ondelettes	69
3.1.1	Transformée en ondelettes continue	69
3.1.2	Ondelettes et orthogonalité	69
3.1.3	Multirésolution et fonction d'échelle	69
3.1.4	De l'orthogonalité à la biorthogonalité	71
3.2	Ondelettes et filtrage d'images échographiques ou RSO	72
3.2.1	Principes du filtrage en ondelette	72
3.2.2	Techniques classiques de filtrage par seuillage	74
3.2.3	Ondelettes et images ultrason ou RSO	76
4	Conclusion	77

Références bibliographiques **79****V WSaM : Un algorithme de filtrage de données échographiques basé sur les ondelettes** **85**

1	Introduction	85
2	WSaM, un algorithme de filtrage basé sur les ondelettes	87
2.1	Transformée en ondelettes 1D du signal	88
2.2	Dé-bruitage des coefficients via une méthode type split and merge	90
2.3	Paramètres de découpage et d'agglomération utilisés	92
2.3.1	Les paramètres de Split	92
2.3.2	Les paramètres de Merge	92
3	Implémentation et Résultats	93
3.1	Implémentation	93
3.2	Description des données	93
3.3	Critères de validation	94
3.3.1	Le USDSAI (\tilde{Q} index)	95
3.3.2	Le Ratio signal sur bruit (SNR)	96
3.4	Validation de la méthode sur des données simulées	96
3.5	Conclusion	98

Références bibliographiques **101****VI Segmentation d'échographies rénales : état de l'art** **103**

1	Introduction	103
2	Approches basées contour	105
2.1	Méthodes dérivatives	105
2.1.1	Principe	105
2.1.2	Méthodes dérivatives et échographie	106
2.2	Méthodes variationnelles	107
2.2.1	Principe	107
2.2.2	Méthodes variationnelles et échographie	107
3	Approches basées région	108
3.1	Croissance de région	108

3.1.1	Principe	108
3.1.2	Méthodes de croissance de région et échographie . . .	109
3.2	Division-Fusion et Fusion-Division	109
3.2.1	Principe	109
3.2.2	Méthodes de Division-Fusion et Fusion-Division et échographie	110
3.3	Morphologie mathématique	111
3.3.1	Principe	111
3.3.2	Morphologie mathématique et échographie	111
3.4	Méthodes markoviennes	112
3.4.1	Principe	112
3.4.2	Méthodes markoviennes et échographie	113
4	Conclusion	113
Références bibliographiques		115
VISCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques		
		121
1	Introduction	121
2	SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques	124
2.1	Prétraitement : définition d'un critère de texture sur l'image .	125
2.1.1	Préambule : De l'intérêt d'une réduction d'échelle . .	126
2.1.2	Mode de représentation des données	127
2.1.3	Critères de texture utilisés	128
2.2	Etiquetage des vignettes	129
2.2.1	L'agglomération hiérarchique	130
2.2.2	L'algorithme de Color Structure Code	132
2.2.3	Méthode de recherche utilisée : exploitation des pro- priétés des kernel K -means	135
2.3	Normalisation du contour	138
2.3.1	Pseudo-code de la méthode	139
3	Étude de la sensibilité aux paramètres	140
3.1	Caractérisation des données utilisées	141

3.2	Méthodologie mise en oeuvre	141
3.2.1	Métriques d'évaluation utilisées	141
3.2.2	Indice de Similarité	142
3.2.3	La comparaison des aires	142
3.2.4	La distance moyenne	142
3.2.5	Plan d'expérience mis en oeuvre	143
3.3	Résultats obtenus	147
4	Évaluations et résultats	152
4.1	Résultats sur des données réelles et comparaison à d'autres méthodes de segmentation	153
4.2	Étude de la sensibilité au changement de forme	154
4.3	Approche de la généralité de la méthode : application à d'autres tissus	156
5	Conclusion	157
6	Perspectives	158
6.1	Perspectives générales	158
6.2	Perspectives pour le suivi per-opératoire	159
	Références bibliographiques	167
	Conclusion et perspectives	169
1	Contributions	169
2	Perspectives	171
	Annexe 1 : Les critères de texture d'Haralick	175
1	La matrice de co-occurrence et ses propriétés statistiques	175
2	Les critères de texture	176
	Annexe 2 : Algorithme de squelettisation de Zhang-Suen	179
1	Notion de connectivité	179
2	Pseudo-Code de l'algorithme	180

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT	181
1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié	182
1.1 Plan d'expérience complet	182

Table des matières

Introduction générale

1 Historique

Les rayons X ont été découverts à la fin du XIXème siècle par Wilhelm Röntgen, qui obtint ainsi un cliché de la main de son épouse. Cette découverte marqua le début de l'imagerie radiologique qui a révolutionné de nombreux aspects de la médecine et du monde industriel dont elle constituera pendant longtemps la seule source d'imagerie.

Actuellement, des milliers de radiographies sont réalisées chaque jour dans le monde.

Quelques cinquante ans plus tôt, en 1840, Doppler fit une découverte qui porte aujourd'hui son nom et ses recherches furent poursuivies et développées par Pierre Curie et Paul Langevin. Le développement de l'effet Doppler sera accéléré au cours du XXème siècle par la nécessité militaire d'utiliser des méthodes de localisation par imagerie ultrasonore. Si la date exacte de son utilisation en médecine est encore sujette à débats, son caractère inoffensif, tant pour le patient que pour le praticien, et son faible coût ont contribué à son développement rapide. Elle supplantera ainsi l'imagerie par rayons X, considérée comme trop nocive dans de nombreuses applications. Le diagnostic vasculaire est la première application médicale répertoriée.

2 Contexte

Figure emblématique de l'imagerie obstétrique en France et de l'imagerie vasculaire dans le monde, l'échographie a connu un formidable essor ces cinquante dernières années. En effet, les échographies 3D embryonnaires ont révolutionné l'imagerie pré-natale et offrent une visualisation tri-dimensionnelle de l'enfant à venir. Toutefois, si les images générées peuvent sembler impressionnantes, il ne s'agit en réalité ici que d'une visualisation spatiale de la réponse de la matière organique aux ultrasons, ce qui exclut toute notion de métrologie volumique.

L'utilisation de l'échographie ne peut toutefois être limitée au seul volet obstétrique et couvre en réalité une vaste palette allant de l'imagerie génito-urinaire à l'imagerie vasculaire, en passant par l'imagerie musculaire, thyroïdienne, tendineuse, lymphatique, hépatique, colorectale, ou encore l'imagerie endo-vaginale sur le seul volet de l'imagerie diagnostique. En effet, la métrologie dont disposent aujourd'hui les échographes bi-dimensionnels permet leur utilisation dans tous les domaines où l'imagerie radiologique peut fournir un diagnostic ou aider à établir l'évaluation d'un traitement. Elle est également souvent utilisée en routine clinique dans des interventions telles que les néphrolithotomies percutanées (NLPC), où l'insertion de l'outil de ponction se fait souvent sous contrôle échographique, permettant de limiter les saignements pouvant découler de l'acte et d'en améliorer la précision.

Méthode d'imagerie à faible coût et de relative innocuité, tant pour le patient que pour le praticien (par opposition aux méthodes à rayonnement), cette technique est souvent également préférée aux scanners dans de nombreux protocoles d'évaluation des traitements. En effet, elle est non douloureuse et peut être répétées autant que nécessaire, notamment chez les jeunes patients, pour qui les rayons X sont à proscrire ou encore chez des patients ayant un état physiologique précaire.

On peut notamment citer son utilisation dans l'évaluation des thérapies anti-cancéreuses telles que la chirurgie ou la chimiothérapie ou encore dans l'estimation des lésions hépatiques. La visualisation de celles-ci peut toutefois s'avérer problématique et illustre un des principaux inconvénients de cette méthode d'imagerie : sa dépendance à l'opérateur. En effet, en raison de la présence des côtes, le processus

d'évaluation des lésions est source d'erreurs pour de nombreux praticiens.

La dépendance à l'opérateur n'est pas propre à l'estimation des lésions hépatiques et concerne tous les volets de l'imagerie échographique malgré un important travail de recherche, effectué ces cinquante dernières années, visant à s'en affranchir de manière automatique.

Formidable outil d'exploration du corps humain, la technique échographique est également limitée par la caractérisation des ondes utilisées. Celles-ci ne permettent pas la visualisation des structures osseuses ou des structures présentant un tissu adipeux trop important, frein à l'obtention d'images cliniquement valides. Les examens deviennent alors difficilement interprétables et les artefacts peuvent conduire à d'importantes erreurs de mesure.

Enfin, la méthode d'acquisition des données est également génératrice d'artefacts résultant en des images de faible qualité, difficilement exploitables de manière automatique en routine clinique. En effet, si comme on l'a vu précédemment, l'utilisation de l'imagerie échographique permet de limiter les effets secondaires liés à l'intervention, cette faible qualité engendre un facteur de risque supplémentaire en ne permettant pas par exemple, une évaluation précise des volumes des régions d'intérêt.

3 Organisation du document

Dans le cadre d'un projet portant sur l'augmentation de la fiabilité des procédures de NLPC, ce travail de recherche s'est intéressé à l'amélioration des données échographiques en proposant des méthodes de filtrage et de segmentation, pour permettre un suivi en temps réel du rein et donc une évaluation de son volume et de la position relative des instruments chirurgicaux. Le terme amélioration est utilisé ici afin de rendre compte d'une modification du ratio signal sur bruit suite à l'application des méthodes proposées et non d'une amélioration de la qualité d'acquisition des données.

Les algorithmes développés sont applicables à de nombreux actes chirurgicaux et plus particulièrement aux ponctions. Ils constituent une aide pour la réalisation

de la phase initiale des interventions sous coelioscopie.

Le premier chapitre consiste en une présentation du mode de formation des images échographiques et est suivi par un chapitre expliquant la motivation clinique et donnant les grandes lignes du fonctionnement de l'appareil urinaire. Il décrit également les principales interventions chirurgicales concernant le rein. Enfin, ce premier axe sera clos par la description du contexte pratique de ce travail de recherche, offrant ainsi une présentation du cadre général dans lequel il s'est situé ainsi que les travaux de développement préliminaires y afférant.

Les chapitres quatre et cinq présenteront un état de l'art détaillé concernant le filtrage d'images échographiques ainsi que les principales contributions de cette thèse dans ce domaine.

Les chapitres six et sept quant-à eux, présenteront un état de l'art détaillé dans le domaine de la segmentation d'images ainsi que la méthode originale de segmentation que nous proposons.

Nous concluons en proposant diverses perspectives offertes pour ces travaux de recherche.

Chapitre I

Formation et caractérisation des images ultrasonores

Afin de mieux appréhender les développements futurs de ce travail en termes de filtrage et de segmentation d'images, il nous a semblé nécessaire de présenter les mécanismes de formation d'une image échographique. En effet, ces mécanismes ont fortement inspiré la conception des algorithmes présentés par la suite.

1 Introduction

Pour les ultrasons, les années 1950 marquèrent le passage d'une utilisation purement militaire à une utilisation civile et plus particulièrement médicale, avec la présentation du premier échographe par J.J Wild et J.Reid. Longtemps destinés à la recherche des tumeurs faciales, c'est grâce à l'obstétrique qu'ils acquerront dans les années 1970 leurs lettres de noblesse.

Aujourd'hui, l'échographie 2D n'est plus seulement réservée à l'obstétrique mais recouvre une large palette d'applications médicales. C'est un mode d'imagerie largement plébiscité en raison de son faible coût, de l'innocuité de l'examen liée à son caractère non invasif, de sa portabilité et de son excellente résolution temporelle.

Toutefois, ce tableau flatteur se doit d'être nuancé : l'échographie, si elle possède une excellente résolution temporelle, possède en revanche une très faible résolution spatiale. Si son innocuité et sa facilité d'utilisation en font un outil de choix pour le suivi per-opératoire, le caractère approximatif de la localisation des plans de coupe

(qui sont en nombre limité et opérateur-dépendants) ainsi que la variabilité des mesures qui en découlent rendent la comparaison de plusieurs examens difficile, de même que son utilisation dans le cadre du suivi d'une pathologie. Elle pâtit également fortement de la très faible résolution des images, d'un fort bruit apparent et d'une très forte dépendance à l'opérateur effectuant l'échographie.

L'objectif de ce chapitre est de présenter le processus de formation d'une image échographique afin de mieux en appréhender les caractéristiques.

Nous allons, dans un premier temps, s'intéresser au processus de formation d'une image échographique, allant du principe physique à la construction de l'image finale. Puis nous détaillerons les caractéristiques des images et signaux échographiques d'un point de vue statistique.

2 Formation de l'image échographique

Le principe général de l'imagerie ultrasonore repose sur l'étude des phénomènes liés à la propagation des ondes acoustiques dans les milieux physiques, et plus particulièrement sur la détection des amplitudes et retards des signaux renvoyés par un milieu donné. L'étude de ces signaux permet une représentation du milieu exploré en fonction de ses propriétés physiques.

2.1 L'acquisition du signal

Une sonde manuelle, dont le rôle est d'envoyer, d'enregistrer et d'amplifier les échos reçus, est mise en contact direct avec la peau du patient (un gel conducteur¹ est en réalité utilisé en raison de la trop grande différence d'impédance² entre la sonde et l'air). Elle est équipée d'un dispositif qui émet de courtes impulsions ultrasonores qui se propagent profondément dans le corps et dont une partie est reflétée par les structures anatomiques.

Les ultrasons sont caractérisés par leur fréquence. Plus elle est basse, plus la capacité de pénétration des ultrasons est élevée et moins la résolution est bonne. On

1. Constitué d'eau et ayant pour rôle l'adaptation de l'impédance entre la sonde et la peau [1]

2. L'impédance acoustique Z représente la résistance du milieu à la propagation de l'onde.

I.2 Formation de l'image échographique

essaie donc toujours d'utiliser les fréquences les plus élevées possibles, relativement à la profondeur des tissus.

Dans le cadre de l'imagerie échographique du corps humain, les fréquences sont en général comprises entre 1 et 20MHz et sont de l'ordre de 3.5 à 5MHz dans le cas de l'échographie abdomino-pelvienne, ce qui explique la faible résolution des images [2].

2.1.1 Principe physique sous-jacent

Un son émis par un corps animé d'un mouvement vibratoire se propage sous forme d'ondes susceptibles de subir des réflexions, des réfractions et des interférences. Il est en partie absorbé par les éléments composant la structure rencontrée et en partie réfléchi en direction de la sonde qui l'a envoyé.

En échographie, on utilise un cristal piezo-électrique qui, quand il est excité par une impulsion électrique, entre en résonance et émet alors des ultrasons dont la fréquence est dépendante de l'épaisseur du cristal. Ces mêmes cristaux jouent le rôle d'émetteurs et de récepteurs des ultrasons réfléchis (c'est-à-dire les vibrations induites par les impulsions ultrasonores). Ils portent le nom de transducteurs et ont comme fonction la conversion de l'énergie électrique en ultrasons, et inversement.

L'imagerie ultrasonore est réalisée en émettant une impulsion qui est partiellement réfléchi par les frontières entre deux structures tissulaires, et partiellement transmise. La réflexion est dépendante de la différence d'impédance acoustique entre les deux tissus.

En effet, les ondes utilisées sont des ondes de compression dont la propagation est longitudinale. La propagation des ondes est donc dépendante des caractéristiques des milieux traversés, que l'on peut représenter par la valeur de l'impédance acoustique, notée Z .

Cette grandeur est définie par l'équation I.1 :

$$Z = \rho c \quad (\text{I.1})$$

où ρ est la masse volumique du milieu et c la vitesse de propagation des ondes sonores dans ce milieu là.

Il est à noter que si, historiquement, des cristaux piezo-électriques ont toujours été utilisés, récemment une technique basée sur des transducteurs en silicone appelés Capacitive Micro-machined Ultrasonic Transducers (CMUT) a été développée [3].

2.1.2 Réflexion et Réfraction

L'échogénéicité d'une interface³ est définie par sa capacité à réfléchir les échos qui lui arrivent. En effet, quand un faisceau d'ondes ultrasonores arrive au niveau d'une interface, une partie est réfléchi (l'onde réfléchi) et l'autre partie traverse l'interface et continue sa propagation (l'onde transmise (voir figure I.1)).

Dans le cas particulier où l'onde incidente est perpendiculaire à l'interface, les ondes réfléchies et transmises sont également perpendiculaires à l'interface et on parle d'échos spéculaires.

Par contre, quand le faisceau d'ultrasons rencontre une interface avec un angle oblique, une partie du signal est réfléchi avec un angle de réflexion égal à l'angle incident, alors que le reste est réfracté. Cela signifie que la partie transmise du signal, qui dans le cas précédent continuait sa propagation en conservant la même direction, va être déviée d'un angle dépendant de l'impédance des deux milieux [4] et on définit les équations suivantes pour les coefficients de réflexion R et de transmission T :

$$R = \frac{Z_2 \cos(\theta_i) - Z_1 \cos(\theta_t)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)} \quad T = \frac{2Z_1 \cos(\theta_t)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)} \quad (\text{I.2})$$

Comme le montrent ces formules, la proportion des ondes réfléchies est dépendante de la différence d'impédance acoustique entre les deux milieux. Si des tissus

3. Le terme *interface* sera utilisé par la suite pour définir la frontière de deux milieux d'impédances acoustiques différentes ou, plus simplement, deux milieux homogènes de propriétés acoustiques différentes.

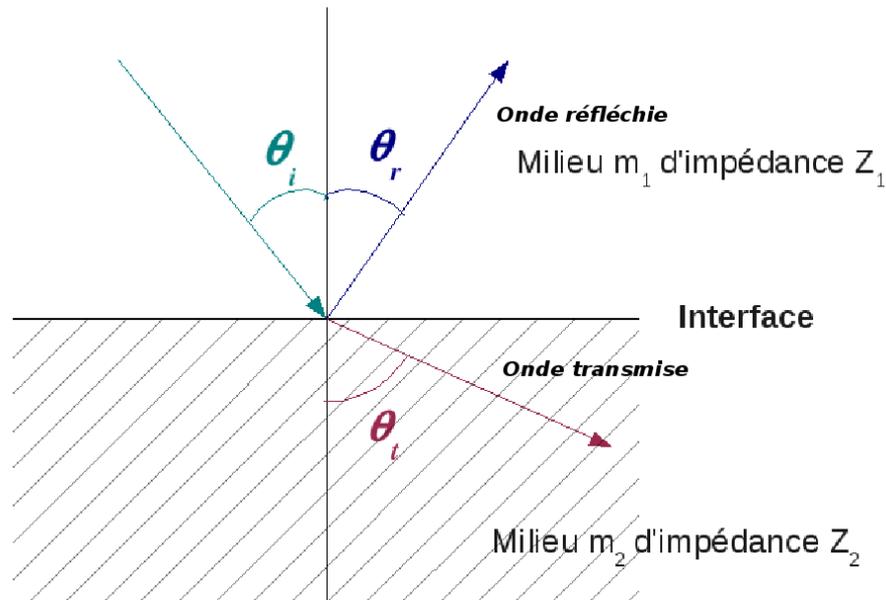


Figure I.1 – Phénomène de réfraction

mous organiques sont en contact avec de l'air ou des structures minéralisées telles que des os ou des calculs, l'interface entre les deux est souvent caractérisée par une très forte échogénéicité [4].

2.1.3 Diffusion dans les tissus

Les échos de diffusion sont en général plus petits et plus stables que les échos de réflexion. Les ultrasons sont diffusés par les microstructures des tissus qui sont plus petites que la longueur d'onde de l'onde ultrasonore. Ces microstructures se comportent comme des diffuseurs qui vibrent et ré-émettent les ultrasons.

Les diffuseurs parfaits, tel que le sang, répondent à la loi de Rayleigh (cf. section 3.2.1). Toutefois, les tissus mous ne sont pas des diffuseurs parfaits car ils possèdent des structures internes orientées et les ondes diffusées vont ainsi interférer entre elles et créer une texture dans l'image des tissus, qui sera dépendante de la diffusion mais également de l'échographe. En fonction des distances entre les diffuseurs, ces interférences peuvent être constructives ou destructives et expliquent l'aspect

typiquement granuleux des images échographiques. On parle de speckle dont une illustration peut être vue sur la figure I.2. On y représente une image synthétique ainsi que sa simulation échographique.

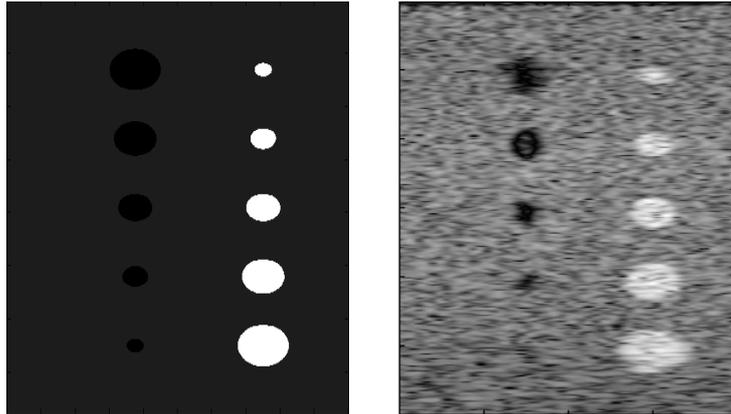


Figure I.2 – Image synthétique et résultat de la simulation échographique de cette image.

La plupart des images échographiques sont ainsi formées par les échos de réflexion diffuse sur les surfaces irrégulières et les échos de dispersion dans les milieux hétérogènes.

2.1.4 Formation de l'onde

Production et réception des ultrasons

Quand une tension alternative est appliquée à un élément piézo-électrique, il vibre et émet un son. Le cristal piézo-électrique a un double rôle d'émetteur et de récepteur. Il émet des ultrasons par salves et se met en écoute pour capter les ultrasons reçus. La durée des salves est un élément conditionnant la résolution des images échographiques. La période d'écoute, qui est de l'ordre de la milliseconde, est plus longue que la période d'émission (1% du temps) mais la fréquence de répétition d'un cycle émission-réception, est quant à elle, de l'ordre du KHz, ce qui permet une imagerie temps réel.

Une sonde échographique étant composée de plusieurs éléments piézo-électriques, les faire vibrer tous au même moment pourrait poser un problème lors de la réception du signal, à cause des phénomènes d'interférence entre les différentes ondes.

I.2 Formation de l'image échographique

Toutefois, si l'on sélectionne judicieusement l'espacement entre les éléments piézo-électriques d'un transducteur et le retard entre les signaux de ces éléments, on peut créer un motif d'interférence donné et, en particulier, on peut guider l'énergie du signal vers une direction angulaire donnée (figure I.3).

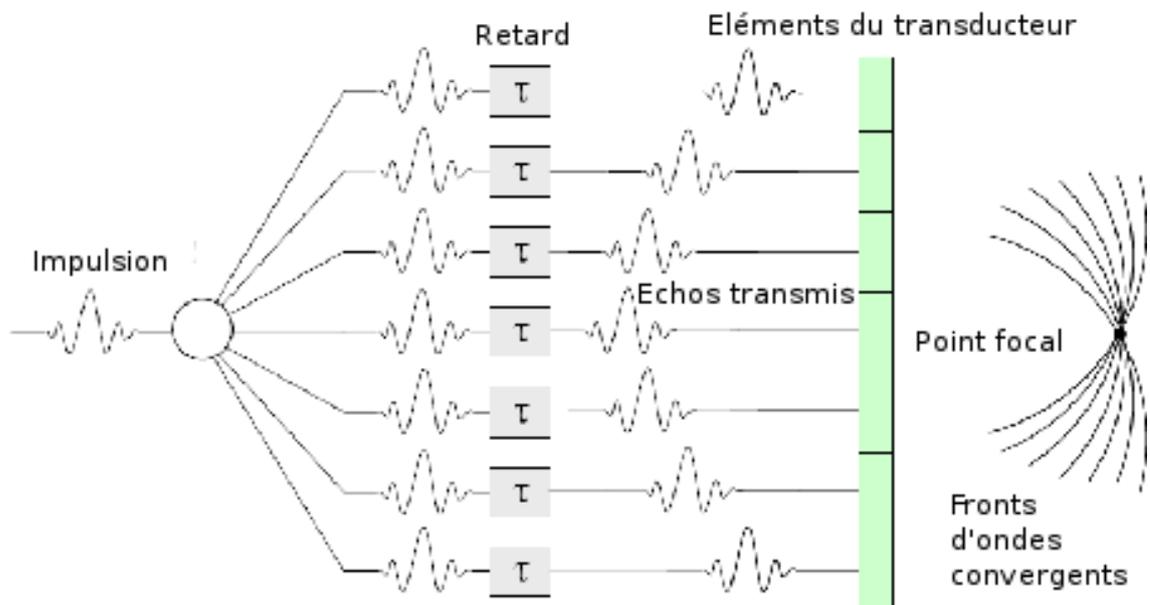


Figure I.3 – Fonctionnement du transducteur en émission [3]

A la réception, le principe est le même : les ondes acoustiques reçues sur les éléments du transducteur sont converties en signal électrique, comme le montre la figure I.4.

Si l'on ajuste l'amplitude et le retard sur les signaux reçus par chaque élément, on peut recevoir un signal venant d'une direction angulaire donnée. Si l'on transmet et reçoit un faisceau étroit le long de plusieurs directions adjacentes et que l'on combine les données écho reçues, on peut ainsi créer une image échographique [5].

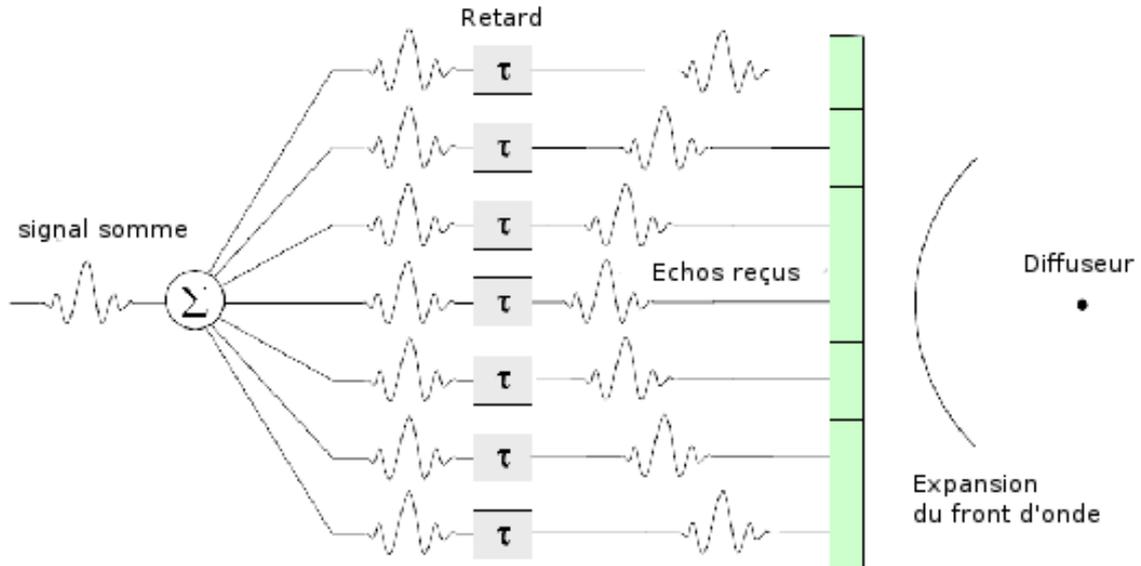


Figure I.4 – Fonctionnement du transducteur en réception [3]

2.2 Les sondes échographiques

La sonde constitue une des pierres d'achoppement de la technique échographique. Elle conditionne la qualité de l'image et a comme particularité le fait de posséder le rôle dual d'émetteur et de récepteur. Elle est généralement qualifiée de transducteur car elle transforme l'impulsion électrique en onde ultra-sonore et, inversement, convertit les informations ultrasonores en signaux électriques.

On ne parlera pas ici des problèmes de focalisation qui, s'ils sont primordiaux dans le fonctionnement des échographes, ne nous paraissent pas fondamentaux pour expliquer le processus de formation des images, objectif premier de ce chapitre.

La section suivante va effectuer un bref survol des différents types de sondes utilisées en imagerie échographique.

2.2.1 Les sondes à balayage mécanique

Ces sondes effectuent un balayage sectoriel grâce à la mise en mouvement de pièces mécaniques placées dans un bain d'huile.

Le principal avantage de ce type de sondes est qu'elles se contentent d'une petite

I.2 Formation de l'image échographique

fenêtre acoustique, ce qui autorise l'exploration d'organes difficilement accessibles autrement.

Toutefois, en raison de l'utilisation de pièces mécaniques et du bain d'huile, la fiabilité de la sonde à long terme reste médiocre[6]. Elles disposent de plus d'une mauvaise résolution latérale et ne sont donc guère plus utilisées en médecine.

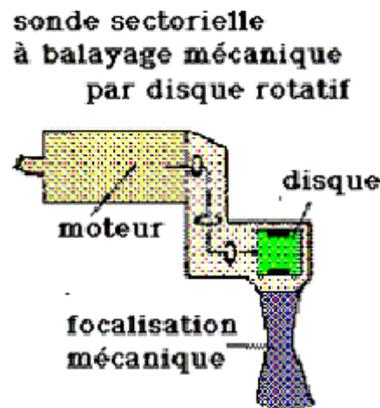


Figure I.5 – Fonctionnement d'une sonde à balayage mécanique

2.2.2 Les sondes à balayage électronique

Les sondes à balayage électronique sont composées de multiples céramiques disposées en série et permettent l'obtention d'une image rectangulaire ou sectorielle. Il existe deux types de sondes à balayage électroniques : les sondes à balayage linéaire et celles à balayage sectoriel

Les sondes à balayage linéaire Afin d'explorer le plan de coupe ligne par ligne, une centaine d'éléments piezo-électriques sont positionnés afin de former une longue barrette. Le balayage est ainsi réalisé par "translation de l'ouverture, élément par élément"[6] de cette barrette. Ces lignes sont, par ailleurs, espacées entre elles d'une distance de l'ordre du millimètre.

L'image obtenue est une image rectangulaire pouvant contenir jusqu'à 256 lignes non jointives.



Figure I.6 – Image d'une sonde à balayage linéaire

Les sondes à balayage sectoriel On trouve deux types de sondes à balayage sectoriel : les barrettes planes et les barrettes sectorielles. Dans les deux cas, le balayage du plan de coupe est obtenu par décalage de phase.



Figure I.7 – Image d'une sonde à balayage sectoriel

Il est à noter que les sondes cliniques sont constituées de petites barrettes à balayage électronique et émettent des ondes de 5 à 7,5 MHz [6].

2.3 Formation de l'image échographique

Malgré la grande diversité de constructeurs existant sur le marché de l'imagerie échographique, les échographes modernes fonctionnent tous sensiblement selon le même schéma[7] : la sonde émet des ultrasons puis les réceptionne, les transforme en signal électrique et les transmet au bloc d'acquisition. Ce bloc détecte, échantillonne et adapte les échos acheminés depuis la sonde. Il a également comme rôle de transmettre à la sonde l'impulsion électrique originelle qu'elle transformera en ultrasons. Le signal électrique est ensuite transmis au bloc de traitement du signal puis à celui de traitement d'image avant d'être affiché. Le processus est détaillé dans

I.2 Formation de l'image échographique

la figure I.8.

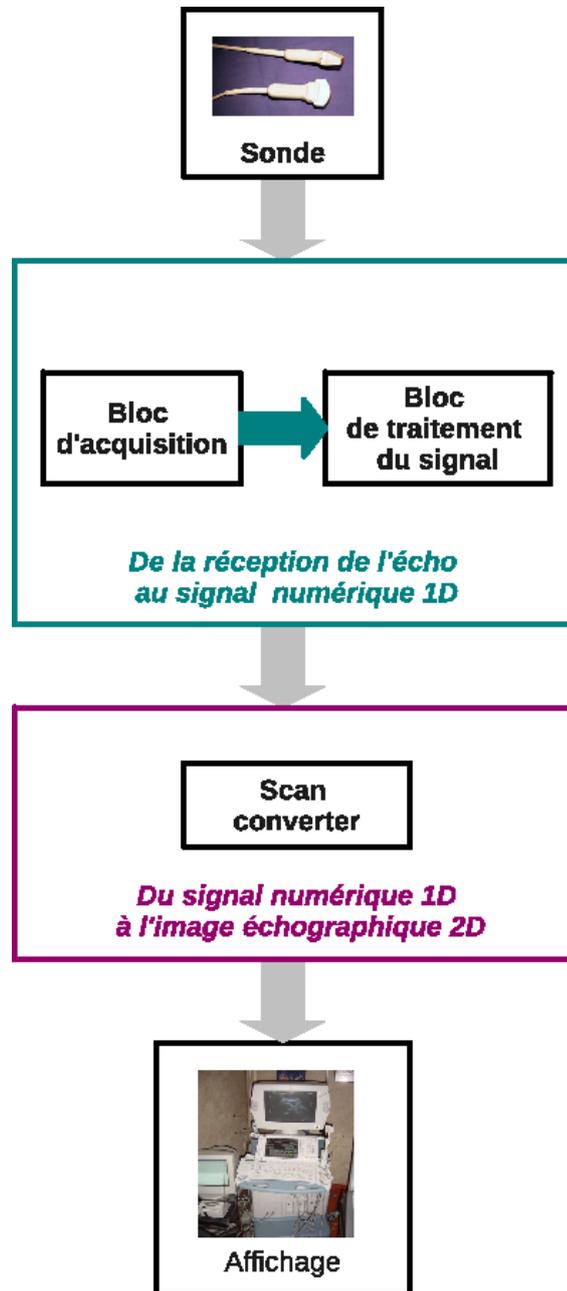


Figure I.8 – Schéma du fonctionnement standard d'un échographe

2.3.1 De la réception de l'écho au signal numérique unidimensionnel

A la réception des échos, le bloc d'acquisition les amplifie *via* un amplificateur linéaire, afin de compenser l'atténuation en profondeur puis les numérise. Ce signal numérisé est le signal Radio-Fréquence. Il est particulièrement riche car il contient des informations sur les tissus rencontrés *via* son amplitude et sa fréquence. Ce n'est toutefois pas ce signal qui est directement affiché : il subit au préalable une chaîne de traitements afin de passer de signaux 1D à un signal 2D.

Une fois le signal transmis au bloc de traitement du signal, il est filtré, démodulé⁴ et compressé. Le filtrage est réalisé afin de tenter de s'affranchir des bruits additionnels tels que les bruits électroniques. Une double compression est également réalisée : une compression logarithmique ainsi qu'une compression linéaire [7].

En effet, l'amplitude des signaux échographiques varie dynamiquement entre 50 et 100 dB, ce qui est beaucoup trop important pour les capacités perceptives humaines qui atteignent, pour les médecins experts du domaine, une résolution de 40 dB. Il est donc nécessaire d'effectuer une modification du signal afin de rendre les informations perceptibles par un humain.

Pour ce faire, les systèmes d'imagerie échographique recourent en général à une compression logarithmique, qui n'est inversible que dans le cas où la dynamique d'entrée du signal est connue, ce qui n'est pas toujours le cas [4], et qui induit un appauvrissement de l'information contenue dans le signal final par rapport au signal original.

2.3.2 Du signal numérique 1D à l'image échographique 2D

Une des caractéristiques de l'image échographique est qu'elle se forme en temps réel à partir des échos provenant des différentes lignes de balayage d'un plan de coupe. Sur chacune des lignes de balayage ou ligne de tir, l'écho est caractérisé par son amplitude et son temps de réponse.

La transformation du signal numérique en image échographique est réalisée par

4. La modulation consiste en la modification du signal brut en une forme adaptée au canal de transmission utilisé. L'opération inverse, la démodulation, effectuée en réception, consiste en la récupération du signal brut à partir de sa forme modulée.

I.2 Formation de l'image échographique

un module spécifique de l'échographe : le scan converter. La figure I.9 récapitule les différentes étapes.

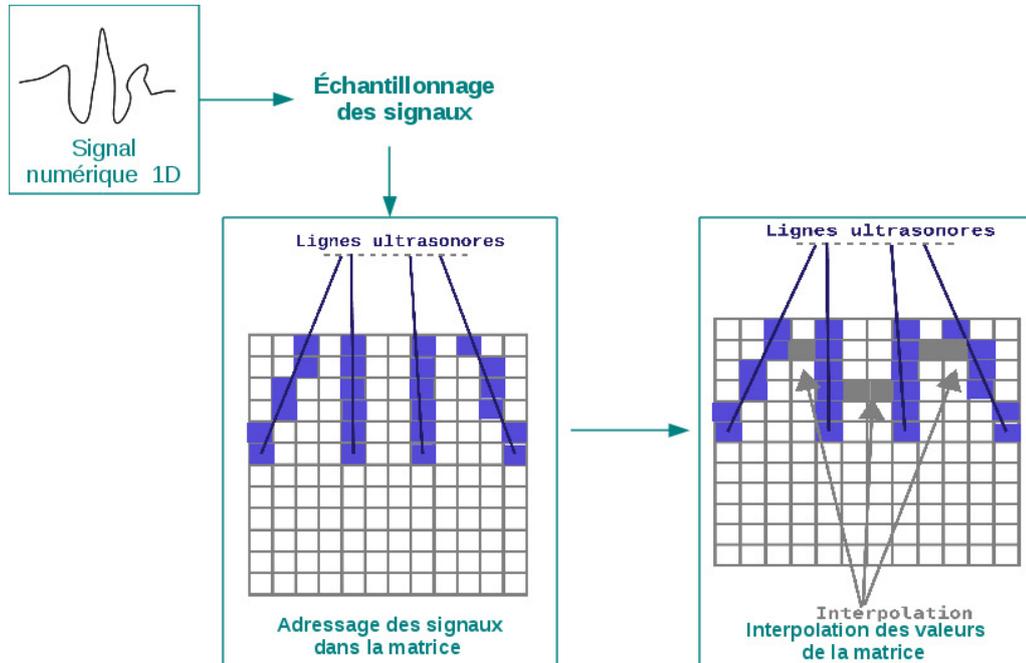


Figure I.9 – Passage du signal numérique 1D à l'image échographique 2D

Échantillonnage des signaux Le signal reçu par le convertisseur-échantillonneur est échantillonné afin d'être adressé dans une matrice 512×512 et généralement quantifié sur 256, 64 ou 16 niveaux de gris afin de pouvoir être visualisé.

Adressage dans la matrice L'adressage dans la matrice dépend de la ligne ultrasonore étudiée et du temps de retour de l'écho. Afin de tenir compte des temps de retour différents et donc des valeurs potentiellement différentes d'un même pixel en fonction de l'écho considéré, il sera nécessaire d'effectuer un lissage temporel des données.

Interpolation Le nombre de lignes ultrasonores étant de l'ordre de 100 pour une image 512×512 , il est nécessaire d'effectuer une interpolation à partir des valeurs des échos les plus proches.

Lissage Spatial Un lissage spatial est effectué une fois l'interpolation réalisée, afin de compenser les variations d'amplitude des échos voisins et l'effet brutal de l'interpolation [4]. Un lissage temporel est également effectué.

2.3.3 Les principaux modes de visualisation

Le traitement et la visualisation des signaux ultrasonores reposent sur un certain nombre d'hypothèses, parfois simplificatrices, qui génèrent dans certains cas un bruit additionnel au signal originel. En effet, afin d'obtenir les visualisations présentées ci-après, il a été considéré que la direction du faisceau ultrasonore était unique, qu'une seule réflexion avait eu lieu et que la vitesse de propagation utilisée était la vitesse de propagation moyenne des ultrasons dans les tissus mous, c'est à dire 1540 m/s . Ces hypothèses simplificatrices peuvent générer un certain nombre d'artefacts.

On peut visualiser les signaux ainsi traités sous trois formes différentes : le mode A ou amplitude, le mode B ou brillance, qui est le mode de représentation le plus utilisé et le mode TM ou dynamique. Nous détaillerons chacun d'eux ci-après.

Le mode A (Amplitude) C'est le mode le plus ancien. Guère plus usité, il consiste en l'affichage de l'amplitude du signal recueilli par la sonde en fonction de la profondeur. Un seul faisceau, de direction constante, est utilisé. Dans ce mode de représentation, le signal est représenté en une dimension avec, en abscisse, le temps, et en ordonnée, l'amplitude de la réflexion.

Le mode B (Brillance) C'est le mode de représentation le plus utilisé. L'amplitude est traduite par la brillance d'un point (son niveau de gris). Les traitements décrits sont effectués sur le signal échographique afin d'obtenir l'image 2D qui est visualisée et qui peut être considérée comme une représentation des organes [4].

La profondeur du tissu est représentée sur l'axe des ordonnées et la position le long du transducteur sur l'axe des abscisses (figure I.10).

Le mode TM (Temps/Mouvement) Ce mode représente la distance entre la sonde et les structures échogènes en fonction du temps (figure I.11) et est souvent

I.2 Formation de l'image échographique



Figure I.10 – Image de fantôme abdominal en mode B

utilisé en imagerie cardiaque.

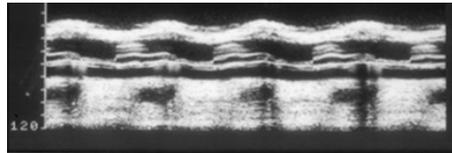


Figure I.11 – Représentation du signal échographique en utilisant le mode TM

2.4 Bruit et artefacts d'une image échographique

On a pu obtenir l'intuition d'un certain nombre d'artefacts qui risquent d'affecter la compréhension et le mode de traitement des images échographiques.

On peut citer le problème d'atténuation des échos, qui rend difficile toute observation des structures en profondeur, le phénomène de réverbération, qui apparaît lorsque deux interfaces très échogènes et parallèles sont situées sur le trajet de l'onde, ou l'effet de miroir, qui survient quand la réflexion a lieu sur une interface linéaire très échogène et qui amène, dans l'image finale, à la création d'une fausse image, symétrique à la vraie par rapport à l'interface.

L'échogénéicité de certaines structures orientées, telles que les ligaments et les tendons, est dépendante de l'orientation du faisceau : la qualité de l'image résultante sera donc dépendante de l'orientation du faisceau de départ [8].

Les approximations, effectuées afin de reconstruire l'image, sont source d'erreurs quand les conditions réelles diffèrent trop des conditions théoriques. En effet, même si la vitesse du son est relativement constante, elle est légèrement plus lente dans les tissus gras que dans le muscle ou le rein sain, par exemple : cette différence de vitesse aura un impact sur la précision de représentation du point dans l'image finale et par conséquent sur la précision des mesures effectuées[2].

Le bruit le plus caractéristique de l'échographie, en tout cas un des plus discutés en traitement d'images, est le speckle dont les caractéristiques sont détaillées dans les sections suivantes.

3 Caractérisation d'une image échographique

3.1 Résolution d'une image échographique

La résolution d'une image échographique dépend essentiellement de la sonde et du système utilisé. Le terme résolution recouvre en réalité trois notions différentes : les résolutions axiale et latérale, et l'épaisseur du plan de coupe qui est déterminée par la largeur du faisceau ultrasonore.

3.1.1 Résolution axiale

La résolution axiale détermine la capacité de la sonde à différencier deux cibles distinctes situées dans l'axe du faisceau ultrasonore. Elle est dépendante de la durée de l'impulsion ultrasonore, qui doit être la plus brève possible [9]. Plus l'impulsion transmise est brève, plus la bande passante est importante et la résolution axiale élevée.

3.1.2 Résolution latérale

La résolution latérale, fonction de la largeur du faisceau, est définie par la capacité du système à séparer deux échos situés sur un même plan, perpendiculaire à l'axe de ce même faisceau. Optimale à la distance focale⁵ (zone où elle est généralement

5. Mesure de la capacité de convergence ou de divergence d'un système optique.

donnée), la résolution latérale se dégrade en fonction de l'éloignement par rapport à cette zone [9]. En général, la résolution axiale est meilleure que la résolution latérale.

3.2 Distribution des intensités de l'enveloppe

L'enveloppe du signal et sa modélisation sont directement liées à la statistique du speckle. La notion de speckle se réfère aux interférences des ondes ultrasonores provenant des différents diffuseurs qui donnent à l'image échographique son aspect si particulier.

Bien que souvent considéré par la communauté du traitement d'images comme un bruit multiplicatif, c'est en réalité une réelle mesure du milieu et il contient des informations sur les tissus observés[3].

Dans le cas où le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est particulièrement grand et où l'espacement entre deux diffuseurs est particulièrement petit, par rapport à la longueur d'onde du signal, on parle de speckle totalement développé. Dans le cas contraire, on parlera de speckle partiellement développé.

Cette différenciation entre les deux va permettre d'effectuer une classification des modèles classiquement utilisés pour la modélisation du signal enveloppe. En effet, la forme du speckle ayant une influence sur la forme du signal, les modèles vont chacun faire l'hypothèse d'une statistique de speckle particulière et ne seront valables que pour le cas de cette statistique là.

On va ainsi pouvoir classer les modèles classiquement utilisés en trois catégories :

- ceux faisant l'hypothèse d'un speckle totalement développé, la plus restrictive,
- ceux faisant l'hypothèse d'un speckle partiellement développé
- et ceux qui ne tiennent pas compte de la forme du speckle.

Ces trois types de modèles sont détaillés dans les paragraphes suivants.

3.2.1 Modèle de speckle totalement développé

Modèle de Rayleigh

Chapitre I. Formation et caractérisation des images ultrasonores

Introduit par Goodman [10] dans une étude du speckle sur des images laser, le modèle de Rayleigh suppose une modélisation du signal rétrodiffusé comme la somme des signaux rétrodiffusés par les diffuseurs présents dans une cellule de résolution à un instant donné [11].

Le signal va donc, suivant ce modèle, résulter d'une somme vectorielle complexe. Cette somme complexe, résultant des variations aléatoires de phase et d'amplitude, va porter le nom de marche aléatoire.

Étant donné que l'on se place dans le cas d'un speckle entièrement développé, le nombre de diffuseurs par unité de résolution est particulièrement grand. Si l'on suppose que les phases des signaux rétrodiffusés suivent une loi de probabilité uniforme, définie dans $[-\pi, \pi]$, on peut alors écrire le champ complexe en amplitude (ou réponse totale du milieu exploré par l'onde ultrasonore) sous la forme [12] :

$$Z = Z_r + jZ_i \quad (\text{I.3})$$

avec Z_r et Z_i respectivement la composante réelle et la composante imaginaire du champ.

Au vu du nombre de diffuseurs, on peut appliquer ici le théorème central limite et supposer que les variables Z_r et Z_i suivent une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2 .

On peut ainsi écrire la fonction de densité jointe sous la forme :

$$p_{Z_r Z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{Z_r^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{I.4})$$

On peut alors dire que l'enveloppe du signal a une fonction de densité de probabilité de Rayleigh de la forme :

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{I.5})$$

Comme on peut le constater, le seul paramètre de cette distribution est la variance σ^2 qui représente ici l'énergie de rétrodiffusion moyenne.

I.3 Caractérisation d'une image échographique

Comme on l'a vu précédemment, ce modèle, pour être applicable, suppose un speckle totalement développé. Il suppose également l'absence de composante cohérente. Afin d'expliquer la notion de composante cohérente, nous allons considérer le cas d'une onde réfléchie sur une surface plane telle qu'un sol. Sur une surface théorique entièrement plane et lisse, la composante cohérente du signal est égale au signal réfléchi théorique calculé. Si l'on considère cette fois la même surface plane mais non lisse, le signal réfléchi se décompose en une composante diffuse (assimilable au bruit), engendrée par les aspérités du sol et une composante cohérente qui correspond au signal réfléchi tel qu'il aurait été renvoyé si la surface était parfaite. Plus les aspérités de la surface augmentent, plus la composante cohérente du signal réfléchi diminue au profit de la composante diffuse. Pour une surface totalement irrégulière, le signal réfléchi devient totalement diffus et la composante cohérente disparaît.

Une composante cohérente apparaît dans le signal échographique en raison, par exemple, d'une disposition spatiale régulière des diffuseurs ou d'une réflexion spéculaire importante. La non prise en compte de cette composante peut amener à occulter une partie du signal et à créer d'importants artefacts.

Modèle de Rice

La distribution de Rice est une généralisation du modèle de Rayleigh dans le cas de la présence d'une composante cohérente et non aléatoire.

En effet, dans le cas de la présence d'une composante cohérente s , Dutt [11] a proposé de modifier la fonction de densité jointe précédente de la manière suivante :

$$p_{Z_r Z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(Z_r + s)^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{I.6})$$

Ce qui permet, en utilisant $I_0(\cdot)$, la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro, d'écrire la densité de probabilité du signal enveloppe sous la forme :

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{sx}{\sigma^2}\right) \quad (\text{I.7})$$

On peut ainsi constater que la distribution de Rice est équivalente à la distribu-

tion de Rayleigh dans le cas $s = 0$.

Il est à noter que dans le cas où la diffusion cohérente devient beaucoup plus importante que la diffusion aléatoire (et donc que le rapport $\frac{s}{\sigma}$ est très supérieur à 1), la distribution de Rice tend vers une distribution Gaussienne qui est insuffisante pour modéliser de façon correcte le signal échographique.

3.2.2 Modèle de speckle partiellement développé

Comme on l'a vu précédemment, une des conditions nécessaires à l'utilisation des modèles précédents est la possibilité d'utiliser le théorème central limite. Celui-ci n'étant plus applicable dans le cas d'une faible densité de diffuseurs par cellule de résolution ou dans le cas de corrélation des diffuseurs, on ne peut plus utiliser les modèles de Rayleigh ou de Rice.

Il s'avère donc nécessaire de faire appel à d'autres types de modèles tels que les modèles de Nakagami, la K-distribution ou de la distribution Gamma généralisée présentés dans les paragraphes suivants.

Modèle de la K-distribution

Le modèle de la K-distribution, introduit par Jakeman [13], permet la modélisation du speckle partiellement développé mais également celui du speckle totalement développé.

Il n'utilise pas le théorème central limite et modélise le nombre de diffuseurs *via* une loi Binomiale négative.

On peut ainsi écrire sa fonction de distribution de probabilité sous la forme :

$$p_X(x) = \frac{2x}{\Gamma(\alpha)} \left[\frac{bx}{2} \right]^\alpha K_{\alpha-1}(bx) \quad (\text{I.8})$$

avec b , un paramètre d'échelle, $K_{\alpha-1}$ la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce et d'ordre $\alpha - 1$ et $\Gamma(\cdot)$ la fonction gamma. Le paramètre α , quant à lui, est directement lié au nombre de diffuseurs. Le faire tendre vers l'infini permet d'approcher une distribution de Rayleigh et donc de modéliser un speckle totalement développé.

Si cette modélisation du signal enveloppe semble séduisante par toutes les pos-

I.3 Caractérisation d'une image échographique

sibilités qu'elle offre, elle reste en pratique assez délicate à manipuler et ne permet pas la modélisation de signaux comportant de fortes composantes cohérentes.

Modèle de la Homodyned K-distribution

Le modèle de la Homodyned K-distribution présenté par Dutt et Greenleaf [14] peut être soit comme une extension du modèle de Rice pour la prise en compte d'un faible nombre de diffuseurs, ou comme la généralisation de la K-distribution pour la prise en compte d'une composante cohérente dans le signal.

Reposant sur les deux distributions précédentes, il est cependant très délicat à manipuler et l'estimation des paramètres y est très complexe.

3.2.3 Modèles indépendants de la statistique du speckle

Modèle de Nakagami

La distribution de Nakagami, proposée initialement pour les applications radar [15] et appliquée à l'imagerie ultrasonore [16], permet de prendre en compte les corrélations partielles entre les diffuseurs.

Elle est reliée à la distribution gamma.

La fonction de densité de probabilité de cette distribution est :

$$p_X(x) = \frac{2\mu^\mu x^{2\mu-1}}{\Gamma(\mu)\Omega^\mu} \exp\left(-\frac{\mu}{\Omega}x^2\right) \quad (\text{I.9})$$

avec μ , paramètre de Nakagami supérieur ou égal à 0 et Ω le facteur d'échelle.

Cette distribution présente l'avantage d'être plus simple à utiliser que les deux précédentes.

Modèle de la distribution Gamma généralisée

La distribution Gamma généralisée [17] est un modèle à trois paramètres présen-

tant l'avantage de pouvoir modéliser plusieurs autres distributions : Rayleigh, Nakagami, Weibull, exponentielle, Gamma et classique.

Elle a été appliquée au cadre de l'imagerie ultrasonore par Raju *et al.* [18] et Tauber *et al.* [4] par exemple.

Sa fonction de densité de probabilité s'écrit :

$$p_X(x) = \frac{cx^{2cv-1}}{\Gamma(v)a^{cv}} \exp\left(-\frac{x^c}{a}\right) \quad (\text{I.10})$$

avec a le paramètre d'échelle, c un seuil et v paramètre permettant d'ajuster la forme de la distribution.

Elle présente comme avantage de pouvoir modéliser à la fois l'amplitude et l'intensité [18], mais au prix d'une complexité importante.

3.3 Relations entre pixels voisins

Les relations entre pixels voisins sont données par les statistiques d'ordre 2 et plus particulièrement par les fonctions d'autocorrélation et d'autocovariance qui nous renseignent sur la taille du speckle [1]. Un des précurseurs des travaux dans ce domaine, Wagner, a ainsi démontré que l'autocovariance du signal enveloppe équivalait à l'enveloppe de la PSF⁶ et que l'autocorrélation du signal radiofréquence était égale à son autocovariance. Les démonstrations ayant amené à ces résultats ne seront pas présentées ici mais sont disponibles dans [12], [19] et [20].

4 Simulation d'une image échographique

La simulation d'une image échographique et de son signal a fait l'objet de nombreuses études qui peuvent être regroupées en deux familles : les simulations basées sur un modèle acoustique et celles basées sur un modèle de convolution linéaire.

La première famille, dont l'exemple le plus parlant est FIELD II, proposé par Jensen *et al.* [21] [22] est plus réaliste que la seconde. Elle permet de prendre en

6. La Point Spread Function ou réponse impulsionnelle du système est la réponse du système quand on enregistre la réponse d'un seul réflecteur.

compte à la fois la géométrie du transducteur et tous les paramètres d'un échographe. Elle est toutefois beaucoup plus lourde à mettre en place et présente des temps de calculs très importants. D'autres méthodes de simulation basées sur ce même type de modèle peuvent être citées, comme par exemple DREAM (Discrete REpresentation Array Modelling) [23] qui se base sur la même approche que Field, ou Ultrasim [24] qui utilise une représentation de l'intégrale de Rayleigh.

La seconde catégorie de méthodes, initiées par Bamber *et al.* [25] et décrites dans Meunier *et al.* [26] [27], est basée sur le principe de la convolution entre un ensemble de diffuseurs discrets et identiques constituant un milieu homogène [28], et la PSF du système modélisé.

Comme on l'a vu précédemment, la simulation par Field est plus réaliste que celle proposée par les modèles basés sur la convolution. Bien que, pour des raisons de temps de calcul, de nombreux auteurs préfèrent l'utilisation de la seconde famille de méthodes, nous avons décidé par la suite de baser nos analyses sur des résultats de simulation obtenus grâce à Field II. En effet, même si, sur nos machines, la simulation d'une ligne radiofréquence, dans le cas d'une simulation utilisant un transducteur contenant 192 éléments avec 64 éléments actifs et un tissu contenant un million de diffuseurs, est de l'ordre de 22 minutes par ligne, le réalisme des simulations a primé par rapport au temps de calcul dans le choix de la méthode.

5 Conclusion

Le cas de l'analyse de certains cas vasculaires mis à part, l'analyse d'une image échographique, a jusqu'à maintenant, le plus souvent été réalisée sur l'image 2D finale et non sur le signal RadioFréquence (RF). En effet, il est impossible de remonter à partir de l'image 2D finale jusqu'au signal RF sous peine de perdre l'information de phase et les constructeurs ne proposent souvent pas la possibilité de travailler directement sur le signal RF.

L'analyse de la formation d'une image échographique faite dans ce chapitre semble toutefois indiquer qu'il est nécessaire de développer des méthodes de traitement d'image qui tiennent compte du phénomène physique qui a amené la formation

Chapitre I. Formation et caractérisation des images ultrasonores

de l'image, ainsi que des différents artefacts qu'elle contient, et donc de travailler directement sur le signal RF.

Il est à noter par ailleurs qu'un certain nombre de ces artefacts, classés comme tels par les personnes désireuses d'effectuer un traitement automatique des images, sont pour les cliniciens une source importante d'information dans l'image échographique. En effet, le speckle par exemple, souvent considérés par les développeurs de méthodes de traitements d'image comme un bruit peut être source d'information sur la texture des tissus et posséder une utilité diagnostique importante.

L'étude de la formation des images ultrasonores a également montré la richesse du signal radiofréquence par rapport à l'image finale, résultat d'un appauvrissement de l'information de départ en raison de la chaîne de traitements et nous avons décidé par la suite de travailler sur ce signal en utilisant des simulateurs d'images échographiques, largement plébiscités par la communauté. La justification de ce choix réside dans la possibilité offerte par les échographes récents de traiter directement le signal radiofréquence.

Références bibliographiques

- [1] A. MARION. *Filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images : application à l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore*. Thèse INSA de Lyon (2009). 6, 26
- [2] G. KARLSSON. *The Physics of Ultrasound and Some Recent Techniques Used*. (2009). 7, 20
- [3] W. WEIN. *Multimodal Integration of Medical Ultrasound for Treatment Planning and Interventions*. Thèse Technische Universitat Munchen (2007). 8, 11, 12, 21
- [4] C. TAUBER. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseiht February (2005). 8, 9, 16, 18, 26
- [5] PAGE WEB. Beamforming - ultrasound technology - ultrasound and MR - department of circulation and medical imaging - faculty of medicine - NTNU, norway. <http://www.ntnu.no/us/beamforming>. 11
- [6] UNIVERSITÉ RENNES. Bases de l'analyse d'image dans les différentes modalités. <http://www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf/SEMILOGIE/001.html>. 13, 14
- [7] N. BOUHLEL. *Caractérisation de texture d'échographie RF par champ markovien*. Thèse de Doctorat, Université René Descartes - Paris 5 December (2006). 14, 16
- [8] PAGE WEB. L'onde ultrasonore, propriétés physiques, sémiologie et artefacts (Objet application/pdf). http://files.chuv.ch/internet-docs/rad/techniciens/rad_trm_us_proprieteondeus.pdf. 19

Références bibliographiques

- [9] J-P. CONVARD, A. BONNIN, C. BROUSSOULOUX, G. SEQUIN, AND P. LEGMANN. *Echographie*. Masson (2000). [20](#), [21](#)
- [10] J.W. GOODMAN. *Statistical properties of laser speckle patterns*. Laser Speckle and Related Phenomena pages 9–75 (1984). [22](#)
- [11] V. DUTT. *Statistical analysis of ultrasound echo envelope*. Thèse Mayo Graduate School (1995). [22](#), [23](#)
- [12] R.F. WAGNER, S.W. SMITH, J.M. SANDRIK, AND H. LOPEZ. *Statistics of speckle in ultrasound b-scans*. Sonics and Ultrasonics, IEEE Transactions on **30**, 156–163 May (1983). [22](#), [26](#)
- [13] E. JAKEMAN AND P.N. PUSEY. *A model for non-rayleigh sea echo*. Journal of Physics **13**, 31–48 (1980). [24](#)
- [14] V. DUTT AND J. GREENLEAF. *Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned k-distribution signal model*. Ultrasonic Imaging **16**, 265–287 (1994). [25](#)
- [15] M. NAKAGAMI. *The m-distribution, a general formula for intensity distribution in rapid fading*. Statistical Methods in Radio-Wave Propagation pages 3–36 (1960). [25](#)
- [16] P.M. SHANKAR. *A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues*. Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on **47**, 727–736 (2000). [25](#)
- [17] E. W. STACY. *A generalization of the gamma distribution*. Annals of Mathematical Statistics **33**, 1187–1192 (1962). [25](#)
- [18] B. I. RAJU AND M. A. SRINIVASAN. *Statistics of envelope of high-frequency ultrasonic backscatter from human skin in vivo*. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control **49**, 871–882 (2002). [26](#)
- [19] S.W. SMITH AND R.F. WAGNER. *Ultrasound speckle size and lesion signal to noise ratio : verification and theory*. Ultrasonic Imaging **6**, 174–180 (1984). [26](#)
- [20] R.F. WAGNER, M.F. INSANA, AND D.G. BROWN. *Statistical properties of radio-frequency and envelope-detected signals with applications to medical ultrasound*. Journal of Optical Society of America **4**, 910–922 (1987). [26](#)
- [21] J. A. JENSEN AND S. I. NIKOLOV. *Fast simulation of ultrasound images*. proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium **2**, 1721–1724 (2000). [26](#)

- [22] M. S. JENSEN, J. E. WILHJELM, B. SAHL, T. BRANDT, K. MARTINSEN, S. K. JESPERSEN, AND E. FALK. *A method to obtain reference images for evaluation of ultrasonic tissue characterization techniques*. Ultrasonics **40**(1-8), 89–94 May (2002). [26](#)
- [23] B. PIWAKOWSKI AND K. SBAI. *A new approach to calculate the field radiated from arbitrarily structured transducer arrays*. IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control **46**(2), 422–40 (1999). [27](#)
- [24] S. HOLM. *Ultrasim - a toolbox for ultrasound field simulation*. Nordic Matlab conference (2001). [27](#)
- [25] J. C. BAMBER AND R. J. DICKINSON. *Ultrasonic b-scanning : a computer simulation*. Physics in Medicine and Biology **25**, 463–479 (1980). [27](#)
- [26] J. MEUNIER AND M. BERTRAND. *Echographic image mean gray level changes with tissue dynamics : a system-based model study*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering **42**, 403–410 (1995). [27](#)
- [27] J. MEUNIER AND M. BERTRAND. *Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering **14**, 293–300 (1995). [27](#)
- [28] D. BOUKERROUI. *Segmentation bayésienne d'images par une approche markovienne multirésolution. Application à l'imagerie échocardiographique et échographique 2d et 3d du sein*. Thèse INSA de Lyon (2000). [27](#)

Références bibliographiques

Chapitre II

Contexte clinique

Ce travail de recherche a eu pour objectif la conception et la mise en oeuvre de nouveaux algorithmes de traitement avancé d'images échographiques en vue d'apporter aux praticiens des outils d'aide en ligne lors d'interventions chirurgicales.

Dans ce chapitre, nous présentons les motivations cliniques sous-jacentes à ce travail à ce travail de recherche.

1 Introduction

La nécessité d'épurer l'organisme des produits du catabolisme se retrouve dans presque toutes les espèces animales. En effet, l'accumulation de ces produits peut s'avérer toxique, d'où la nécessité d'une unité d'élimination, dont la complexité augmente avec la phylogenèse.

Cette épuration est assurée par l'appareil urinaire chez l'homme ; la production et l'élimination de l'urine apparaît comme une des fonctions essentielles du corps humain.

L'appareil urinaire humain est constitué par les reins et les voies urinaires.

Ces dernières sont composées du système pyélocaliciel, du bassinet, de la vessie (qui a une fonction de réservoir), des uretères et de l'urètre [1].

Primordiaux dans la détoxification de l'organisme et le maintien de l'homéostasie du milieu intérieur, les reins sont des organes vitaux à la fonction ubiquitaire dans le monde du vivant. En effet, ils jouent un rôle essentiel dans le filtrage du sang, la sécrétion hormonale et les processus de réabsorption.

Chapitre II. Contexte clinique

Le rein est chargé de l'élimination des déchets endogènes de l'organisme ainsi que des substances chimiques exogènes *via* la formation de l'urine. L'urine est une solution aqueuse de sels minéraux et de substances organiques tels l'urée, la créatinine et l'acide urique. Elle est constituée principalement d'éléments d'origine plasmatique et d'éléments produits par l'activité métabolique des cellules rénales et le but premier de sa production est le maintien de l'homéostasie¹ de l'organisme.

C'est également le lieu de production de plusieurs hormones :

- les prostaglandines, qui ont un rôle de médiateur cellulaire et hormonal
- le système kinine kallikréine, qui a un effet vasodilatateur
- l'endothéline, qui a un puissant rôle vasoconstricteur
- le SRA (Système Rénine Angiotensine aldostérone) qui, comme les deux précédentes, a un effet sur la vascularisation intra-rénale.

Les reins participent également à la transformation de la vitamine D en sa forme active *via* l'action d'une hydroxylase localisée dans les mitochondries du tube proximal. Sa forme active participe à l'absorption digestive et rénale du calcium ainsi qu'à l'absorption intestinale du phosphate [2]. Enfin, ils participent à hauteur de près de 20%, à la néoglucogénèse² à partir d'acides aminés et d'acide lactique.

L'objectif de ce chapitre est double : rappeler la structure et la fonction rénale ainsi que certaines pathologies pouvant affecter cet organe, puis s'attarder sur la description d'une intervention chirurgicale touchant le rein afin de mieux comprendre l'intérêt clinique des travaux effectués.

Une fois la physiologie du rein décrite, nous détaillerons deux interventions bien connues en urologie : la néphrolithotomie percutanée et les biopsies rénales, qui en sont le premier maillon. On verra que la difficulté principale de cet acte chirurgical est sa première étape : la ponction rénale, procédure qui peut être facilitée grâce à des outils de segmentation et de suivi de structures. En effet, ces deux interventions

1. *L'homéostasie concerne le maintien de l'équilibre hydro-électrique et acido-basique, du volume, de la tonicité, de la composition électrolytique des liquides de l'organisme et la réabsorption des petites molécules telles que les acides aminés ou le glucose*

2. *Essentiellement réalisée par le foie, la néoglucogénèse consiste en la production de glucose à partir d'éléments non glucidiques et intervient lors des périodes de jeûne notamment pour fournir à l'organisme le glucose nécessaire à son fonctionnement. L'opération "inverse", la glycolyse, est celle qui permet l'assimilation du glucose par l'organisme.*

font souvent intervenir l'échographie et témoignent du manque existant en terme d'analyse d'images dans le traitement des données échographiques.

2 Structure anatomique et échographie rénales

Une rapide description de l'anatomie du rein permettra de se rendre compte des difficultés de l'utilisation de l'échographie à ce stade. Tant la structure et la localisation anatomique que la vascularisation et l'innervation du rein sont des obstacles à une échographie performante jusqu'ici.

2.1 Localisation anatomique et structure du rein

La structure et la localisation du rein créent un certain nombre de difficultés en matière d'échographie, comme on le voit dans les sections ci-dessous.

2.1.1 Localisation anatomique

Organes en forme de haricot et de couleur brunâtre, les reins sont localisés de part et d'autre de la colonne vertébrale, contre la paroi abdominale, en arrière du péritoine (figure II.1). Le pôle supérieur du rein droit est localisé au niveau de la douzième côte et celui du rein gauche, entre les onzièmes et douzièmes côtes selon qu'il s'agit d'un homme ou d'une femme. Il est entouré de tissu cellulo-graisseux et localisé, avec la glande surrénale, dans un sac fibreux.

2.1.2 Structure

Les reins humains sont des organes constitués de plusieurs lobes. Chacun de ces lobes forme une masse pyramidale dont la base dessine la surface du rein et le sommet en constitue la papille (figure II.2).

Ils sont formés de deux zones distinctes : la médullaire profonde centrale et le cortex périphérique.

La zone médullaire est formée par 8 à 10 cônes appelés pyramides de Malpighi (cf. figure II.2) dont l'extrémité interne (la papille) apparaît entre les calices. Sa base externe jouxte le cortex périphérique.

Chapitre II. Contexte clinique

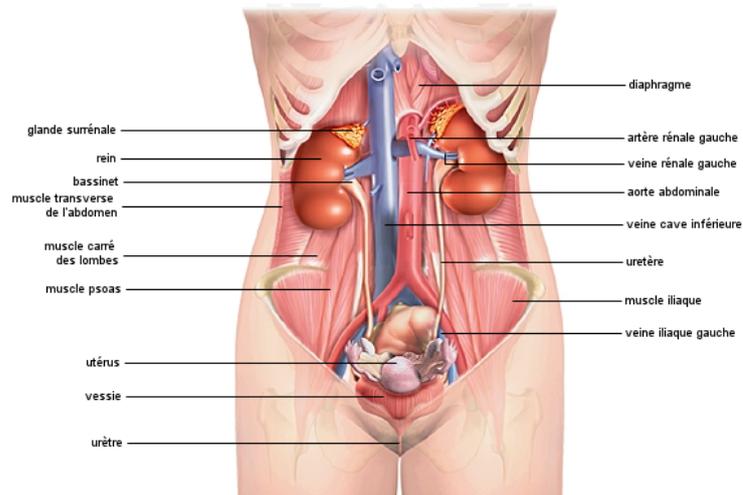


Figure II.1 – Structure et localisation du rein et de l'appareil urinaire chez une femme (source : Larousse)

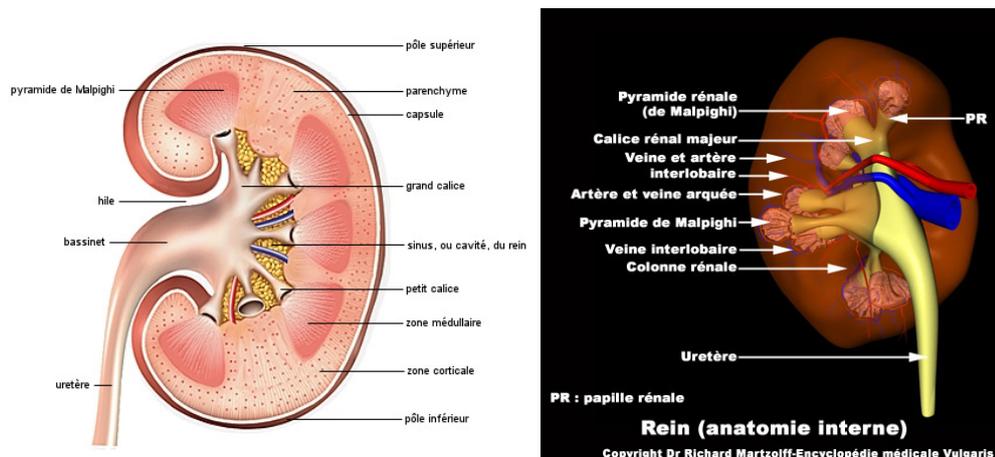


Figure II.2 – Anatomie du rein (source du premier : Larousse)

Le cortex périphérique, lui, constitue la surface du rein ; il est de couleur brun rouge, et coiffe la base des pyramides de Malpighi. Il s'infiltré entre les pyramides, constituant ainsi les colonnes de Bertin.

Le rein contient également trois grands calices et le bassinnet ou pyélon. Les calices recueillent l'urine, qui est émise par les pyramides de Malpighi, et le bassinnet est un tube qui se jette dans l'uretère.

II.2 Structure anatomique et échographie rénales

Le rein est composé d'environ 400 à 800 000 unités fonctionnelles appelées néphrons³ [2]. Ils sont situés dans le tissu interstitiel, où se situent également vaisseaux et nerfs, et leur disposition conditionne la circulation rénale.

Un néphron (cf. figure II.3) est composé de deux unités élémentaires : le glomérule et le système tubulaire cortical et médullaire. Le glomérule est le siège de la filtration initiale du sang arrivant des artérioles. Le système tubulaire cortical et médullaire, quant-à-lui, est le lieu à la fois du contrôle de la concentration et de la composition du sang qui va retourner au système circulatoire général, et du contenu définitif de l'urine produite.

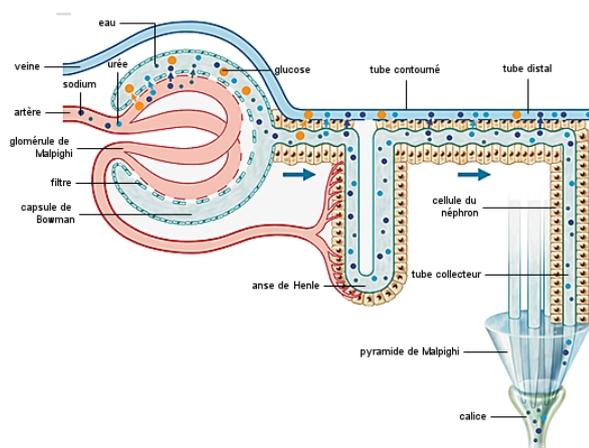


Figure II.3 – Anatomie du néphron (source : Larousse)

Grâce à des hormones et médiateurs d'origine systémique ou locale, l'urine est formée par une succession d'échanges entre le liquide tubulaire (formé dans le tubule, lui-même composé de plusieurs segments spécialisés) et les capillaires auxquels sont associés les segments [2].

3. Le néphron, présent dans presque toutes les espèces pluricellulaires, est l'unité assurant l'élimination.

2.2 Vascularisation et Innervation

La grande vascularisation du rein en fait un tissu sur lequel toute intervention est délicate du fait du fort risque d'hémorragie ; il est donc nécessaire de posséder des outils fiables, lors de l'intervention, pour limiter ce genre de risque qui peut s'avérer létal.

La physiologie circulatoire rénale diffère totalement de la physiologie circulatoire "générale". En effet, alors que la circulation artérielle a classiquement comme fonction d'apporter aux organes l'oxygénation et les nutriments nécessaires à leur bon fonctionnement, dans le rein, les fonctions d'épuration et de filtration prédominent [3].

Chaque rein est vascularisé par une artère rénale (qui naît de l'aorte abdominale, au dessous de l'artère mésentérique supérieure et des artères surrénales moyennes) et par une veine rénale, qui se jette dans la veine cave inférieure. Cette vascularisation peut être sujette à certaines variations, notamment en raison de la persistance de certaines structures embryonnaires [3]. Cette particularité rend difficile toute intervention à l'aveugle.

L'utilisation d'un retour échographique fiable et facilement exploitable permet, dans certaines interventions telles que les ponctions percutanées (présentées un peu plus avant dans ce chapitre), de limiter les risques de saignement.

2.3 Échographie et Imagerie du rein

Actuellement, l'échographie rénale souffre d'un grand nombre d'artefacts qui en rendent l'exploitation automatisée difficile.

En effet, outre les principaux artefacts liés à l'échographie elle-même, que l'on a pu voir dans le chapitre I, la frontière entre le rein et le foie est souvent difficile à déterminer du fait de sa localisation. Cela se traduit numériquement par un très faible contraste, ne permettant souvent pas de déterminer un gradient suffisant pour tracer un contour comme on peut le voir sur la figure II.4. De plus, le rein est souvent

difficile à imager en raison de sa localisation proche des côtes.

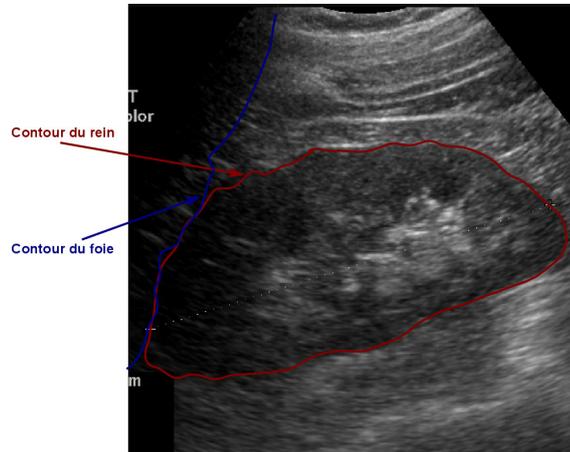


Figure II.4 – Exemple d’une image de rein où la frontière du rein et du foie se confondent

Enfin, du fait de sa structure de tissu mou, le rein présente souvent une grande variabilité de forme d’une image à l’autre, d’un patient à l’autre, en fonction de l’angle de vue de la sonde et de la pression de la main de l’opérateur sur la sonde échographique comme on peut le voir sur la figure II.5.

3 Échographie et interventions sur le rein

3.1 La Néphrolithotomie percutanée

Décrite pour la première fois par Ferström et Johansson en 1976 [4] et développée en 1981 par Alken, Marberger[5] et Wickham[6], la néphrolithotomie percutanée (ou NLPC) consiste en la destruction et l’élimination des calculs rénaux grâce à l’introduction d’un néphroscope dans les cavités rénales. Un tunnel de néphrostomie est créé, par voie transcutanée, afin de permettre le passage des instruments.

Les paragraphes suivants ont pour objectif d’expliquer le protocole associé à cette opération ainsi que l’intérêt d’en améliorer l’étape initiale. En effet, c’est la ponction rénale qui déterminera la qualité de l’intervention complète [7].

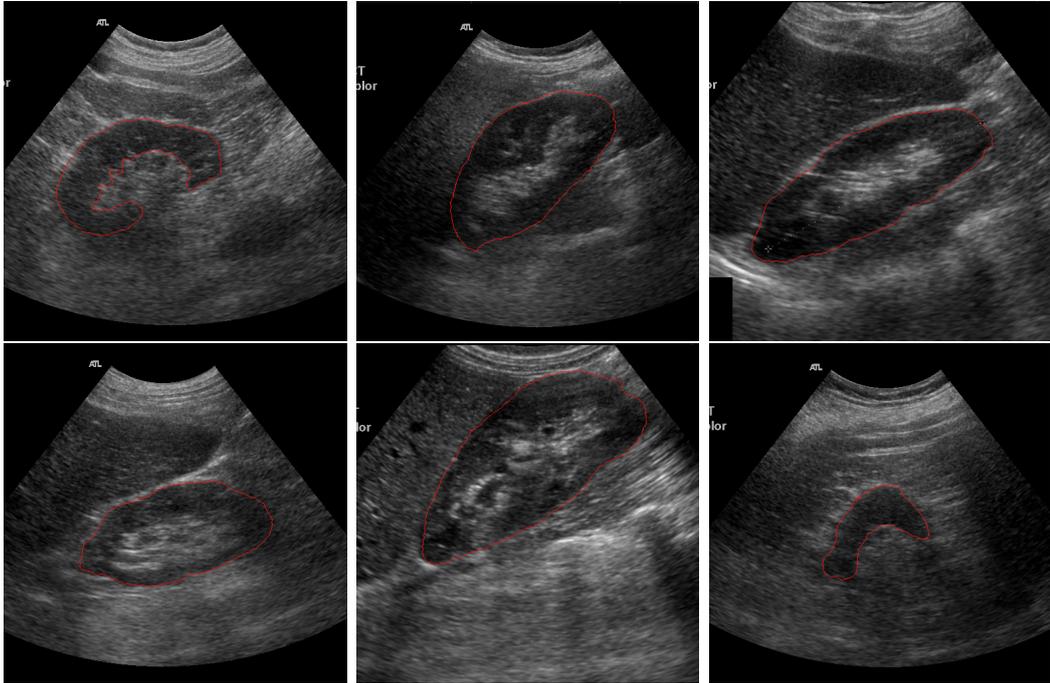


Figure II.5 – Exemples d'échographies rénales

3.1.1 Protocole

La néphrolithotomie percutanée comprend trois étapes : la ponction des cavités calicielles, la création du tunnel de néphrostomie et enfin la lithotritie.

La lithotritie endocorporelle⁴ fait généralement appel aux ultrasons, à l'énergie pneumatique ou à la fibre laser.

Lors d'une procédure de NLPC classique, le patient est d'abord placé sur le dos afin qu'une sonde soit introduite entre le rein et l'extérieur du corps. Une fois cette opération réalisée, le patient est retourné sur le ventre et un néphroscope, par lequel sera évacué le calcul ou les débris du calcul une fois celui-ci détruit, est introduit par voie percutanée.

Une étape préalable aux deux précédentes est la ponction des cavités calicielles. Le praticien va insérer un outil de ponction afin de préparer l'introduction du néphroscope ; il utilise pour cela des repères anatomiques du patient (on parle de quadri-

4. La lithotritie consiste en l'introduction d'un outil afin de réduire les calculs de façon à ce qu'ils puissent être évacués par l'urine.

II.3 Échographie et interventions sur le rein

latère de ponction). Elle se fait sous échographie, le plus souvent par un calice inférieur [8]. En effet, il a été considéré par la deuxième consultation internationale sur la lithiase que le guidage échographique limitait les saignements en comparaison avec le guidage fluoroscopique [8].

Dans le cas de patients obèses, un échographe ou un amplificateur de brillance peuvent parfois être utilisés. Toutefois, l'amélioration apportée par l'utilisation de tels outils reste relative en raison de la faible qualité des données générées et donc de leur peu de fiabilité.

3.1.2 Résultats et Complications possibles

La réalisation des NLPC est essentiellement conditionnée par la qualité de la ponction caliciale préalable. En effet, en cas d'échec de celle-ci l'intervention ne peut avoir lieu, car elle est indispensable à la réalisation du tunnel de néphrostomie

Avec les développements des techniques laser type Holmium : YAG ou erbium [8], les NLPC classiques sont de moins en moins utilisées. En effet, l'intervention reste très longue, de l'ordre de 4 à 5 heures et elle est traumatisante pour le rein en raison de la taille du néphroscope.

Afin d'améliorer la technique, une nouvelle méthodologie a été proposée par Osorio *et al.*[9]. L'acte y est effectué sans retourner le patient, ce qui permet un gain de temps considérable, ainsi que l'élimination par les voies naturelles des lithiases⁵.

Dans le cas des interventions utilisant des lasers, le placement par les voies naturelles de la source laser dans le rein aide au guidage précis. L'utilisation d'un néphroscope souple permet d'assurer la ponction en limitant les lésions collatérales et donc le traumatisme inévitable du rein.

Afin de mieux appréhender les difficultés pouvant être rencontrées dans la première étape de la NLPC, nous présentons dans la section suivante, le déroulement et l'intérêt de la ponction rénale percutanée.

5. "Le terme lithiase urinaire désigne la maladie caractérisée par la formation de calcul dans les reins ou dans les voies urinaires"[2]

3.2 La ponction rénale percutanée

Dans le cas où, suite à un scanner abdomino-pelvien, une image suspecte apparaît dans le rein, une ponction rénale peut être ordonnée. Toutefois, le diagnostic de la présence de lésions tumorales ne pourra être posé qu'après biopsie des zones suspectes. En raison de l'inévitable blessure de la paroi du rein engendrée par l'intervention, la prescription de cet acte reste très contrôlée et garde un caractère exceptionnel.

Une fois le diagnostic de lésion tumorale du rein posé, la question de l'exérèse du rein se pose. En effet, elle n'est effectuée qu'en dernier recours.

Afin de nécroser la lésion, deux techniques sont actuellement utilisées : la radiofréquence et la cryothérapie. Le point commun à ces deux méthodes est la nécessité de placer l'extrémité d'un outil chirurgical au centre de la zone suspecte afin d'effectuer l'intervention. Cela implique la prise en compte du caractère tridimensionnel de la scène et le développement d'outils de guidage adaptés, tels que ceux décrits dans Osorio *et al.* [10]. L'aide importante apportée par l'échographie en ligne lors de cet acte est contrebalancée par son inefficacité sur les patients obèses, par exemple, la masse graisseuse ayant un impact délétère sur la qualité des images ultrasonores. Elle reste toutefois la technique d'imagerie de référence plébiscitée en raison de son faible coût, de sa facilité d'utilisation et de sa faible nocivité tant pour le praticien que le patient.

4 Conclusion

Comme on a pu le voir dans les paragraphes précédents, la réalisation des NLPC est fortement conditionnée par la qualité de la planification de la trajectoire de la ponction caliciale ainsi que du retour visuel lors de l'intervention.

En effet, la réalisation d'une ponction implique la nécessité, pour l'opérateur, d'un placement *a priori* en trois dimensions de la pointe d'un instrument dans une éventuelle lésion, de façon aveugle, c'est à dire en ne disposant que d'informations

externes.

Si l'utilisation de l'échographie comme retour visuel a grandement permis l'amélioration des résultats en termes de morbidité et de taux de réussite, la faible qualité des données reste un handicap dans l'utilisation de cette méthode.

Comme on a pu le voir dans le chapitre précédent, l'imagerie échographique souffre d'un certain nombre d'artefacts qui en rendent l'exploitation difficile. Cette difficulté d'utilisation est accrue dans le cadre de l'imagerie rénale, en raison de la grande variabilité d'apparence du rein sur l'échographie et du faible contraste entre le rein et les tissus environnants.

En effet, cela rend difficile toute approche basée sur un apprentissage de forme, par exemple, et rend inopérantes un grand nombre de méthodes d'imageries basées sur une recherche de gradient d'intensité.

Il est donc apparu comme nécessaire d'améliorer à la fois la planification de la trajectoire de ponction et la qualité des données échographiques.

La planification de la trajectoire de l'aiguille de ponction est depuis de nombreuses années la pierre angulaire d'un projet développé au laboratoire et dans lequel s'inscrit cette thèse en y apportant un traitement des données échographiques absent jusqu'à ce jour.

Références bibliographiques

- [1] M. ADÉ-DAMILANO. Rein et voies urinaires, cours. (2006). [33](#)
- [2] COLLÈGE UNIVERSITAIRE DES ENSEIGNANTS DE NÉPHROLOGIE. *Néphrologie*. Ellipse (2007). [34](#), [37](#), [41](#)
- [3] D. BALAS. Histologie de l'appareil urinaire, cours. (2008). [38](#)
- [4] I. FERNSTROM AND B. JOHANSSON. *Percutaneous pyelolithotomy. a new extraction technique*. Scand J Urol Nephrol **10**, 257–259 (1976). [39](#)
- [5] P. ALKEN, G. HUTSCHENREITER, R. GUNTER, AND M. MARBERGER. *Percutaneous stone manipulation*. Journal of Urology **125**, 463 – 466 (1981). [39](#)
- [6] JE. WICKHAM AND MJ. KELLETT. *Percutaneous nephrolithotomy*. Journal of Urology **53**, 297 – 299 (1981). [39](#)
- [7] B. MAKHOUL, M. YATIM, J. GUINARD, AND R.-O. FOURCADE. *Comment ponctionner un rein pour réaliser une néphrolithotomie percutanée ?* Annales d'Urologie **40**(2), 139 – 148 (2006). [39](#)
- [8] C. SAUSSINE, E. LECHEVALLIER, AND O. TRAXER. *La néphrolithotomie percutanée : technique, résultats, complications actuels*. Progrès en Urologie **18**, 886–890 (2008). [41](#)
- [9] A. OSORIO, J-A. GALAN, E. DU BOIS, J-J. LOBATO, P. DONARS, I. NAVARRO, J. NAUROY, S. DAHDOUH, J-P. CBALLERO, AND E. FRENOUX. *Planning and validating percutaneous nephrolithotomies in a non-classical patient's position using a new 3d augmented reality system*. CARS (2008). [41](#)

Références bibliographiques

- [10] A. OSORIO, O. TRAXER, S. MERRAN, X. RIPOCHE, F. DARGENT, AND J. NAUROY. *Percutaneous nephrolithotomy (pcnl) : Practice and surgery using a new augmented reality system and a new real time 2d/3d fusion software*. RSNA (2005). [42](#)

Chapitre III

Contexte du travail : Le logiciel PTM3D

1 Le système informatique PTM3D

Né de la volonté de fournir aux praticiens une aide pour la réalisation de coelioscopies et la chirurgie interventionnelle, le projet PTM3D (Poste de Travail Médicalisé 3D) est développé au LIMSI depuis 1992 et a fait pour la première fois l'objet d'une publication au congrès RSNA en 1999[1].

Forts d'un premier constat basé sur les faibles interactions existant entre radiologues et chirurgiens, d'un état des lieux de l'utilisation de l'informatique en chirurgie, et de la nécessité pour les praticiens d'écourter au maximum les temps dédiés à chaque intervention, la finalité première a été le développement d'un outil de traitement avancé de données radiologiques.

En effet, loin de vouloir se substituer aux praticiens et conscients de la quasi impossibilité de modifier les protocoles chirurgicaux, l'idée a été de développer un outil nécessitant le moins de changements possibles dans les protocoles établis et permettant un gain de temps et de fiabilité substantiel dans l'ensemble des processus cliniques allant du diagnostic à la guérison.

PTM3D est un outil de segmentation et modélisation 3D destiné à une utilisation en ligne lors d'interventions, à une utilisation pré-opératoire pour la planification ou à des applications de recherche sur des données radiographiques, échographiques ou IRM. Il permet la segmentation 3D d'organes, de lésions et de repères anatomiques et la planification d'interventions chirurgicales. Lors des interventions, une représen-

Chapitre III. Contexte du travail : Le logiciel PTM3D

tation 3D des organes du patient, calculée à partir d'images pré-opératoires, est projetée sur le corps du patient afin d'offrir au chirurgien une visibilité globale de l'intérieur du corps facilitant ainsi la réalisation d'actes peu invasifs.

Un scénario classique d'utilisation de PTM3D (figure III.1), est l'ouverture d'examens 2D ou 3D obtenus directement à partir d'imageurs IRM ou scanners, puis la segmentation semi-automatique 3D des organes et des lésions d'intérêt, et la réalisation, à la demande de l'utilisateur, de différentes mesures de position ou de volumes. Enfin, le calcul de trajectoires d'intervention peut également être réalisé.

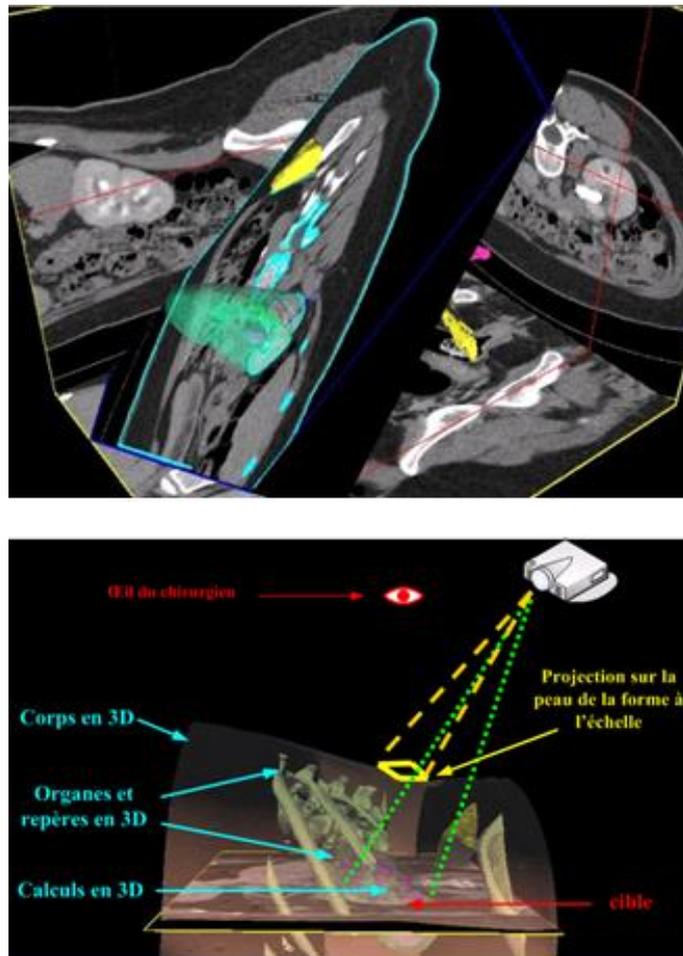


Figure III.1 – Illustration d'un exemple d'utilisation de PTM3D : la figure du haut représente la segmentation 3D d'un organe et son intersection avec un plan incliné et la figure du bas représente le système de projection avec réalité augmentée.

De ce scénario, on peut déduire les trois axes principaux selon lesquels a été développé PTM3D : la mise en place de méthodes automatiques d'acquisition des données, la conception et l'implantation d'algorithmes de segmentation 3D et enfin le développement de méthodes permettant de renforcer l'interactivité entre le logiciel et l'utilisateur final, le praticien, via notamment l'utilisation de la réalité augmentée.

2 Les principaux axes de développement

Afin de développer un outil permettant de répondre à différentes questions concernant la localisation, la mesure, et la visualisation de lésions et d'organes, trois axes de développement ont été privilégiés.

Cette section va effectuer un bref état des lieux dans ces trois domaines tout en présentant une de nos premières contributions, qui a porté sur l'acquisition en temps réel de données échographiques.

2.1 L'acquisition des images

Unique standard de représentation des images médicales, la norme DICOM (Digital Imaging and COmmunication in Medicine) a été créée en 1985 par l'ACR (American College of Radiology) et la NEMA (National Electric Manufacturers Association) afin de standardiser les données générées par différents appareils de radiologie [2].

Permettant de prédire la possibilité d'interconnexion des appareils à partir d'un document de conformité émis par chacune des machines respectant la norme, c'est à la fois un standard de communication mais également d'archivage, d'impression et de gestion d'informations en imagerie médicale. La norme permet de garantir l'unicité de chaque image produite, en lui associant des informations spécifiques telles qu'un numéro d'identification unique, le nom du patient, le type d'examen, etc.

Si les principaux constructeurs d'imageurs respectent cette norme, ce respect n'est en réalité que partiel. En effet, le caractère peu contraignant de la norme,

dont la plupart des champs sont optionnels, fait qu'une grande partie des systèmes numériques ne la respectent en réalité qu'en partie, voire pas du tout pour les plus anciens, ce qui peut rendre difficile la connexion entre les machines ou la lecture des données sur un appareil autre que celui qui les a générées.

Historiquement, PTM3D a implémenté une méthode de récupération des données respectant en partie la norme. Un des travaux préliminaire à cette thèse a consisté en l'implémentation d'un serveur DICOM permettant la récupération en temps réel d'images provenant de stations d'imagerie portatives vers une station de travail distante ou présente sur les lieux de l'intervention. Cette récupération permet la mise en place d'algorithmes de traitement des données temps réels. En effet, un des premiers freins au traitement temps-réel des données échographiques reposait dans la difficulté d'acquisition de ces données sur une station autre que la console elle-même.

Cette implémentation s'est basée en partie sur l'utilisation de la librairie DCMTK (DICOM toolkit)[3] compatible avec la norme DICOM 3. L'utilisation de la librairie, en complément des modules de lecture de PTM3D, s'est imposée en raison de l'apparition de nouveaux protocoles de compression pour les examens.

2.2 Les outils de PTM3D pour la segmentation 3D

Deux modules de segmentation 3D propres à PTM3D ont été développés. Ils sont basés sur deux algorithmes largement plébiscités, les contours actifs et les marching cubes. Ces algorithmes largement référencés ont été adaptés de façon très spécifique afin de répondre à des contraintes propres liées à la gestion d'examens radiologiques comme on peut le voir dans [4],[5], [6] ou [7].

2.3 Les contraintes techniques liées à l'interactivité

Un autre scénario d'utilisation de PTM3D est son utilisation lors du traitement de lésions par radiofréquence ou cryogénie, ou lors de la réalisation de coelioscopies. Dans ce cas, il est nécessaire d'effectuer une projection et une visualisation en temps réel de la fusion des données 3D reconstruites lors de l'étape de planification avec des données provenant soit d'un échographe, soit d'une webcam utilisés afin de pister

les outils chirurgicaux au cours de l'intervention.

Afin que ce scénario soit envisageable, des contraintes de rapidité d'exécution de code et de facilité de manipulation de l'outil informatique par des néophytes ont été à considérer sous peine de voir l'outil remis en raison d'une trop grande lourdeur d'utilisation.

Une attention particulière a donc été portée à la qualité et rapidité de la visualisation [4], projection [4] et fusion des données. [8].

3 Les principaux domaines de mise en oeuvre

Dans le cadre de partenariats de recherche avec différents hôpitaux français et étrangers, de nombreuses validations des outils informatiques adaptés au monde médical ont été effectuées. En effet, PTM3D a directement été utilisé dans le cas d'extraction de calculs rénaux [9],[10], de neurochirurgie [11], etc.

Il permet d'effectuer des mesures de position et de volume, la planification per-opératoire, le choix de la trajectoire des outils de ponction et une aide per-opératoire comme le montre la figure III.2

On peut ainsi regrouper les fonctionnalités du système PTM3D selon trois grands axes : l'aide au diagnostic[12], l'aide à la planification d'interventions[13] et, finalement, l'aide à la réalisation d'interventions sous coelioscopie [14][15][16][17].

4 Conclusion

Si le traitement des images de scopie est opérationnel sous PTM3D, l'utilisation de l'échographie reste encore problématique, du fait de la faible qualité des données échographiques.

Afin d'intégrer le suivi échographique aux fonctionnalités déjà existantes, il a été nécessaire de concevoir et développer des méthodes de filtrage et segmentation de données échographiques rénales, coeur de cette thèse.

En effet, la littérature s'avère relativement pauvre en méthodes efficaces dans ce domaine, et l'enjeu représenté par le traitement correct de ces données, peu coûteuses

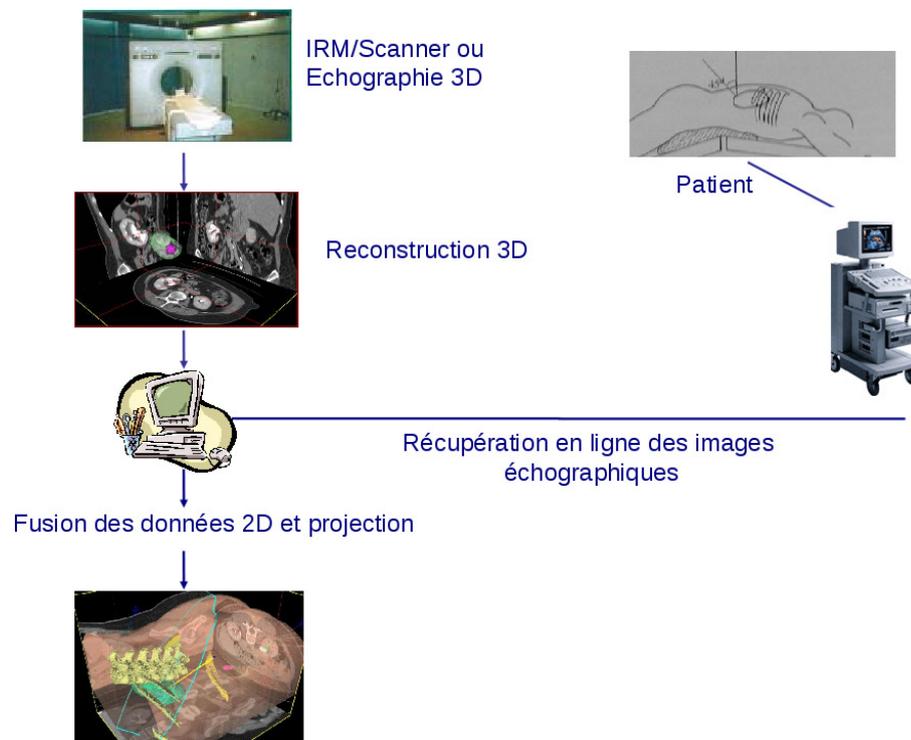


Figure III.2 – Illustration d’un exemple d’utilisation de PTM3D : reconstruction pré-opératoire des organes et des lésions, récupération en ligne des données échographiques par exemple (ou générée par toute unité d’imagerie portative), fusion manuelle de ces données avec le modèle 3D préalablement calculé et projection sur le corps du patient.

et peu nocives pour le patient et le manipulateur, a été une motivation nécessaire et suffisante à la réalisation des travaux de recherche présentés dans les chapitres suivants.

Références bibliographiques

- [1] A. OSORIO, S. MERRAN, AND O. BEDELET. *PC based software for 3D instant volumes measurements on CT images : application to lymph nodes measurements in lymphomas follow-up*. infoRAD'99, RSNA, Chicago, USA (1999). [47](#)
- [2] ACR AND NEMA. *Digital imaging and communications in medicine (dicom)*. NEMA (2007). [49](#)
- [3] M. EICHELBERG, J. RIESMEIER, T. WILKENS, AND P. JENSCH. *One decade of medical imaging standardisation and implementation : a short review of dicom and the offis dicom toolkit*. EuroPACS-MIR in the Enlarged Europe, Springer pages 253–256 (2004). [50](#)
- [4] J. NAUROY. *Traitements interactifs d'images radiologiques et leurs applications cliniques*. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France november (2010). [50](#), [51](#)
- [5] A. OSORIO, J-M. BISET, R. BOUSTANI, J. NAUROY, P. DONARS, AND C. GOURLAY. *A New Computerized System Making 3D Segmentations from DICOM Images to Help Online on Laparoscopic Interventions : Application to Gastroplasty and Cholecystectomy*. RSNA'06, Chicago, USA, november 26 - december 1 (2006). [50](#)
- [6] O. BEDELET. *Reconstruction et mesure de volume à partir d'images tomodensimétriques*. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France november (2000). [50](#)
- [7] G. ANDRE. *Segmentation 3D d'images radiologiques : applications à la volumétrie d'organes et de lésions*. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France october (2002). [50](#)

Références bibliographiques

- [8] J. ATIF. *Recalage non-rigide des images médicales par information mutuelle généralisée*. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France october (2004). 51
- [9] A. OSORIO, O. TRAXER, S. MERRAN, F. DARGENT, X. RIPOCHE, AND J. ATIF. *Real time fusion of 2d fluoroscopic and 3d segmented ct images integrated into an augmented reality system for percutaneous nephrolithotomies (pcnl)*. RSNA 04 Chicago USA November (2004). 51
- [10] A. OSORIO, O. TRAXER, S. MERRAN, X. RIPOCHE, F. DARGENT, AND J. NAUROY. *Percutaneous nephrolithotomy (pcnl) : Practice and surgery using a new augmented reality system and a new real time 2d/3d fusion softwar*. RSNA 05 Chicago USA November (2005). 51
- [11] A. OSORIO, B. DEVAUX, R. CLODIC, F. DARGENT, J. ATIF, AND X. RIPOCHE. *A new augmented reality system for brain surgery improvements merging fluoroscopic 2d images, mr and ct 3d segmentations and talairach atlas*. RSNA 04 Chicago USA November (2004). 51
- [12] A. OSORIO, J. NAUROY, S. DAHDOUH, J-M. BISET, R. BOUSTANI, AND P. DONARS. *A new PC based software to take and validate clinical decisions for colorectal cancer using metric 3D images segmentations*. European Congress of Radiology (ECR 2010). Viena, Autriche, 3-9 mars 2010 (Com. N. 10.1594/ecr2010/C-1071) (2010). 51
- [13] A. OSORIO, J-A. GALAN, J. NAUROY, P. DONARS, J-J. LOBATO, AND I. NAVARRO. *Real time planning, guidance and validation of surgical acts using 3D segmentations, augmented reality projections and surgical tools video tracking*. SPIE medical imaging. San Diego, USA (2010). 51
- [14] A. OSORIO, O. TRAXER, S. MERRAN, F. DARGENT, AND J. ATIF. *Percutaneous Nephrolithotomy improvement using a new augmented reality system integrated into operating room*. CARS and Eslevier International Congress Series (2004). 51
- [15] A. OSORIO, O. TRAXER, S. MERRAN, X. RIPOCHE, F. DARGENT, AND J. NAUROY. *Percutaneous Nephrolithotomy (PCNL) : Practice and Surgery Using a New Augmented Reality System and a New Real Time 2D/3D Fusion Software*. RSNA'05, Chicago, USA, november 26 - december 2 (2005). 51
- [16] A. OSORIO, J.M. BISET, R. BOUSTANI, P. DONARS, J. NAUROY, AND E. FRENOUX. *A new system to validate and help gastroplasties ans cholecystectomies under laparoscopy using 3D segmented radiological images*. Interna-

- tional Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery. Springer (2007). [51](#)
- [17] A. OSORIO, J. NAUROY, S. DAHDOUH, P. DONARS, E. FRENOUX, J-A. GALAN, J-J. LOBATO, I. NAVARRO, AND J-P. CABALLERO. *Planning and validating percutaneous nephrolithotomies in a non-classical patient's position using a new 3D augmented reality system*. International Congress Series, Computer Assisted Radiology and Surgery. Elsevier (2008). [51](#)

Références bibliographiques

Chapitre IV

Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Une fois le cadre théorique et clinique de cette thèse présenté ; il nous reste à présent à détailler les différents algorithmes conçus au cours de ce travail. Dans un premier temps, nous proposons une revue détaillée des méthodes utilisées en filtrage de données échographiques. Cette revue est un préambule à la description de la méthodologie développée au cours de cette thèse et décrite dans le chapitre V.

1 Introduction

Massivement étudié en imagerie radar ces dernières années, le filtrage du speckle a généré une abondante littérature et le développement de nombreuses méthodes spécifiques. Avant de pousser plus avant l'étude de cette littérature, il nous semble important de rappeler la définition du speckle, déjà présenté dans le premier chapitre de ce manuscrit. Le speckle apparaît lors de l'éclairage d'une scène par une lumière cohérente ; il a suscité un regain d'intérêt lors de la commercialisation des premiers lasers dans les années 1960 [1]. Lié aux interférences multiples entre les ondes réfléchies par le matériau imagé (vu comme non lisse à l'échelle des longueurs d'ondes utilisées), il n'est pas spécifique au seul domaine de l'optique mais apparaît également dans des domaines tels que l'imagerie radar à synthèse d'ouverture (RSO) ou l'échographie.

Bruit ou information de texture, le débat sur la dualité du speckle en échographie demeure. Considéré comme une information dans le monde médical où il permet une caractérisation fine des tissus, ses caractéristiques en font un obstacle majeur quand

on se place dans une optique de traitement automatique des données. N'étant pas dans une application à visée diagnostique et ayant la nécessité de développer des méthodes de segmentation souvent rendues inopérantes par le bruit, nous avons décidé de considérer le speckle comme un bruit devant être filtré.

L'objectif de ce chapitre est de décrire les travaux existant dans le domaine du filtrage du speckle en imagerie échographique, ainsi que ceux afférant à l'imagerie radar, ceux-ci s'avérant plus abondants. Nous avons intégré ici des éléments de la littérature sur le filtrage d'image radar en raison de la grande ressemblance existant, en termes de statistique du bruit, entre les images radars et ultrasonores.

Dans un premier temps, nous allons présenter les algorithmes classiquement utilisés en filtrage d'images échographiques, puis une classe spécifique de méthodes sera décrite : celles basées sur les ondelettes.

2 Revue des algorithmes traditionnels de filtrage

L'objectif de cette première section est de présenter les principaux algorithmes utilisés en filtrage du speckle. Une grande majorité de ces méthodes a été initialement développée pour les images radars, puis réutilisée pour le débruitage des données ultrason. Nous aborderons dans un premier temps la description des filtres adaptatifs, puis ceux reposant sur le phénomène de diffusion seront ensuite présentés. Cette introduction à l'état de l'art sera ensuite close par une présentation d'un certain nombre de filtres qui, bien qu'ils soient peu adaptés à notre problématique, se doivent toutefois d'être cités.

2.1 Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs utilisent des statistiques locales de l'image afin de modifier leur comportement. Trois grandes familles de méthodes sont présentées ici : la première, historiquement la plus ancienne, repose sur une minimisation de l'erreur quadratique moyenne, la seconde est une variante adaptative du filtre moyenne et enfin, la dernière, plus récente, utilise une évaluation locale des statistiques de l'image.

2.1.1 Préambule : Validation des méthodes de filtrage

Le développement de méthodes de filtrage se heurte souvent à la dure problématique de la validation. En effet, il est souvent difficile voire impossible (comme en échographie) d'obtenir une image de référence débruitée à laquelle comparer les résultats obtenus. Les auteurs utilisent souvent des calculs de ratio signal sur bruit (SNR), de PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), ou encore l'erreur quadratique moyenne afin d'offrir une validation quantitative en plus de la validation qualitative. Toutefois, ces valeurs ne peuvent être considérées comme des estimateurs réellement fiables et souvent, seule la validation qualitative (faite éventuellement par le clinicien) prime, ce qui rend très subjective l'évaluation des algorithmes proposés.

2.1.2 Filtres basés sur l'erreur quadratique moyenne minimale

Les différents filtres détaillés ci-après reposent sur une minimisation de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) en utilisant des statistiques du second ordre. Ils se fondent sur l'évaluation du coefficient de variation (CV) dans l'image. On distingue deux types de coefficients de variation : un coefficient de variation global et un coefficient de variation local. Le premier donne une caractérisation globale du speckle présent dans l'image, alors que le second en donne une estimation locale. Cet estimateur local peut, de plus, être considéré comme un détecteur de contours dans les images bruitées par le speckle, comme c'est le cas dans les travaux de Tauber *et al.*[2].

Afin d'expliquer le principe de tous les filtres de la section suivante, nous avons repris les conventions de nommage et modes de description utilisés par Gagnon *et al.* [3].

Nous considérons dans la suite une image x , corrompue par un bruit stationnaire multiplicatif n , tel que l'image finale, y , soit égale à $y = xn$.

\bar{y} va être la valeur moyenne de y et σ_y , son écart-type.

La variable L représente une mesure du ratio signal sur bruit : $L = \frac{\bar{y}}{\sigma_y}$.

Une fois cette notation explicitée, nous allons à présent détailler quelques filtres classiques ayant rencontré une grande adhésion en termes de filtrage d'images RSO.

Filtre de Kuan

Le filtre proposé par Kuan *et al.* [4] est un estimateur linéaire de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) et s'appuie sur une mesure locale d'intensité et de variance des pixels.

Dans un premier temps, un critère de l'EQMM est calculé pour un modèle de bruit additif tel que $y = x + n$ avec y l'image résultat, x l'image sans bruit et n le bruit. Une fois ce calcul effectué, il est dérivé afin de considérer un bruit multiplicatif de la forme $y = x + (n - 1)x$.

La valeur du pixel débruité \tilde{x} est ainsi estimée par la formule [3] :

$$\tilde{x} = \bar{y} + \frac{\sigma_x^2(y - \bar{y})}{\sigma_x^2 + (\bar{y}^2 + \sigma_x^2)/L}$$

avec

$$\sigma_x^2 = \frac{L\sigma_y^2 - \bar{y}^2}{L + 1}$$

On a donc

$$\tilde{x} = \bar{y} + k(y - \bar{y})$$

avec $k = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + (\bar{y}^2 + \sigma_x^2)/L}$, le gain du filtre [2].

Sur une zone homogène, la valeur du gain est très faible et le filtre peut donc être approximé par un filtre moyenneur [2]. A l'inverse, sur les zones de fort contour, le gain est proche de 1 et le filtrage est donc arrêté.

Ce même principe peut être retrouvé dans le filtre présenté ci-après, qui peut être considéré comme un cas particulier du filtre de Kuan, même si il lui est antérieur.

Filtre de Lee

Faisant l'approximation d'une distribution gaussienne, Lee *et al.* [5] développent en 1980 une méthode de filtrage qui effectue une approximation linéaire du bruit et diffère principalement de la précédente par le terme $\frac{\sigma_x^2}{L}$ qui n'existe pas dans cette version du filtre. Un pixel débruité par le filtre de Lee, le sera donc selon la formule :

$$\tilde{x} = \bar{y} + \frac{\sigma_x^2(y - \bar{y})}{\sigma_x^2 + \bar{y}^2/L}$$

IV.2 Revue des algorithmes traditionnels de filtrage

avec

$$\sigma_x^2 = \frac{L\sigma_y^2 - \bar{y}^2}{L+1}$$

Filtre de Frost

A l'inverse des deux algorithmes précédents, le filtre de Frost [6] propose une certaine modélisation de la réflectivité de la scène. Il peut, de plus, être considéré comme une variante du filtre de Wiener [7], adaptée au bruit multiplicatif. Cette modélisation est réalisée par le biais d'une fonction d'autocorrélation supposée exponentielle. Une convolution de la valeur des pixels avec la réponse impulsionnelle exponentielle du filtre est réalisée dans une sous-fenêtre de traitement donnée.

La réponse impulsionnelle, m , a pour expression :

$$m = \exp(-KC_y(t_0)|t|), \quad C_y = \frac{\sigma_y}{\bar{y}}$$

où K est le paramètre du filtre, t_0 , le centre de la fenêtre de calcul, t , les coordonnées du pixel courant exprimées dans le repère t_0 et $|t|$, la distance au pixel t_0 .

Tous les pixels d'une fenêtre de traitement participent donc au processus de filtrage *modulo* une pondération donnée. Cette pondération dépend de la distance au pixel central t_0 et du caractère hétérogène de la scène, exprimé ici par la valeur de C_y . C_y représente l'écart-type des intensités de l'image, divisé par leur moyenne.

Un des principaux inconvénients des filtres présentés ci-dessus est la pauvreté de la prise en compte de la réflectivité de la scène, ce qui engendre une diminution de la qualité globale du filtrage. Afin d'améliorer les performances des filtres de Lee et Frost, cette réflectivité a été étudiée et les filtres modifiés en conséquence, comme indiqué dans le paragraphe suivant.

Filtres de Lee et Frost modifiés

Une amélioration des filtres de Lee et Frost a été proposée par Lopes *et al.*[8]. Cette amélioration des deux filtres est basée sur la prise en compte systématique de la réflectivité de la scène, qui n'est plus unique mais décomposable en trois classes :

la classe homogène, où la réflectivité est constante, la classe hétérogène, où la réflectivité varie (e.g. dans les zones texturées et les contours) et enfin la classe fortement hétérogène[2]. Les intensités des niveaux de gris de l'image répondant à la première catégorie sont simplement moyennées, celles répondant à la seconde sont filtrées de manière adaptative en fonction du filtre utilisé et enfin celles correspondant à la dernière catégorie ne sont pas affectées par la procédure de filtrage. Le fonctionnement des deux filtres modifiés est ainsi fortement semblable.

L'amélioration du filtre de Lee permet l'élimination des hautes fréquences, considérées comme du bruit, tout en préservant les caractéristiques propres des hautes fréquences qui représentent les contours.

Le filtre de Frost modifié, quant-à-lui, conduit à une minimisation de la perte des informations texturales et radiométriques.

Ce filtrage est effectué par le biais de l'utilisation d'une sous-fenêtre de calcul adaptative. En effet, ses dimensions varient en fonction de l'hétérogénéité locale de la scène calculée à partir du coefficient de variation. Plus celui-ci est élevé, plus les dimensions de la fenêtre sont petites.

Les méthodes présentées dans cette section ont été massivement utilisées dans le domaine du filtrage des données radar à synthèse d'ouverture et sont souvent utilisées comme méthodes de référence dans les travaux proposant de nouvelles techniques de débruitage. Une comparaison des résultats obtenus par le biais de ce genre de méthodes sera présentée conjointement à la description des algorithmes basés sur la diffusion.

Dans la section suivante, nous présentons des techniques de filtrage moins utilisés actuellement, mais largement utilisées à des fins de comparaison de performances. Les deux algorithmes proposés reposent sur le filtre moyenne dont ils sont des variantes.

2.1.3 Filtres reposant sur le filtre moyenne

Comme indiqué précédemment, le filtre d'Oddy [9] et le filtre *Adaptive Filter on Surfaces* [10] sont des variantes du filtre moyenne prenant en considération les statistiques locales de l'image.

IV.2 Revue des algorithmes traditionnels de filtrage

Le premier utilise des statistiques calculées localement sur l'image afin de faire varier les dimensions de la fenêtre de calcul sur laquelle l'opération de moyenne est effectuée. Cette variation de la taille de la fenêtre permet une prise en compte des caractéristiques locales et évite un lissage trop brutal des régions.

Le second, quant-à-lui, utilise le concept de "surfaces locales émergées" [3] pour définir des masques sur lesquels un calcul de moyenne est effectué.

Comparés à ceux décrits précédemment, les performances de ces algorithmes sont toutefois en général moindres[3] et ils ne sont donc pas applicables à notre situation.

2.1.4 Filtre stochastique

Filtre SBF

Les méthodes présentées précédemment effectuent une évaluation locale des statistiques de l'image et déterminent, pour chaque pixel, sa nouvelle valeur en fonction de ces dernières. Le filtre proposé en 2006 par Tay *et al.* [11], est une procédure itérative qui considère les caractéristique d'une fonction de densité de probabilité donnée. Il va ainsi récupérer les extrema de cette fonction et les considérer comme valeurs abhéroentes. Une fois ces extrema déterminés, un lissage des valeurs abhéroentes est effectué, celles-ci n'intervenant pas dans le calcul des moyennes locales.

2.1.5 Filtres bayésiens

Les techniques de débruitage présentées dans cette section reposent sur une détermination locale de caractéristiques, en fonction des valeurs de niveau de gris des pixels, afin d'offrir une version sans bruit de l'image.

L'objectif des paragraphes suivants est de proposer une revue des méthodes utilisant une modélisation bayésienne des données, en vue d'améliorer le processus de filtrage. L'utilisation de l'estimation bayésienne va permettre de prendre en compte une modélisation des données telles que celles présentées dans le chapitre I comme information *a priori* sur le filtrage.

Ces paragraphes vont ainsi présenter deux méthodes de filtrage exploitant une modélisation bayésienne du bruit.

Filtre Gamma-MAP

Le filtre Gamma-MAP, développé en 1993 par Lopes *et al.* [12], utilise le coefficient

de variation couplé à des détecteurs géométriques afin de contrôler le procédé de filtrage. L'intensité de rétro-diffusion est modélisée par le biais d'une K-distribution. Une modélisation bayésienne permet, de plus, d'exploiter un modèle de bruit multiplicatif et la distribution de la réflectivité. Celle-ci est estimée par le biais d'une distribution Gamma. En pratique, ce filtre combine un processus de filtrage avec une classification des pixels.

Filtre Rayleigh-Maximum-Likelihood

En 2007, Aysal *et al.* [13] utilisent, quant-à-eux, une modélisation du speckle par une distribution de Rayleigh. Ils utilisent de plus un estimateur basé sur le maximum de vraisemblance ; cet estimateur varie par le biais d'une méthode adaptative utilisant le coefficient de variation local. Cette méthode permet de réduire le speckle dans les régions homogènes et de renforcer les contours.

Les méthodes proposées dans les sections précédentes étaient des méthodes adaptatives prenant en compte les statistiques locales de l'image. L'idée présentée dans les paragraphes suivants est de redéfinir la notion de voisinage pour qu'elle intègre des informations non-locales afin d'optimiser le filtrage des données.

2.2 Méthodes non-locales

Les méthodes présentées dans la section 2.1 reposent sur une comparaison locale des valeurs des pixels. Une nouvelle approche basée sur une comparaison globale de patches est proposée par Buades *et al.* [14] en 2005 pour les images naturelles, puis ré-exploitée par Coupé *et al.* [15] en 2009 pour les images ultrasonores et IRM. La description de cette nouvelle approche et de son adaptation sont présentées ci-dessous.

Filtre des moyennes non locales [14]

Les auteurs partent du constat que la plupart des méthodes de filtrage ont pour objectif la réduction du bruit et la reconstruction des principales structures géométriques mais ne préservent ni les détails, ni la texture de ces structures. Considérant le degré de redondance existant dans les images naturelles, les auteurs redéfinissent la notion de voisinage. Le voisinage d'un pixel i devient l'ensemble des pixels j de l'image tels

qu'une fenêtre centrée autour du pixel j "ressemble" à une fenêtre centrée autour du pixel i . La similarité est calculée à partir des valeurs de niveau de gris des pixels des régions considérées. La nouvelle valeur d'un pixel sera ainsi calculée en fonction de toutes les valeurs des pixels de l'image pondérées par leur degré de similarité. Une des principales limitations de l'utilisation de cette méthode est le temps de calcul conséquent engendré par la quantité de comparaisons à effectuer[15].

Filtre des moyennes non locales bayésiennes par blocs

L'adaptation de la version Bayésienne de l'algorithme précédent, proposée par Kervrann *et al.* [16], a été reprise par Coupé *et al.* [15] et testée sur des images d'échographie 2D intra-opératoire cérébrales et 3D hépatiques. La formulation Bayésienne a été utilisée afin de prendre en compte un modèle *a priori* du bruit dans l'échographie (introduit par Loupas *et al.*[17] en 1989) et la distance de Pearson a été utilisée afin de comparer les patches entre eux. Une adaptation GPU de cette méthode a été proposée en 2010 par De Fontes *et al.*[18] afin d'accélérer les calculs. Si les résultats décrits par les auteurs semblent impressionnants, on constate toutefois une nette dégradation des textures après filtrage, ce qui peut s'avérer problématique dans les cas où seule la texture peut permettre une différenciation des structures.

Les filtres présentés dans cette section reposent sur des propriétés directement visibles de l'image. Le principe des méthodes proposées dans le paragraphe 2.3 est l'utilisation d'une décomposition multi-échelle afin d'exploiter des données implicitement présentes dans l'image de départ mais non visibles[2]. Cette exploitation se fait à partir de méthodes basées sur le phénomène de diffusion.

2.3 Filtres basés sur le phénomène de diffusion

Partant de l'équation de diffusion de chaleur telle que définie en physique, Perona et Malik [19] proposent en 1990 une équation aux dérivées partielles de diffusion anisotrope, afin de construire un filtre itératif sur les pixels d'une image.

Leur méthode tente d'adapter le procédé de diffusion aux caractéristiques locales de l'image en utilisant un coefficient de diffusion dépendant à la fois de l'espace et de l'itération considérée. Afin de favoriser un lissage intra-région et non inter-régions, un gradient d'intensité est calculé à toutes les échelles et la diffusion est arrêtée à la

Chapitre IV. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

rencontre des frontières dans l'image.

Une amélioration de cette méthode, intitulée *Total Variation minimization*, a été proposée en 1992 par Rudin *et al.* [20]. Une comparaison des résultats de filtrage de données échographiques de ces deux méthodes a été effectuée par Krissian *et al.* [21] en 2007. Elle semble montrer que les résultats obtenus par les deux méthodes sont équivalents et restent insuffisants en terme de débruitage. La principale limitation mise en cause est l'hypothèse du modèle de bruit gaussien effectuée par ces approches.

Yu *et al.* [22] ont proposé en 2002 une méthode combinant diffusion anisotrope et coefficient de variation, intitulée SRAD, pour Speckle Reducing Anisotropic Diffusion. Une version optimisée a, par ailleurs, été proposée par Krissian *et al.* [21] en 2007.

Cette méthode effectue un lissage des zones homogènes tout en renforçant les contours. Les résultats de filtrage, obtenus par le biais de cette méthode, sur des données échographiques, surpassent ceux obtenus par les deux méthodes précédentes ainsi que par les méthodes de Lee, Kuan ou Frost, présentées dans la section ci-avant [22] [21]. Ils sont comparables en terme de qualité à ceux obtenus avec la méthode classique des moyennes non-locales [23]. Toutefois, il semble que l'utilisation de la technique engendre un certain nombre d'artefacts au niveau des contours de l'image [23].

Un autre exemple de méthode combinant coefficient de variation local et diffusion anisotrope est l'algorithme de filtrage proposé par Tauber [2] en 2004. Les résultats ont essentiellement été validés sur des images d'échocardiographie et, si les résultats semblent prometteurs, le nombre d'itérations à mettre en oeuvre, et par conséquent le temps de calcul reste prohibitif.

Comme on l'a vu précédemment le phénomène de diffusion a été largement utilisé dans le domaine du filtrage du speckle et a rencontré un certain succès. Une de ses principales limitations dans un cadre per-opérateur reste cependant un temps de calcul souvent prohibitif. Afin de clore cette première section sur les algorithmes de

filtrage classiquement rencontrés dans la littérature, nous allons effectuer une brève revue de techniques moins classiques, mais qu'il nous semble incontournable de citer.

2.4 Filtrage de données ultrason et radar

Outre les algorithmes décrits précédemment, un certain nombre de méthodes ont été développées et mises en oeuvre à des fins de filtrage du speckle, tant sur des données radar qu'ultrason. On peut ainsi citer le filtre de Crimmins [24], qui utilise une représentation sous forme de graphe pour effectuer un filtrage morphologique de l'image, les filtres basés sur une déconvolution homomorphique, tels que les méthodes de Taxt [25] [26] qui utilisent un filtrage de Wiener dans le domaine des fréquences ou de Hokland *et al.* [27], ou encore les filtres basés sur des compositions spatiales ou temporelles d'images tels que ceux de Trahey *et al.*[28] ou de Sermesant *et al.*[29].

Si les performances du filtre de Crimmins ont été maintes fois évaluées (e.g Gagnon *et al.*[3]), les performances des autres filtres ont été moins étudiées et leur applicabilité à notre problématique reste limitée.

Nous avons effectué dans cette première partie une brève revue des algorithmes classiques de filtrage d'images échographiques et RSO. Comme on a pu le constater, de nombreuses méthodes ont été proposées et validées mais peu sont applicables à notre cas. En effet, se plaçant dans une optique temps réel, de nombreuses méthodes telles que celles fondées sur la diffusion deviennent par exemple inutilisables. Gagnon *et al.* [3] ont comparé les performances des filtres basés sur les ondelettes avec ceux des filtres classiques. Cette comparaison a amené à démontrer la supériorité des filtres utilisant les ondelettes en terme de préservation des détails et de restauration d'image. Nous avons donc décidé de nous intéresser à cette catégorie de méthodes dans les sections suivantes.

3 Ondelettes et filtrage

Publiée en 1807 dans son livre intitulé "Théorie analytique de la chaleur", la transformée de Fourier est une opération mathématique permettant de transformer une

Chapitre IV. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

fonction dépendant du temps ou de l'espace, en fonction dépendant de la fréquence. Elle énonce le fait que toute fonction périodique peut être exprimée comme une somme de sinusoides de différentes fréquences. Très largement utilisée en traitement du signal, elle souffre toutefois de certaines limitations. En effet, elle suppose par exemple une linéarité des problèmes, ce qui n'est pas toujours le cas. Une autre de ses limitations majeures est qu'elle masque l'information de temps. Bien qu'il soit en théorie possible de la retrouver en calculant la phase à partir des coefficients de Fourier, cela est en réalité quasi-impossible.

Une solution envisagée à ce problème a été le développement de l'analyse de Fourier à fenêtre développée par Gabor. Le signal en fréquence est décomposé en intervalles afin de limiter la plage de temps analysée. Si cette méthode a permis de combler de nombreuses limites de la transformée de Fourier classique, une de ses principales limitations est la nécessité de déterminer *a priori* une taille fixe de fenêtre. En effet, si la fenêtre est petite, elle permet la localisation de changements brusques, tels que les pics et les discontinuités, mais crée un aveuglement aux basses fréquences, de périodes trop grandes par rapport à la taille de la fenêtre. *A contrario*, si la fenêtre est trop grande, l'information concernant les changements brusques est noyée dans la masse d'informations contenues dans la fenêtre et est perdue.

En 1975, Morlet, alors géophysicien travaillant sur la problématique de l'extraction du pétrole, crée ce qu'il appellera *les ondelettes de forme constante*. Il a ainsi l'idée de garder constant le nombre d'oscillations et de faire varier la taille de la fenêtre. C'est un des points de départ des ondelettes "modernes", objet de la section suivante. Cette section se décompose en deux grandes parties : la première a pour objectif d'effectuer une brève présentation de la théorie des ondelettes alors que la seconde s'intéresse plus spécifiquement à l'utilisation de méthodes à base d'ondelettes pour le filtrage de données ultrason ou RSO. La première partie n'a ici pas vocation à effectuer une description exhaustive des ondelettes et des théories sous-jacentes et nous invitons le lecteur intéressé à se reporter aux ouvrages de B. Hubbard [30] pour une introduction détaillée et F. Truchetet [31] et S. Mallat [32] pour des descriptions plus techniques et approfondies, ces ouvrages ayant largement inspiré cette section.

3.1 La représentation en ondelettes

3.1.1 Transformée en ondelettes continue

Le principe de la transformée en ondelettes continues est de recréer à partir d'une ondelette mère ψ une famille d'ondelettes $\psi(at+b)$ avec a , le facteur d'échelle servant à dilater la fonction ψ et b , le paramètre de translation [30]. Plus le paramètre a est petit, plus l'étendue temporelle de l'ondelette l'est également. La transformée en ondelettes d'un signal $f(t)$ donné aura donc pour expression [31] :

$$T_{ond}f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

Une des principales caractéristiques de cette transformée est sa redondance, en théorie infinie, qui engendre une invariance par translation [33] pouvant être considérée comme un grand avantage. Il devient alors plus aisé d'analyser les données ou de reconnaître les motifs [30].

3.1.2 Ondelettes et orthogonalité

Bien que très utile, la redondance de la transformée continue (souvent de l'ordre d'un facteur 10) est très coûteuse en termes de temps de calcul. Avec la construction, en 1985, des ondelettes orthogonales infiniment dérivables, la transformée en ondelette devint économique en ne comptant plus qu'un nombre de points égal à celui du signal de départ et permet une parfaite reconstruction du signal original. Outre ces avantages, ces ondelettes possèdent également des caractéristiques géométriques remarquables facilitant le calcul des transformées. Chaque coefficient peut ainsi être calculé grâce à un produit scalaire indépendamment des autres coefficients de la transformée.

3.1.3 Multirésolution et fonction d'échelle

Qualifiée de "microscope mathématique" [30], les ondelettes, par leur capacité d'adaptation aux différentes composantes du signal, permettent une analyse à différentes échelles ou résolutions. En effet, on analyse le signal à faible résolution, à l'aide d'ondelettes larges et d'un petit nombre de coefficients afin d'en obtenir une vision globale et à plus grande résolution, avec des ondelettes plus petites pour faire

Chapitre IV. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

ressortir les détails fins de l'analyse. Une définition plus formelle de la multirésolution est donnée ci-dessous[34].

Définition Une analyse multirésolution de L^2 est un sous-ensemble de L^2

$$\dots \subseteq V_{-1} \subseteq V_0 \subseteq V_1 \subseteq V_2 \subseteq \dots$$

qui satisfait les conditions suivantes :

1. $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = 0$,
2. $\overline{\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j} = L^2$,
3. $f(\cdot) \in V_j$ si et seulement si $f(2\cdot) \in V_{j+1}$,
4. $\exists \phi \in V_0$ tq. $\phi(x - n)_{n \in \mathbb{Z}}$ est une base¹ inconditionnelle de V_0 .

Mallat fut le premier à lier ondelettes et filtres du traitement d'image en utilisant la théorie de la multirésolution dans son article *Multiresolution approximation and wavelets* [35] co-signé avec Meyer. Il le fit en créant une nouvelle fonction, la fonction d'échelle, qui permet de déterminer la résolution supérieure de l'analyse et accélère les calculs des coefficients d'ondelette.

Outre ces propriétés, la fonction d'échelle a également permis de construire une méthode rapide de construction d'ondelettes orthogonales inspirée des bancs de filtres utilisés en traitement d'image, la *Transformée en Ondelettes Rapide*.

Le principe de cette décomposition est le suivant : à chaque étape, on diminue la résolution par un facteur 2 et les éléments sont sauvegardés sous forme de coefficients d'ondelettes. Cela équivaut donc à filtrer le signal avec un filtre passe-bas et à sous-échantillonner le résultat. On voit ainsi se dessiner une méthode de transformation en ondelettes d'un signal ne faisant intervenir en réalité ni ondelettes, ni fonction d'échelle mais une succession de filtres.

L'algorithme proposé par Mallat est illustré sur la figure IV.1 : h et g représentent respectivement des filtres passe-bas et passe-haut et on note \bar{h} et \bar{g} , leurs conjugués qui seront utilisés pour la reconstruction.

1. une famille linéairement indépendante contenant exactement p vecteurs d'un espace vectoriel V de dimension p

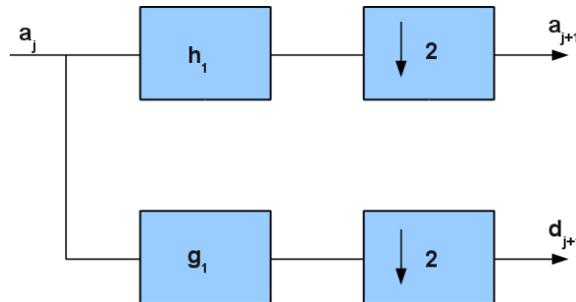


Figure IV.1 – Algorithme de décomposition de Mallat. Le calcul des coefficients a_i et d_i se fait par application de filtres miroirs conjugués puis par sous-échantillonnage.

3.1.4 De l'orthogonalité à la biorthogonalité

Quand on se place dans une problématique de traitement d'image, la nécessité de préserver la symétrie droite-gauche du traitement se pose. Or, dans ce cas précis, les filtres impliqués précédemment ont une réponse impulsionnelle infinie [31], ce qui amène à une mise en oeuvre couteuse voire peu précise. Afin de prendre en compte cette symétrie et la complexité importante des algorithmes si l'on considère le domaine du traitement d'image où les volumes de données deviennent rapidement importants, une variante de l'analyse multirésolution faisant appel aux bases biorthogonales a été proposée.

Analyse biorthogonale On va ici considérer deux familles de fonctions différentes, utilisées l'une pour la transformée directe du signal, et l'autre pour la transformée inverse (reconstruction du signal après application de la transformée en ondelettes). Ces deux familles sont duales et orthogonales entre elles sans toutefois être elles-mêmes orthogonales. On va donc définir une base de fonctions, construites à partir d'une même fonction mère, par le biais d'opérations de dilatation et translation. Un exemple de ce type de cas peut être donné par les familles de fonctions B-splines et les ondelettes B-splines biorthogonales qui en découlent.

L'idée consiste à partir des fonctions B-splines² [36].

La fonction d'échelle est ainsi choisie dans une génératrice de base B-spline d'ordre n et a pour expression :

2. combinaison linéaires de splines non négatives à support compact

$$\phi(x) = \beta^{(n)}(x)$$

avec :

$$\beta_F(n)(\omega) = \left(\frac{\sin(\frac{\omega}{2})}{\frac{\omega}{2}}\right)^{(n+1)} \text{ si } n \text{ est impair}$$

et

$$\beta_F(n)(\omega) = \left(\frac{\sin(\frac{\omega}{2})}{\frac{\omega}{2}}\right)^{(n+1)} e^{-i(n+1)\frac{\omega}{2}} \text{ si } n \text{ est pair.}$$

L'objectif de cette section était de proposer un bref aperçu de la théorie des ondelettes. Cet aperçu s'est naturellement organisé selon une structuration historique, ce qui nous amène à présent à l'utilisation des ondelettes en image et plus particulièrement en filtrage d'images. Si toutes les explications fournies plus avant concernaient un signal unidimensionnel, le passage en deux dimensions ne pose ici pas de problème et les méthodes restent similaires.

Dans la suite, nous proposerons d'abord une présentation du principe des méthodes utilisant les ondelettes dans une optique de débruitage. Puis, par la suite, les méthodes de filtrage classiques seront abordées, et finalement une description de quelques techniques appliquées aux images ultrason et RSO sera effectuée.

3.2 Ondelettes et filtrage d'images échographiques ou RSO

En raison de sa simplicité d'utilisation, le filtrage par ondelettes a rencontré un franc succès tant dans le domaine du traitement du signal unidimensionnel que dans la communauté de l'image. La section suivante va donc s'attacher à présenter succinctement les principes régissant ce filtrage.

3.2.1 Principes du filtrage en ondelette

Dans le domaine du débruitage, le ratio entre suppression du bruit et préservation des caractéristiques de l'image est toujours un compromis délicat à effectuer. Afin de limiter un lissage trop important des données, la nécessité de développer

des méthodes spatialement adaptatives s'est imposée [33]. La représentation en ondelettes, par de nombreuses propriétés, est apparue comme une méthode attrayante de suppression du bruit.

Ces propriétés, au nombre de cinq, sont les suivantes [37] :

- *la multirésolution*, qui implique que les détails de l'image à différentes échelles sont chacun analysés à l'échelle adéquate
- *la sparsité*, qui signifie que la plupart des coefficients d'ondelette sont petits
- *la détection des contours*, codée dans les larges coefficients
- *l'agglomération des contours*, les coefficients représentant les contours à chaque sous-bande de la décomposition forment des clusters connectés d'un point de vue spatial
- *l'évolution des contours au fil des échelles*, les coefficients représentant les contours de l'image tendant à exister à toutes les échelles.

En raison de ces propriétés, les ondelettes ont souvent été utilisées en imagerie médicale et la procédure utilisée est souvent la suivante :

1. Calculer la transformée en ondelettes discrète du signal
2. Filtrer les coefficients par seuillage
3. Reconstruire le signal filtré en utilisant la transformée inverse

Certains cas mis à part, les coefficients d'échelle ne sont la plupart du temps pas concernés par la procédure de filtrage.

Nous avons pu, dans les sections précédentes, obtenir un aperçu de la procédure utilisée pour effectuer la transformée en ondelettes discrète ainsi que la transformée inverse. Il nous reste à présent à détailler les différentes méthodes existant pour filtrer les coefficients d'ondelette. Cette explication fait l'objet du paragraphe suivant. Une comparaison détaillée de différentes méthodes de filtrages peut-être trouvée dans Pizurica *et al.*[37] ou dans Sudha *et al.* [38].

3.2.2 Techniques classiques de filtrage par seuillage

Le premier paragraphe va ici concerner deux méthodes de seuillage classiquement utilisées en traitement d'image et du signal.

Seuillage doux *vs.* seuillage dur

Le fonctionnement de ces deux méthodes est à peu près similaire. Les deux considèrent un seuil donné S , mettent à zéro les coefficients w inférieurs à ce seuil et modifient ou laissent inchangés les coefficients supérieurs en fonction de la méthode. Le principe du seuillage dur est le suivant :

$$Thresh(w) = \Leftrightarrow \begin{cases} 0 & \text{si } |w| \leq S, \\ w & \text{si } |w| > S. \end{cases}$$

Un des principaux inconvénients de cette méthode est son manque de souplesse, et son seuillage pouvant être qualifié "d'abrupt" conduisant à une grande sensibilité aux variations fines existant dans les données.

Le seuillage doux, quant-à-lui, fonctionne selon le principe suivant :

$$Thresh(w) = \Leftrightarrow \begin{cases} 0 & \text{si } |w| \leq S, \\ sign(w)(|w| - S) & \text{si } |w| > S. \end{cases}$$

avec $sign(w)$, le signe d'un coefficient w .

Le seuillage doux est souvent préféré au seuillage dur en raison de sa plus grande souplesse. Le principal inconvénient de ce seuillage est sa tendance à produire des images trop lissées. En effet, un seuil trop petit tend à engendrer une image proche de l'image de départ, alors qu'un seuil trop grand conduit à une image ayant perdu, en plus du bruit, la plupart de ses caractéristiques. Le choix du seuil dans les méthodes basées sur le seuillage doux est donc une étape cruciale de l'algorithme de filtrage.

Visu Shrink et SURE Shrink

Une des méthodes les plus répandues de calcul automatique du seuil est celle proposée par Donoho *et al.* [39][40] et intitulée *universal threshold*. Le calcul de

ce seuil, S , est effectué en prenant en compte la variance du bruit σ , considéré comme étant un bruit blanc gaussien additif, ainsi que n , le nombre de coefficient d'ondelettes dans une image de détails donnée.

Il a pour formulation :

$$S = \sigma \sqrt{2 \log n}$$

Un des principaux inconvénients de ce seuil est sa tendance à effectuer un lissage trop important des données. Il a été par la suite amélioré par Donoho *et al.*[40] qui développent une méthode de calcul de seuil obtenue par minimisation de l'estimateur de risque de Stein (SURE : Stein's unbiased risk estimate).

Si on considère x , les données observées et S , le seuil on obtient donc :

$$S = \mathit{Argmin}_S \mathit{SURE}(S, x)$$

Ce seuil est ainsi dépendant de la sous-bande étudié, de même que celui présenté au paragraphe suivant.

BayesShrink

En 2000, Chang *et al.* [41] proposent une mesure de seuil adaptative en fonction de la sous-bande étudiée. Ce seuil est obtenu par minimisation du risque Bayésien en faisant l'hypothèse d'une distribution gaussienne généralisée (DGG). C'est une méthode de seuillage doux avec un calcul du seuil dépendant de la sous-bande étudiée et des données étudiées.

L'expression du calcul du seuil est ainsi dépendante de σ_x , la valeur de la variance dans la DGG et β le paramètre de forme de cette même distribution.

Sa formulation est la suivante :

$$S^*(\sigma_x, \beta) = \mathit{Argmin}(S)$$

Une fois ces méthodes de seuillage traditionnellement utilisées présentées, nous allons à présent effectuer une brève revue de l'application des méthodes fondées sur les ondelettes pour le filtrage des données échographiques ou radar. Cette revue est

l'objet de la section suivante.

3.2.3 Ondelettes et images ultrason ou RSO

Les méthodes à base d'ondelettes ont été massivement utilisées en débruitage d'images RSO ou ultrasonores. Les seuillages classiques des coefficients ont ainsi été appliqués par Odegard *et al.* [42] et Gagnon *et al.* [43] sur des images radar RSO et ultrason. Dans ce dernier papier, les auteurs font l'hypothèse d'un bruit initial multiplicatif qu'une transformation logarithmique de l'image permet de rendre additif. Cette hypothèse semble trop simplificatrice, comme nous avons pu le voir dans le premier chapitre, et engendre la création de nombreux artefacts lors de la procédure de filtrage. Cette utilisation du logarithme de l'image est également effectuée par Achim *et al.*[44] sur des données échographiques. Les auteurs y combinent une modélisation Bayésienne du bruit et du signal avec le filtrage par ondelettes. La combinaison d'une approche bayésienne avec des approches multirésolution est également présente dans les travaux sur l'image radar de Thitimajshima *et al.*[45].

L'utilisation couplée des arbres de Markov cachés avec les techniques à base d'ondelettes a été initialement proposée par Crouse *et al.*[46] et Romberg *et al.*[47] et appliquée à de nombreuses reprises pour le filtrage d'images RSO. Les auteurs modélisent les dépendances existant entre les coefficients d'ondelettes adjacents en utilisant les arbres de Markov cachés et filtrent ces mêmes coefficients en utilisant des estimateurs de l'erreur quadratique moyenne.

Gagnon *et al.*[3] utilisent les ondelettes complexes afin de filtrer les images radar. Ce type d'approche est repris en 2010 par Khare *et al.* [48] qui filtrent des images ultrasonores en utilisant des ondelettes complexes de Daubechies. Si les résultats en termes de débruitage paraissent visuellement intéressants, l'évaluation de la validité de la méthode a été effectuée en utilisant le ratio signal sur bruit et l'erreur quadratique moyenne, qui, s'ils permettent de donner une première idée de la qualité de filtrage, ne peuvent être considérés comme des indicateurs fiables de ce même débruitage.

La transformée en ondelettes stationnaires est combinée avec un lissage adaptatif des coefficients utilisant la moyenne dans les travaux de Gnanadurai *et al.* [49][50]

sur l'image radar.

Afin d'éviter tout *a priori* sur la statistique du signal et du bruit, Pizurica *et al.* [37] développent une méthode semi-automatique intitulée GenLik (Generalized Likelihood). En partant de l'*a priori* que les caractéristiques géométriques de l'image sont observables à toutes les échelles, les coefficients d'ondelette sont seuillés en fonction de la probabilité d'existence d'une zone d'intérêt. Les auteurs utilisent pour cela une transformée en ondelettes non-décimées. Si l'approche paraît très séduisante, les temps de calcul restent particulièrement prohibitifs.

La combinaison des méthodes à base d'ondelettes et des filtres adaptatifs vus dans la première partie de ce chapitre est également réalisée par Hao *et al.* [51] par exemple.

Peu de travaux s'intéressent au filtrage du signal radio-fréquence souvent en raison de sa difficulté d'obtention. On peut toutefois citer les travaux de Georgiou *et al.* [52] qui utilisent une transformée en ondelettes continues pour effectuer une caractérisation des tissus sur le signal Rf ou encore ceux de Cincotti *et al.* [53] qui utilisent des paquets d'ondelettes. Plus récemment, Nakayama *et al.* [54] ont utilisé un filtrage en ondelettes sur le signal radiofréquence 2D d'échocardiographies.

4 Conclusion

Nous avons tenté dans ce chapitre d'offrir une brève présentation des méthodes existantes en filtrage du speckle sur les données échographiques. Outre les filtres adaptatifs classiques, des techniques utilisant des caractéristiques statistiques de l'image ont été présentées, de même que celles utilisant le principe de diffusion. L'évaluation de ces algorithmes reste difficile en raison de l'absence de réel critère, toutefois au vu des résultats et temps de calculs présentés par les auteurs, aucune méthode ne nous a semblé satisfaisante.

Forts des conclusions de certains auteurs comparant les méthodes fondées sur les ondelettes avec celles présentées dans les paragraphes précédents, nous nous sommes, dans une seconde partie, intéressés à la théorie des ondelettes ainsi qu'à son application aux données ultrasons et radar. Si les résultats nous ont semblé prometteurs, les temps de calcul pour certaines méthodes, ou l'insuffisance de qualité de filtrage pour d'autres, nous ont amenés à développer une nouvelle approche qui utiliserait

Chapitre IV. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

directement le signal radiofréquence. Cette approche fait l'objet du chapitre suivant.

Références bibliographiques

- [1] J.W. GOODMAN. *Speckle Phenomena in Optics : Theory and Applications*. Roberts & Company (2007). [57](#)
- [2] C. TAUBER. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseeiht Feb (2005). [59](#), [60](#), [62](#), [65](#), [66](#)
- [3] L. GAGNON AND A. JOUAN. *Speckle filtering of SAR images - a comparative study between Complex-Wavelet-Based and standard filters*. SPIE PROC. **3169**, 80—91 (1997). [59](#), [60](#), [63](#), [67](#), [76](#)
- [4] D KUAN, A SAWCHUK, T STRAND, AND P CHAVEL. *Adaptive restoration of images with speckle*. Acoustics, Speech, and Signal Processing [see also IEEE Transactions on Signal Processing], IEEE Transactions on **35**(3), 383, 373 (1987). [60](#)
- [5] J.S. LEE. *Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics*. PAMI **2**(2), 165–168 March (1980). [60](#)
- [6] V.S. FROST, J.A. STILES, K.S. SHANMUGAN, AND J.C. HOLTZMAN. *A model for radar images and its application to adaptive digital filtering for multiplicative noise*. PAMI **4**(2), 157–166 March (1982). [61](#)
- [7] N. WIENER. *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*. New York : Wiley (1949). [61](#)
- [8] A. LOPES, R. TOUZI, AND E. NEZRY. *Adaptive speckle filters and scene heterogeneity*. IEEE Transaction on Geosc. and Remote Sens. **28**(6), 992–1000 (1990). [61](#)

Références bibliographiques

- [9] C. J. ODDY AND A. J. RYE. *Segmentation of sar images using a local similarity rule*. Pattern Recognition Letters **1**, 443–449 (1983). [62](#)
- [10] L. ALPARONE, F. BORAGINE, AND S. FINI. *Parallel architectures for the postprocessing of sar images*. SPIE Proc. pages 790–802 (1990). [62](#)
- [11] P.C. TAY, S.T. ACTON, AND J.A. HOSSACK. A stochastic approach to ultrasound despeckling. In *Biomedical Imaging : Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on*, pages 221–224 (2006). [63](#)
- [12] A. LOPES, E. NEZRY, R. TOUZI, AND H. LAUR. *Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in sar images*. International Journal of Remote Sensing **14**(9), 1735–1758 (1993). [63](#)
- [13] T.C. AYSAL AND K.E. BARNER. *Rayleigh-maximum-likelihood filtering for speckle reduction of ultrasound images*. MedImg **26**(5), 712–727 May (2007). [64](#)
- [14] A. BUADES, B. COLL, AND J. M. MOREL. *A review of image denoising algorithms, with a new one*. Multiscale Modeling & Simulation **4**(2), 490–530 (2005). [64](#)
- [15] P. COUPÉ, P. HELLIER, C. KERVRANN, AND C. BARILLOT. *Bayesian Non Local Means-Based Speckle filtering*. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro (2008). [64](#), [65](#)
- [16] C. KERVRANN, J. BOULANGER, AND P. COUPÉ. *Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal*. Conf. Scale-Space and Variational Methods pages 520–532 (2007). [65](#)
- [17] T. LOUPAS, W. MCDICKEN, AND P. ALLAN. *An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound image*. IEEE Trans. Circuits Syst. **36**, 129–135 (1989). [65](#)
- [18] F. BARROSO P.X. DE FONTES, A. BARROSO, P. COUPÉ, AND P. HELLIER. *Real time ultrasound image denoising*. Journal of Real-Time Image Processing **05** (2010). [65](#)
- [19] P. PERONA AND J. MALIK. *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **12**, 629–639 (1990). [65](#)
- [20] L. RUDIN, S. OSHER, AND E. FATEMI. *Non linear total variation based noise removal algorithms*. Physica D **60**, 25–268 (1992). [66](#)

- [21] K. KRISSIAN, C.F. WESTIN, R. KIKINIS, AND K. VOSBURGH. *Oriented speckle reducing anisotropic diffusion*. IEEE Trans Image Process. pages 1412–1424 (2007). 66
- [22] Y. YU AND S.T. ACTON. *Speckle reducing anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Image Processing (2002). 66
- [23] P. COUPÉ. *Méthode de compensation des déformations cérébrales par imagerie ultrasonore intraopératoire pour la neurochirurgie guidée par l'image*. Thèse Université Rennes I Jan (2008). 66
- [24] T. R. CRIMMINS. *Geometric filter for speckle reduction*. Appl. Optics **24**, 1438–1443 (1985). 67
- [25] T. TAXT. *Restoration of medical ultrasound images using two-dimensional homomorphic deconvolution*. Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on **42**, 543 – 554 (1995). 67
- [26] T. TAXT. *Three-dimensional blind deconvolution of ultrasound images*. Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on **48**, 867 – 871 (2001). 67
- [27] P.A HOKLAND AND J.H KELLY. *Markov models of specular and siffuse scattering in restoration of medical ultrasound images*. Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on **43**, 660 – 669 (1996). 67
- [28] G.E. TRAHEY, S.W. SMITH, AND O.T. VON RAMM. *Speckle reduction in medical ultrasound via spatial compounding*. Proc. SPIE - Int. Soc. Opt. Eng. pages 290 – 300 (1986). 67
- [29] M. SERMESANT, C. FOREST, X. PENNEC, H. DELINGETTE, AND N. AYACHE. *Deformable biomechanical models : Application to 4d cardiac image analysis*. Medical Image Analysis **7**(4), 475 – 488 (2003). 67
- [30] B.B. HUBBARD. *Ondes et ondelettes, la saga d'un outil mathématique*. Pour la science : Diffusion Belin (1995). 68, 69
- [31] F. TRUCHETET. *Ondelettes pour le signal numérique*. (1998). 68, 69, 71
- [32] S. MALLAT. *A Wavelet Tour of Signal Processing, Second Edition (Wavelet Analysis & Its Applications)*. Academic Press September (1999). 68
- [33] A. PIZURICA. *Image Denoising Using Wavelets and Spatial Context Modeling*. Thèse de Doctorat, Universiteit Gent (2002). 69, 73

Références bibliographiques

- [34] Y. MEYER. *Ondelettes, fonctions splines et analyses graduées*. Rend. Sem. Mat **45** (1987). [70](#)
- [35] S. MALLAT. *Multiresolution approximation and wavelets*. Trans. Amer. Math. Soc. **315**, 69–88 (1989). [70](#)
- [36] I. DAUBECHIES. *Ten Lectures on Wavelets*. (1992). [71](#)
- [37] A. PIZURICA, A.M. WINK, E. VANSTEENKISTE, W. PHILIPS, AND B.J. T.M. ROERDINK. *A review of wavelet denoising in MRI and ultrasound brain imaging*. Current Medical Imaging Reviews **2**, 247–260 May (2006). [73](#), [77](#)
- [38] S. SUDHA, G.R. SURESH, AND R. SUKANESH. *Comparative study on speckle noise suppression techniques for ultrasound images*. International Journal of Engineering and Technology **1** (2009). [73](#)
- [39] D.L. DONOHO AND I. M. JOHNSTONE. *Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage*. Biometrika **81**, 425–455 (1994). [74](#)
- [40] D.L. DONOHO AND I. M. JOHNSTONE. *Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage*. J. Amer. Statist. Assoc. **90**, 1200–1224 (1995). [74](#), [75](#)
- [41] S.G. CHANG, B. YU, AND M. VATTERELI. *Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression*. IEEE Trans. Image Processing **9**, 1532–1546 (2000). [75](#)
- [42] J.E. ODEGARD, H. GUO, M. LANG, C.S. BURRUS, R. O. WELLS, L.M. NOVAK, AND M. HIETT. *Wavelet based sar speckle reduction and image compression*. SPIE Proc. on Algorithms for Synthetic Aperture **2487**, 259–271 (1995). [76](#)
- [43] L. GAGNON AND D.F. SMAILL. *Comparative study on speckle noise suppression techniques for ultrasound images*. SPIE Proc. Signal and Data Processing of Small Targets **2759**, 14–24 (1996). [76](#)
- [44] B.A. ACHIM AND P. TSAKALIDES. *Novel bayesian multiscale for speckle removal in medical ultrasound images*. Transactions. Medical Imaging Journal **20**, 772–783 (2001). [76](#)
- [45] P. THITIMAJSHIMA, Y. RANGSANSERI, AND P. RAKPRATHANPORN. *A simple sar speckle reduction by wavelet thresholding*. Proceedings of the 19th Asian Conference on Remote Sensing ACRS98 (1998). [76](#)

- [46] M. S. CROUSE, R. D. NOWAK, AND R.G. BARANIUK. *Wavelet based statistical signal processing using markov models*. IEEE Trans. Signal Processing **46**, 886–902 (1998). 76
- [47] H. ROMBERG, J. AND CHOI AND R. BARANIUK. *Bayesian tree-structured image modeling using wavelet based hidden markov models*. SPIE Technical Conference On Inverse Mathematical Problem modelling (1999). 76
- [48] A. KHARE, M. KHARE, Y. JEONG, H. KIM, AND M. JEON. *Despeckling of medical ultrasound images using daubechies complex wavelet transform*. Signal Processing **90**, 428–439 Feb (2010). 76
- [49] D. GNANADURAI AND V. SADASIVAM. *Undecimated wavelet based speckle reduction for sar images*. Pattern Recognition Letters **26**(6), 793–800 (2005). 76
- [50] D. GNANADURAI, V. SADASIVAM, J. PAUL TIBURTIUS NISHANDH, L. MUTHUKUMARAN, AND C. ANNAMALAI. *Undecimated double density wavelet transform based speckle reduction in sar images*. Computers & Electrical Engineering **35**(1), 209–217 (2009). 76
- [51] X. HAO, S. GAO, AND X. GAO. *A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing*. IEEE Trans. Med. Imag. **18**, 787–794 (1999). 77
- [52] G. GEORGIU, S. COHEN, C. PICCOLI, F. FORSBERG, AND B. GOLDBERG. *Tissue characterization using the continous wavelet transform part i : decomposition method*. IEEE Trans. on ultras., ferro. and freq. contr. **48**, 355–363 (2001). 77
- [53] G. CINCOTTI, G. LOI, AND M. PAPPALARDO. *Frequency decomposition and compounding of ultrasound medical images*. IEEE Trans. on med. imag. **20** (2001). 77
- [54] K. NAKAYAMA, W. OHYAMA, T. WAKABAYASHI, F. KIMURA, S. TSURUOKA, AND K. SEKIOKA. *Speckle reduction of echocardiograms via wavelet shrinkage of ultrasonic rf signals*. 13th International Conference on Biomedical Engineering **23**, 395–398 (2009). 77

Références bibliographiques

Chapitre V

WSaM : Un algorithme de filtrage de données échographiques basé sur les ondelettes

Peu nocive et de faible coût, l'imagerie échographique est une des plus répandues dans le monde. C'est également une des plus difficiles à traiter de manière automatique, en raison de la faible qualité des données.

Comme on a pu le voir précédemment, il existe de nombreuses méthodes, ayant pour but de limiter le bruit de ces images, afin de permettre une segmentation efficace des données. Toutefois, aucune ne donne des résultats suffisamment satisfaisants pour autoriser une segmentation automatique robuste des échographies rénales.

Nous présentons dans ce chapitre une méthode de filtrage des images échographiques. Cette méthode sert de base aux processus de segmentation qui font l'objet des chapitres suivants.

1 Introduction

Le speckle, déjà évoqué dans les chapitres précédents, apparaît dans les systèmes d'imagerie cohérents tels que le radar ou l'échographie. Il donne aux images un aspect granuleux et en modifie la statistique et les caractéristiques texturales, rendant difficile tout traitement automatisé et tout processus de segmentation.

Si de nombreux modèles permettent d'approcher la statistique du speckle, ils restent une approximation et la statistique réelle demeure inconnue. Le développement de méthodes de filtrage adaptées afin de faciliter tout processus de segmentation ultérieur semble donc nécessaire.

Chapitre V. WSaM : Un algorithme de filtrage de données échographiques basé sur les ondelettes

Par le passé, de nombreux travaux ont été effectués, tant dans le domaine du filtrage radar que du filtrage de données échographiques, comme on a pu le voir dans le chapitre précédent.

La plupart de ces méthodes essaient essentiellement de diminuer ou supprimer le speckle, mais peu prennent en compte le phénomène d'atténuation, qui pose de nombreux problèmes en termes de localisation d'organes ou de segmentation de données.

Forts des résultats d'études ayant montré la supériorité des filtres en ondelettes en termes de préservation des détails [1] et des conclusions apportées au chapitre 1, nous avons décidé de développer un nouveau mode de filtrage des données échographiques.

En effet, comme on a pu le voir précédemment, la plupart des appareils d'échographie renvoient les données sous forme d'images en mode B (cf. chapitre 1) et la plupart des méthodes de filtrage sont donc appliquées sur des images qui résultent d'une chaîne de traitements rendant difficile toute caractérisation statistique du signal final. Une grande proportion des auteurs fait l'hypothèse qu'avant cette chaîne de traitement, le bruit est purement multiplicatif, et qu'en sortie de la compression logarithmique, il prend la statistique d'un bruit gaussien additif.

Toutefois, en raison de toutes les étapes de pré-traitement, cette hypothèse est souvent fautive, comme l'expliquent Pizurica *et al.* dans [2], ce qui peut expliquer les difficultés rencontrées par les algorithmes de débruitage. L'interpolation, la compression logarithmique et les filtrages effectués sont souvent appareil ou constructeur-dépendants, ce qui rend difficile toute connaissance exacte des distributions du signal ou du bruit après toutes ces opérations.

C'est pourquoi, nous avons décidé de travailler directement sur l'enveloppe 1D du signal radiofréquence, avant pré-traitement et reconstruction de l'image en mode B. Cela nous permet d'effectuer l'hypothèse d'un bruit purement multiplicatif et de contrôler les paramètres de la compression logarithmique, afin de le transformer en bruit additif.

La difficulté d'obtention du signal radiofréquence est contournée par l'utilisation d'un simulateur largement plébiscité et déjà présenté au chapitre 1 : le simulateur FIELD II développé par Jensen *et al* [3].

Dans les sections suivantes, nous présentons la méthode développée au cours de cette thèse et publiée dans SPIE 2010 [4]. Cette méthode essaie d'apporter une réponse tant au problème du speckle qu'à celui du phénomène d'atténuation.

Dans un premier temps une description de l'algorithme sera effectuée, puis nous

détaillerons les résultats obtenus.

2 WSaM, un algorithme de filtrage basé sur les ondelettes

L'efficacité des ondelettes dans le traitement des signaux 1D a, à de nombreuses reprises, été démontrée [1]. C'est pourquoi, nous avons décidé d'utiliser une méthode basée sur les ondelettes afin de filtrer les signaux en mode A.

Il nous semble ici important d'expliquer un des choix effectué lors de ce travail : celui de travailler sur l'enveloppe 1D du signal radiofréquence et non sur l'enveloppe 2D. En effet, de nombreux travaux ont montré les corrélations existant entre les différentes lignes radiofréquences composant une image, et la question de la prise en compte de ces corrélations peut donc se poser. Deux raisons ont guidé notre choix : la différence d'efficacité existant entre le filtrage 1D en ondelette et le filtrage 2D (ce dernier ayant tendance à induire un certain nombre d'artefacts supplémentaires) et le temps de calcul, nettement supérieur pour un filtrage 2D, qui peut s'avérer problématique dans un contexte per-opérateur où la contrainte du temps réel se pose.

Traditionnellement (cf. chapitre précédent), le débruitage est effectué en seuillant les coefficients d'ondelettes à une ou plusieurs échelles, en posant l'hypothèse que les hautes fréquences sont caractéristiques du bruit. Toutefois, cette méthode est difficilement applicable dans le cas de l'imagerie échographique [2]. En effet, dans notre cas, les hautes fréquences peuvent représenter une information importante que l'on doit conserver. Ainsi, au vu des expériences réalisées, un simple seuillage de coefficients ou d'un seuillage utilisant la technique du médian adaptatif sont insuffisants et ne conduisent pas à un filtrage satisfaisant.

Une autre manière d'approcher le filtrage des coefficients d'ondelettes est de rechercher des régions homogènes à une échelle donnée. Plus précisément, l'objectif est d'extraire des blocs de coefficients homogènes, calculés à une certaine échelle. Dans cette optique, nous avons conçu une méthode 1D de débruitage inspirée des algorithmes classiques de split and merge. Une description détaillée de ce type d'approche est donnée dans le chapitre 5.

Le principe général de la méthode peut être résumé par l'algorithme suivant et la figure V.1 :

Données: un ensemble de signaux 1D bruités
Résultat: un ensemble de signaux 1D débruités
pour chaque *signal 1D* **faire**
 Calculer l'enveloppe du signal (en utilisant une transformée de Hilbert);
 Prendre la transformée logarithmique ;
 Appliquer une transformée en ondelettes ;
 Débruiter les coefficients d'ondelette en utilisant un algorithme de type
 split and merge ;
 Reconstruire le signal en utilisant la transformée en ondelettes inverse ;
 Prendre l'exponentielle du signal ;
fin

Algorithm 1: Algorithme de débruitage

Après application de l'algorithme de débruitage, l'image est reconstruite en utilisant les signaux 1D débruités.

Une fois cet aperçu général de la méthode effectué, les sections suivantes détaillent les différentes parties de l'algorithme afin d'en expliquer la séquence.

2.1 Transformée en ondelettes 1D du signal

La première étape du processus de filtrage consiste en l'application d'une transformée en ondelettes discrète sur le logarithme du signal radiofréquence 1D.

Aucun consensus n'existant quant au choix du type d'ondelette à utiliser dans le cas des images échographiques [5], nous avons décidé d'utiliser des ondelettes bi-orthogonales [6].

La construction d'ondelettes bi-orthogonales amène à la construction de filtres de reconstruction dits parfaits. Ces filtres présentent de bonnes propriétés en termes de stabilité, ce qui permet d'éviter l'ajout d'artefacts supplémentaires ainsi qu'un support compact assurant ainsi une plus grande rapidité de mise en oeuvre. Ces ondelettes permettent également une bonne préservation de la symétrie, qui est un paramètre important pour l'amélioration des images, la vision humaine utilisant la symétrie comme critère de qualité des images. Nous avons donc décidé d'utiliser les ondelettes bi-orthogonales splines à support compact CDF (Cohen-Daubechies-Fauveau) décrites dans le travail de Daubechies [7] et introduites au chapitre IV.

L'échelle de la transformée est calculée automatiquement en fonction de la taille du signal selon la méthode explicitée par Mallat [8]. On considère ici que le support du signal est normalisé entre 0 et 1 et possède N échantillons espacés de $N - 1$. Le paramètre d'échelle 2^j doit ainsi varier de $2^j = N^{-1}$ à $2^j < 1$.

V.2 WSaM, un algorithme de filtrage basé sur les ondelettes

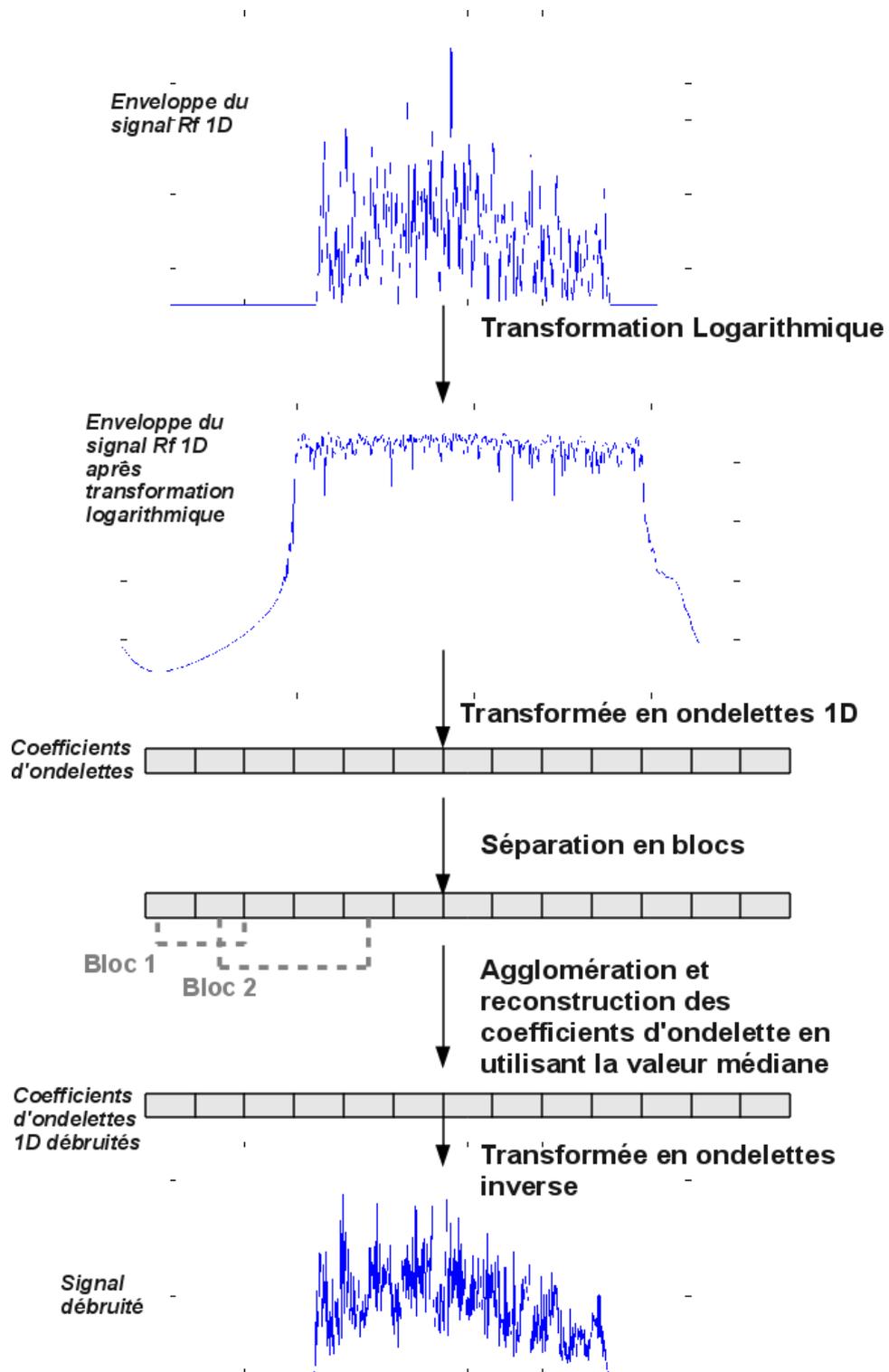


Figure V.1 – Aperçu général de l'algorithme de débruitage [4]

2.2 Dé-bruitage des coefficients via une méthode type split and merge

Afin de supprimer les coefficients peu informatifs, c'est à dire les coefficients faibles ou ceux artificiellement forts en raison du bruit, l'idée est, comme on l'a vu précédemment, de définir des blocs cohérents dans le signal, et de le reconstruire en utilisant une mesure représentative de chaque bloc. Le filtrage se faisant en 1D, dans la suite de ce chapitre, nous utiliserons de façon indifférente les termes blocs ou régions.

Le déroulement habituel des algorithmes de split and merge est le suivant : l'image est d'abord décomposée en blocs homogènes en utilisant une structure d'arbre quaternaire. Une fois cette étape réalisée, les blocs adjacents sont agglomérés tant qu'un critère d'agglomération est satisfait. Une des principales clés de cette méthode est la conservation de l'adjacence entre les blocs agglomérés.

L'objectif de l'algorithme de découpage utilisé ici est le même que celui classiquement utilisé en traitement d'image, mais son principe est légèrement différent. En effet, même s'il est utilisé pour obtenir des régions cohérentes de taille minimale, il n'est pas basé sur une dichotomie de type arbre quaternaire.

Dans le cas de signaux 1D, le processus est légèrement différent. Il peut être vu comme un mélange entre les algorithmes du médian adaptatif et du split and merge. Ainsi, une région sera définie comme un couple d'indices (i_{min}, i_{max}) . L'objectif est ici de trouver toutes les régions cohérentes pour une échelle donnée et un seuil donné.

Dans cette optique, la première étape consiste en la séparation du signal en blocs homogènes. Afin de limiter "l'effet de bloc" sur le signal résultat, ceux-ci ne sont pas disjoints. En effet, comme on peut le voir sur la figure [V.1](#), chaque coefficient appartient à au moins deux blocs différents.

Afin de déterminer ces régions, un coefficient d'homogénéité est calculé. S'il est inférieur à un certain seuil (voir section suivante), le bloc est considéré comme homogène. Ainsi, tant que la condition d'homogénéité est satisfaite, la taille du bloc est agrandie.

Si le critère d'homogénéité n'est jamais satisfait, la taille de la région est mise à une valeur par défaut : 3. En effet, cela nous a paru être la taille minimale possible afin de calculer des critères statistiques cohérents.

La phase de découpage est détaillée dans l'algorithme [2](#).

V.2 WSaM, un algorithme de filtrage basé sur les ondelettes

Données: La liste L des coefficients d'ondelette à une échelle donnée; le seuil θ

Résultat: Une liste R des régions définies par le couple (i_{min}, i_{max})

$N \leftarrow |L|;$

$R \leftarrow \emptyset;$

// i est le coefficient d'ondelette courant

pour $i \leftarrow 1$ à $N - 2$ **faire**

 // La région minimale commence en i et contient $i + 1$ et $i + 2$

$i_{min} \leftarrow i;$

$i_{max} \leftarrow i + 2;$

 // On essaie d'augmenter la taille de la région

pour $j \leftarrow i + 3$ à N **faire**

 // On crée une région temporaire contenant le coefficient d'ondelette suivant

$Region \leftarrow L[i_{min} : j];$

si $Split(Region) > \theta$ **alors** // La nouvelle région n'est pas homogène

 | break;

sinon

 // On peut ajouter le coefficient d'ondelette

 | $i_{max} \leftarrow j;$

fin

fin

 // On ajoute la région à la liste

$R \leftarrow R + (i_{min}, i_{max});$

fin

Algorithm 2: Algorithme de Split

Une fois cette étape réalisée, les blocs adjacents sont agglomérés en utilisant le coefficient de variation local (voir section suivante) comme critère d'homogénéité. Les coefficients appartenant à une région sont remplacés par la valeur médiane des coefficients de la région. L'objectif est d'utiliser une valeur représentative des blocs sans induire d'artefacts supplémentaires en utilisant des valeurs n'appartenant pas au signal originel. Nous avons choisi ici d'utiliser la valeur médiane.

Comme on l'a vu précédemment, les phases de découpage et d'agglomération font toutes deux appel à des critères et paramètres que nous détaillons dans la section suivante.

2.3 Paramètres de découpage et d'agglomération utilisés

2.3.1 Les paramètres de Split

Dans le cadre de la phase de découpage, deux principaux paramètres rentrent en jeu : le critère de split et le seuil auquel il est comparé.

Ces deux valeurs ont été déterminées de manière empirique, de telle sorte qu'elles prennent en compte la statistique du signal et que leur calcul soit fait de manière purement transparente pour l'utilisateur.

Le critère de split est ainsi défini comme étant :

$$\sqrt{\frac{\sigma_{region}}{\mu_{region}}}$$

où σ_{region} est l'écart-type et μ_{region} la valeur moyenne des coefficients d'ondelette du signal pour une région donnée.

Une région r_i est dite homogène si et seulement si elle répond aux critères suivants :

$$r_i \text{ est homogène} \Leftrightarrow \begin{cases} \tilde{\mu}_{region} < Val_{Max}(r_i) \\ \text{et} \\ \tilde{\mu}_{region} > Val_{Min}(r_i) \\ \text{et} \\ \sqrt{\frac{\sigma_{region}}{\mu_{region}}} < \frac{\tilde{\mu}_{region} - \mu_{region}}{var_{region}^3} \end{cases} \quad (V.1)$$

avec $\tilde{\mu}_{region}$ la valeur médiane de la région r_i , $Val_{Max}(r_i)$ et $Val_{Min}(r_i)$ respectivement les valeurs maximales et minimales de la région et var sa variance.

2.3.2 Les paramètres de Merge

Le principal paramètre utilisé dans la phase d'agglomération est le coefficient de variation local défini comme suit :

$$CVl = \frac{1}{|\eta_s|} \sum \frac{(I_p - \bar{I}_s)^2}{\bar{I}_s^2}$$

où I_p est la valeur du coefficient central, I_s la moyenne de la région, et $|\eta_s|$ le nombre d'éléments de la région considérée.

Comme on l'a vu au chapitre IV, le coefficient de variation est une mesure statistique souvent utilisée en filtrage du speckle sur les images radar à synthèse d'ouverture. On distingue généralement deux types de mesures, le coefficient de variation

global (CVg) qui représente une caractérisation globale du speckle présent dans l'image, et le coefficient de variation local qui peut se définir comme une estimation locale du CVg et peut ainsi être considéré comme un détecteur de contours dans les images contenant ce type de bruit [9].

Bien que nous soyons en une dimension, nous avons donc décidé d'adapter cette mesure à notre cas afin de l'utiliser comme détecteur de contours unidimensionnels sur nos signaux altérés par le speckle.

La valeur calculée pour chaque couple de régions est ainsi comparée à un seuil θ déterminé empiriquement et l'on a donc :

$$r_n = r_i \cup r_{i+1} \Leftrightarrow CVl < \theta \quad (\text{V.2})$$

où r_i et r_{i+1} sont deux régions adjacentes et r_n la réunion des deux.

3 Implémentation et Résultats

3.1 Implémentation

Afin de pallier la difficulté d'obtenir les données radiofréquence, nous avons, comme précisé précédemment, utilisé le simulateur de données ultrasonores Field II afin de générer les données. Celui-ci étant implémenté sous Matlab, la faisabilité de la méthode a été testée en l'implémentant également sous Matlab, en utilisant les boîtes à outils dédiées aux ondelettes afin d'effectuer la décomposition et reconstruction en ondelettes bi-orthogonales. L'implémentation a été effectuée sur une Core 2 Duo avec un processeur de 2.5 GhZ et 2GO de Ram.

La méthode, sans aucune optimisation, a mené à un temps de calcul moyen de 7.5 sec pour chaque signal unidimensionnel.

3.2 Description des données

Afin d'obtenir des signaux radiofréquence 1D et une image finale bruitée présentant tous les artefacts d'une image échographique, la modélisation physique présentée par Jensen *et al.* [10] est appliquée à un fantôme synthétique en utilisant le simulateur Field II. L'exemple de résultat qui sera présenté ici est basé sur un exemple développé dans [10] par Jensen *et al.* et réutilisé par Tay *et al.* [11] pour valider leur méthode.

Le fantôme peut être décomposé en trois types de tissus : la classe de fond avec une section efficace de rétro-diffusion égale à 1 et deux autres classes avec des sec-

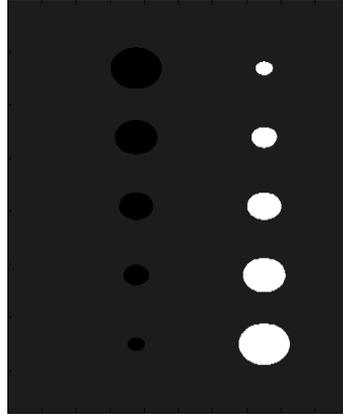


Figure V.2 – Image du fantôme sans bruit échographique

tions efficaces de rétro-diffusion mises respectivement à 0 (pour simuler des kystes acqueux) et à 10 (pour simuler des régions à forte diffusion). Chacune de ces deux dernières classes consiste en 5 disques de diamètres variables alignés verticalement comme on peut le voir sur la figure V.2.

La simulation a été effectuée avec un transducteur linéaire constitué de 192 éléments. L'apodisation (ou fenêtrage) est effectuée en utilisant des fenêtres de Hanning et 64 éléments du transducteur sont activés.

Le transducteur est placé en haut de l'image. La distance axiale entre le point focal d'émission et le transducteur est de 60 mm et la distance latérale de 0 mm. Pour la réception, nous avons utilisé plusieurs zones focales centrées en une distance axiale variant de 30 à 200 mm avec une largeur de 20 mm.

La fréquence centrale du transducteur a été initialisée à $f_0 = 3.5\text{Mhz}$ et l'excitation a consisté en deux périodes de sinusoides pondérées par une fenêtre de Hanning. La réponse impulsionnelle des ouvertures en émission et en réception était également une impulsion pondérée équivalente à deux cycles de Hanning. La fréquence d'échantillonnage est initialisée à $f_s = 100\text{Mhz}$. Le résultat de la simulation peut être observé sur la figure V.3.

3.3 Critères de validation

Afin d'évaluer les performances de notre filtre, deux méthodes d'évaluation quantitatives ont été utilisées : le USDSAI (UltraSound DeSpeckling Assesment Index) et une version modifiée du ratio signal sur bruit. Ils sont tous les deux calculés entre une image originale bruitée I et l'image filtrée J . Ces deux critères sont détaillés ci-dessous.

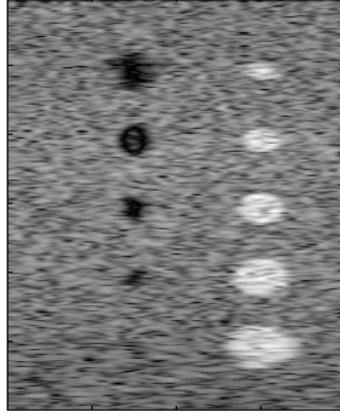


Figure V.3 – Image du fantôme avec bruit échographique

3.3.1 Le USDSAI (\tilde{Q} index)

L'USDSAI ou \tilde{Q} index est une métrique proposée par Tay *et al.*[11] afin d'évaluer les performances des algorithmes de débruitage sur des données échographiques. Elle donne une indication, en termes d'amélioration ou de restauration, entre une image bruitée et cette même image filtrée. Elle nécessite pour cela la connaissance des classes existant dans l'image originelle sans bruit. Plus la valeur calculée est élevée, meilleure est la restauration.

Cette métrique est basée sur une version modifiée de la distance de Fisher. Elle détermine la capacité d'une méthode à réduire la variance dans des classes homogènes, tout en conservant des classes correctement séparées et en préservant les contours [11].

Elle est définie de la façon suivante :

$$\tilde{Q}(alg) = \frac{Q(alg)}{Q(id)}$$

avec

$$Q(alg) = \frac{\sum_{k \neq l} (\mu_{C_k} - \mu_{C_l})^2}{\sum_{k=1}^3 \sigma_{C_k}^2}$$

et

$$\mu_{C_k} = \frac{1}{|C_k|} \sum_{(n,m) \in C_k} J_{alg}(n, m)$$

et

$$\sigma_{C_k}^2 = \frac{1}{|C_k|} \sum_{(n,m) \in C_k} (J_{alg}(n, m) - \mu_{C_k})^2$$

où J_{alg} est l'image obtenue après application de l'algorithme alg et $|C_k|$ le nombre

de pixels de la classe C_k .

La division par $Q(id)$ (qui correspond à la valeur de Q calculée sur l'image originale) effectuée dans le calcul de la distance est une normalisation ayant pour but de limiter l'impact de la résolution sur le résultat obtenu [11].

3.3.2 Le Ratio signal sur bruit (SNR)

Nous utilisons ici la définition du ratio signal sur bruit ou SNR telle que présentée par Pizurica *et al.* [2]. Aucune vérité terrain n'étant disponible en termes de filtrage de données échographiques, le calcul du SNR a été légèrement modifié afin de prendre en compte ce manque. L'image débruitée est ainsi utilisée comme mesure du signal original et l'image simulée sans dé-bruitage est utilisée comme mesure du signal bruité.

On calcule ainsi le ratio signal sur bruit selon la méthode suivante :

$$SNR = 20 * \log_{10} \frac{|J|}{MSE(I, J)}$$

avec MSE la valeur de l'erreur quadratique moyenne.

Le SNR ainsi défini, nous pouvons considérer que plus sa valeur est faible, meilleur est le filtrage. Cette affirmation semble par ailleurs être confirmée par les valeurs de USDSAI, calculées sur ces mêmes données. En effet, comme on pourra le voir par la suite, les méthodes affichant le ratio signal sur bruit le plus faible sont celles présentant le USDSAI le plus fort.

Toutefois, en raison de l'absence de réelle vérité terrain, cette valeur de SNR calculée sera utilisée à des fins indicatives mais ne pourra constituer une preuve en elle-même de la validité de la méthode étudiée. Seule la concordance des résultats donnés par cette métrique avec ceux du USDSAI permet la tenue de conclusions valides.

3.4 Validation de la méthode sur des données simulées

Afin d'évaluer les performances de notre méthode, nous l'avons comparée à cinq autres algorithmes de l'état de l'art présentés dans le chapitre IV : l'algorithme de Lee [12], l'algorithme de Frost [13], l'algorithme de Nagao [14], l'algorithme SRAD [15], l'algorithme SBF [11] et enfin la méthode des moyennes non linéaires [16].

L'évaluation quantitative des résultats obtenus par ces différentes méthodes est présentée dans le tableau V.1 en utilisant les critères présentés dans la section précédente. Une évaluation plus qualitative est présentée sur la figure V.2.

Filter	SNR calculation	USDSAI (\tilde{Q})
WSaM	73.9141	2.04
SRAD [15]	77.8340	1.3376
NLM [16]	78.0369	1.3457
Nagao [14]	81.0705	1.0190
Lee [12]	83.1244	1.0638
Frost [13]	88.5159	1.0628
SBF [11]	74.3841	1.6949

Tableau V.1 – Comparaison quantitative de différents filtres sur une image de fantôme 2D en utilisant le ratio signal sur bruit et le \tilde{Q} index

Comme on peut le constater, notre méthode est celle présentant le score le plus élevé en terme de USDSAI, ainsi que la valeur la plus faible de SNR, ce qui, selon la définition proposée précédemment, équivaut au score le plus élevé.

La meilleure valeur de USDSAI pour notre méthode a été obtenue pour un seuil fixé à 0.00053. Comme on peut le voir sur la figure V.2, notre méthode amène à une diminution du speckle, tout en augmentant le contraste. Toutefois, on peut constater également que certains artefacts, liés à la méthode d'agglomération des coefficients d'ondelettes et au fait de traiter toutes les lignes du signal indépendamment les unes des autres, apparaissent. Ces artefacts, donnant parfois un aspect un peu "carré", ne sont toutefois pas gênants dans l'optique de segmentation dans laquelle nous nous plaçons. En effet, comme nous le verrons par la suite, le choix des méthodes basés sur les régions a été effectué au cours de ce travail de recherche. En raison du choix de ce type de méthode, et au vu du gain apporté par la méthode de filtrage par rapport aux artefacts engendrés, les résultats ont été considérés comme tout à fait satisfaisants.

Pour conclure cette section de résultats et à titre d'illustration, la figure V.3 présente les résultats obtenus via l'utilisation des différentes méthodes de l'état de l'art, ainsi que notre méthode sur une image simulée de rein. Comme on peut le voir, WSaM est la méthode semblant offrir le meilleur compromis entre rehaussement des contours et filtrage du bruit, sans induire de flou supplémentaire comme le fait SRAD par exemple.

3.5 Conclusion

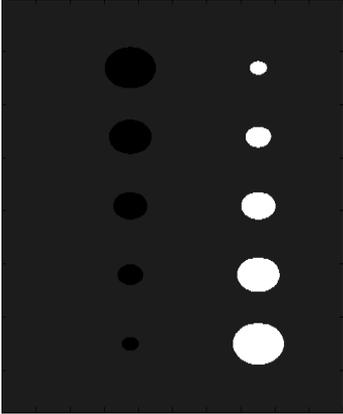
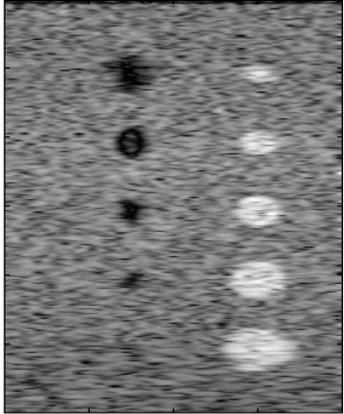
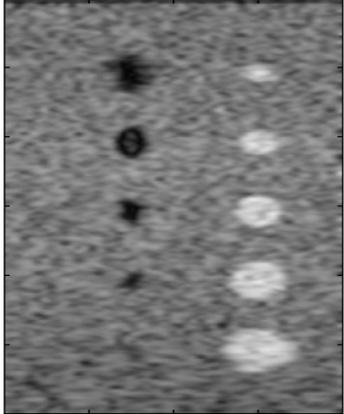
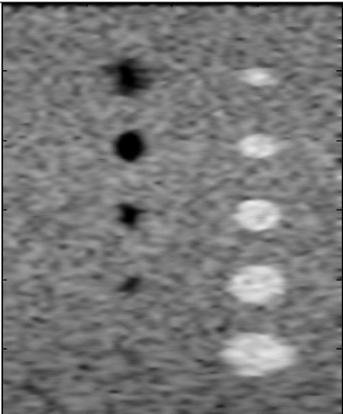
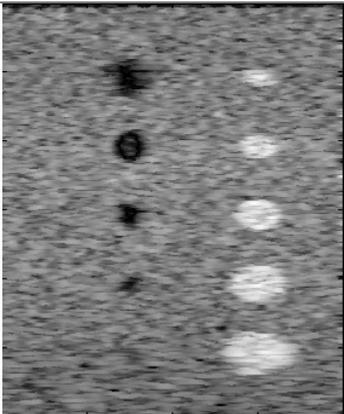
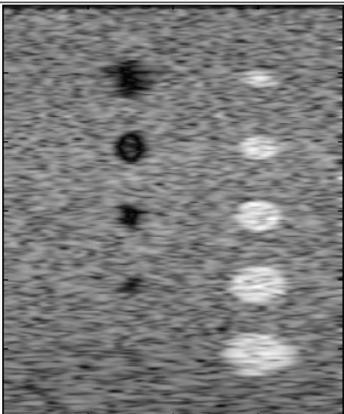
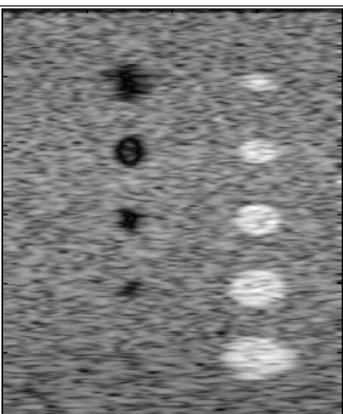
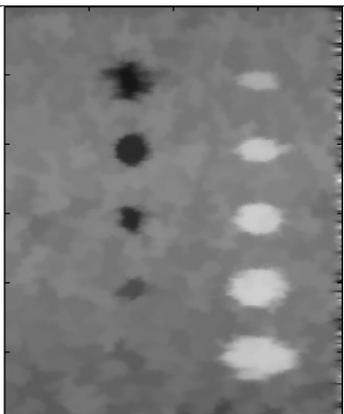
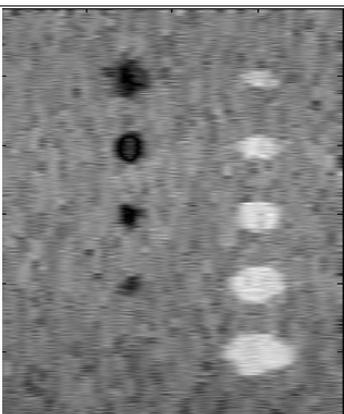
Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme de débruitage de données échographiques basé sur une décomposition en ondelettes.

Contrairement à nombre de ses prédécesseurs, il s'appuie sur le signal 1D et non sur l'image finale en mode B pour effectuer le filtrage. Il utilise ainsi une procédure basée sur un seuillage des coefficients d'ondelettes via une procédure adaptative inspirée des algorithmes de split and merge. L'utilisation de l'enveloppe du signal nous a autorisé à faire l'hypothèse d'un bruit additif après application d'une transformation logarithmique, ce qui a permis l'utilisation d'un débruitage basé sur les ondelettes.

Les expériences menées sur des données simulées comparativement à un ensemble de méthodes de l'état de l'art nous ont permis d'évaluer les capacités de débruitage et d'amélioration des contours de notre algorithme. WSaM est ainsi apparu comme la méthode la plus efficace relativement à ces deux critères. Il permet également de compenser le phénomène d'atténuation, un des principaux artefacts en imagerie échographique, en plus du speckle.

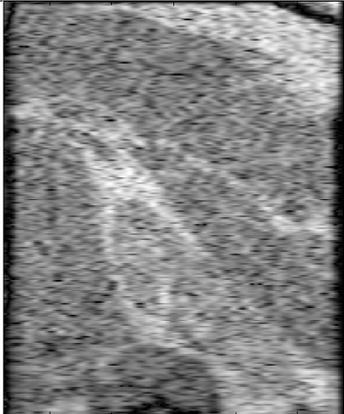
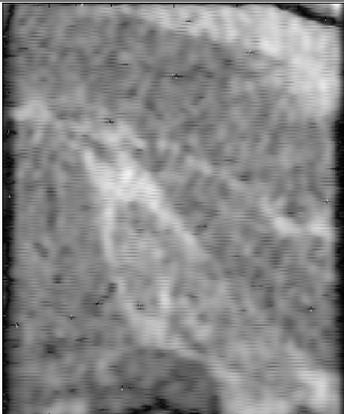
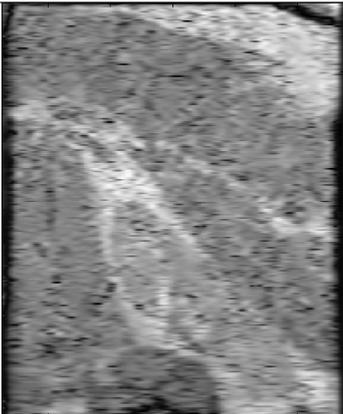
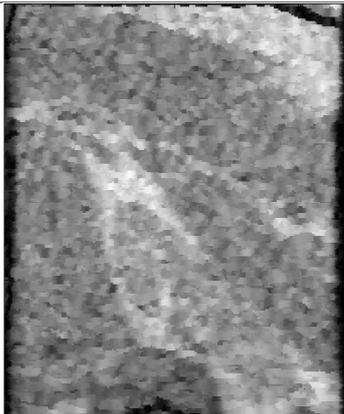
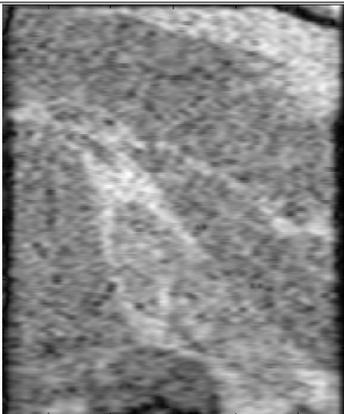
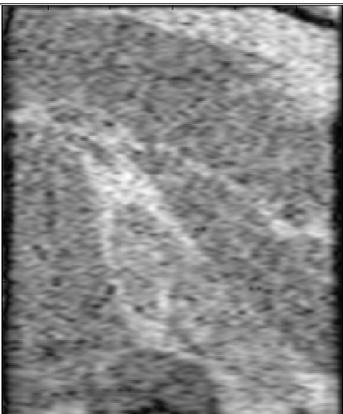
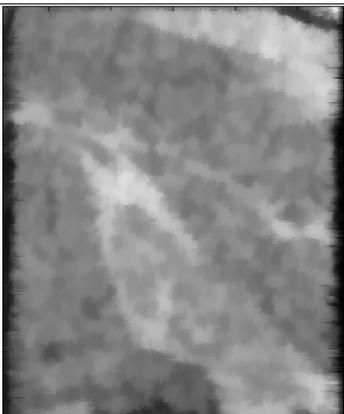
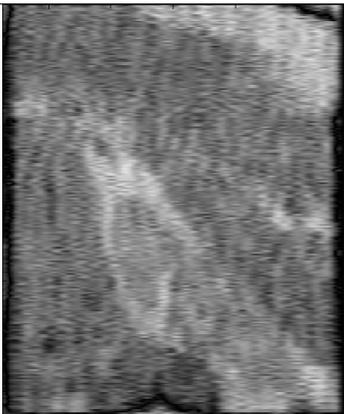
Prélude nécessaire à des développements futurs tels que les processus de segmentation sur des données ultrasonores, une méthode de filtrage a été développée au cours de ce travail de recherche et présentée tout au long de ce chapitre. La suite logique de ce travail consiste en l'établissement d'une méthodologie de segmentation des données, objet des deux chapitres suivants.

Tableau V.2 – Comparaison qualitative de différentes méthodes de filtrage sur une image bruitée

		
Image du fantôme	Simulation par Field	SRAD
		
NLM	Nagao	Lee
		
Frost	SBF	WSaM

Chapitre V. WSaM : Un algorithme de filtrage de données échographiques basé sur les ondelettes

Tableau V.3 – Comparaison qualitative de différentes méthodes de filtrage sur une image bruitée

		
Image du fantôme	Simulation par Field	SRAD
		
NLM	Nagao	Lee
		
Frost	SBF	WSaM

Références bibliographiques

- [1] L. GAGNON AND A. JOUAN. *Speckle filtering of SAR images - a comparative study between Complex-Wavelet-Based and standard filters*. SPIE PROC. **3169**, 80–91 (1997). [86](#), [87](#)
- [2] A. PIZURICA, A.M. WINK, E. VANSTEENKISTE, W. PHILIPS, AND B.J. T.M. ROERDINK. *A review of wavelet denoising in MRI and ultrasound brain imaging*. Current Medical Imaging Reviews **2**, 247–260 May (2006). [86](#), [87](#), [96](#)
- [3] J. A JENSEN AND S. I NIKOLOV. *Fast simulation of ultrasound images*. IEEE Ultrasonics Symposium **2**, 1721–1724 (2000). [86](#)
- [4] S. DAHDOUH, M. DUBOIS, E. FRENOUX, AND A. OSORIO. *A 1d wavelet filtering for ultrasound images despeckling*. Medical Imaging 2010 : Ultrasonic Imaging and Signal Processing **7629** feb (2010). [86](#), [89](#)
- [5] A SAAD. *Simultaneous speckle reduction and contrast enhancement for ultrasound images : Wavelet versus laplacian pyramid*. PRIA **18** (2007). [88](#)
- [6] A. PIZURICA. *Image Denoising Using Wavelets and Spatial Context Modeling*. Thèse de Doctorat, Universiteit Gent (2002). [88](#)
- [7] I. DAUBECHIES. *Ten Lectures on Wavelets*. (1992). [88](#)
- [8] S. MALLAT. *A Wavelet Tour of Signal Processing, Second Edition (Wavelet Analysis & Its Applications)*. Academic Press September (1999). [88](#)
- [9] C. TAUBER. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseiht Feb (2005). [93](#)

Références bibliographiques

- [10] M. S. JENSEN, J. E. WILHJELM, B. SAHL, T. BRANDT, K. MARTINSEN, S. K. JESPERSEN, AND E. FALK. *A method to obtain reference images for evaluation of ultrasonic tissue characterization techniques*. IEEE Ultrasonics Symposium **40**(1-8), 89–94 May (2002). [93](#)
- [11] P.C. TAY, S.T. ACTON, AND J.A. HOSSACK. *A stochastic approach to ultrasound despeckling*. Biomedical Imaging : Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on pages 221–224 (2006). [93](#), [95](#), [96](#), [97](#)
- [12] J.S. LEE. *Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics*. PAMI **2**(2), 165–168 March (1980). [96](#), [97](#)
- [13] V.S. FROST, J.A. STILES, K.S. SHANMUGAN, AND J.C. HOLTZMAN. *A model for radar images and its application to adaptive digital filtering for multiplicative noise*. PAMI **4**(2), 157–166 March (1982). [96](#), [97](#)
- [14] M. NAGAO AND T. MATSUYAMA. *Edge preserving smoothing*. Computer Graphics and Image Processing **9**, 394–407 (1979). [96](#), [97](#)
- [15] Y. YU AND S.T. ACTON. *Speckle reducing anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Image Processing **11** (2002). [96](#), [97](#)
- [16] A. BUADES, B. COLL, AND J. M. MOREL. *A review of image denoising algorithms, with a new one*. Multiscale Modeling & Simulation **4**(2), 490–530 (2005). [96](#), [97](#)

Chapitre VI

Segmentation d'échographies rénales : état de l'art

Afin d'améliorer le retour visuel au cours des ponctions rénales, ce travail de thèse s'est orienté vers le développement d'une méthode de suivi du rein sur des séquences échographiques.

Il a été nécessaire, dans un premier temps, de développer une méthode de filtrage des données échographiques afin de limiter le bruit dans les images et d'en rehausser le contraste. Cette étape, présentée dans les chapitres précédents, était le prélude au développement d'une méthode efficace de suivi des structures sur des séquences ultrasonores.

Cette méthode sera décrite dans le chapitre VII.

Dans un premier temps, nous allons effectuer une brève revue des techniques employées en traitement d'image afin de segmenter des images échographiques.

1 Introduction

La connaissance précise du volume, de la forme et de la position d'un organe ou d'une lésion est souvent primordiale dans le diagnostic et le traitement de nombreuses pathologies [1] [2]. A titre d'exemple, l'évaluation de la mesure des lésions primitives et secondaires dans le cadre de la mise au point d'un traitement anti-tumoral est actuellement basée sur l'évolution de la longueur des lésions. Cette évaluation est effectuée de façon manuelle à l'aide d'une règle ou d'un pied à coulisse et le volume de la lésion est déduit de ces données approximatives (critères RECIST : Response Evaluation Criteria In Solid Tumors). L'automatisation de ces mesures et leur réalisation sur les images de façon fine ainsi que le développement de méthodes robustes permettraient une amélioration sensible de l'évaluation de l'évolution des pathologies. Pour ce faire, la mise en place d'outils permettant de déterminer de façon automatique ou semi-automatique le contour des organes ou lésions apparaît comme nécessaire.

En traitement d'image, la segmentation est un processus de bas niveau consistant à séparer l'image en zones homogènes appelées régions [3]. Cette séparation se fait selon un ou plusieurs critères de similarité (le niveau de gris par exemple) et de proximité spatiale. L'union de toutes les régions obtenues après segmentation doit redonner l'image initiale [3]. Un pixel ne peut donc appartenir qu'à une seule région [4] (cette définition est assouplie dans le cadre des segmentations floues, où un pixel peut posséder un degré d'appartenance à plusieurs régions).

La notion de région est ainsi fortement liée à la notion de connexité entre pixels (des pixels non connexes ne peuvent appartenir à une même région) ainsi qu'à la notion de critère de similarité (tous les pixels d'une même région doivent posséder des propriétés communes distinctes des propriétés des autres régions de l'image).

Certains auteurs [1] définissent la segmentation en imagerie médicale comme une réduction du cas général de la segmentation au cas particulier de deux régions : la zone d'intérêt que l'on cherche à segmenter de la façon la plus précise possible, et le reste de l'image.

D'après Maitre *et al.* [5], les algorithmes de segmentation peuvent être regroupés en trois grandes classes : la segmentation basée sur les pixels, celle basée sur les contours et enfin celle basée sur les régions.

La segmentation basée sur les pixels concerne essentiellement l'histogramme de l'image, à partir duquel on construit des classes de niveaux par seuillage. Pour ce faire, des algorithmes de clustering ou de clustering flou sont généralement utilisés [5]. Cette méthode de segmentation est peu utilisée en échographie en raison de la faible qualité des données et du faible contraste. Elle ne fera donc pas l'objet d'une étude plus avant dans ce manuscrit. On peut toutefois citer les travaux de Wu *et al.* [6] ou Moysan *et al.* [7] comme exemple de travaux utilisant respectivement des fenêtres adaptatives ou une matrice de co-occurrence afin de segmenter des données ultrasonores. Dans la suite, nous allons nous attacher à présenter les deux autres grandes classes de segmentation.

Il est à noter que, si nous avons décidé d'utiliser une séparation en trois classes d'algorithmes telle que celle présentée dans le cours de Laurent Baillie [3], on retrouve également souvent une présentation des algorithmes de segmentation en deux grandes familles : les méthodes locales et les méthodes globales [4]. La classe des méthodes combinant à la fois régions et contours sera présentée conjointement aux méthodes basées sur les régions.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter le principe des approches basées sur la recherche de frontières ainsi que leurs applications en imagerie ultrasonore, puis le principe des méthodes basées sur la recherche de régions cohérentes ainsi que les travaux utilisant ce genre d'approche en échographie. Nous ne nous

limiterons pas à la présentation des travaux existant en échographie rénale, ceux-ci étant peu nombreux, mais nous présenterons également les applications de ces techniques dans d'autres types d'imagerie échographique. Une revue assez complète, par organe, des méthodes utilisées en segmentation de données échographiques a été proposée par Noble *et al.* en 2006 [8]. On peut ainsi constater que la majorité des travaux effectués dans ce domaine s'est concentrée sur l'imagerie cardiaque, vasculaire et gynécologique.

2 Approches basées contour

2.1 Méthodes dérivatives

2.1.1 Principe

Le principe des méthodes dérivatives est de rechercher les variations locales d'intensité. On va ainsi rechercher les points de fort gradient (extremum de la dérivée première) ou de dérivée seconde nulle (points d'inflexion du signal, si l'on considère un signal mono-dimensionnel).

D'après Maitre *et al.* [5], on peut décomposer ces méthodes en deux grandes familles : les approches classiques, composées des détecteurs de gradient par filtrage, masquage et des détecteurs de passage au zéro du laplacien, et les approches analytiques avec les critères de Canny et les filtrages de Shen, Deriche et Castan.

Dans les paragraphes suivants, nous allons présenter succinctement le fonctionnement de ces méthodes, ainsi que leurs applications en segmentation de données échographiques. Pour une présentation plus détaillée de ces méthodes, nous invitons le lecteur à se reporter à [5] et [4].

Les approches classiques Comme on l'a vu précédemment, les approches classiques se composent des détecteurs de gradient par filtrage, des détecteurs par masquage et de ceux détectant le passage par zéro du Laplacien.

La première famille de méthodes se fonde généralement sur une recherche d'extremum de la dérivée première du signal en utilisant un filtrage passe-haut des données (après application d'un filtre passe-bas pour réduire le bruit [5]). Torre *et al.* [9] proposent un récapitulatif de ces méthodes.

La deuxième famille est composée d'opérateurs dérivatifs du premier ordre. On approche les dérivées directionnelles horizontales et verticales par des différences finies et on calcule des estimateurs locaux de l'image ou de ses dérivées. Afin d'obtenir ces estimateurs, on applique sur l'image des masques de taille 2×2 ou 3×3 : la valeur des composants du masque diffère selon le filtre utilisé. On peut ainsi citer les masques de Sobel[10], Prewitt [11] ou Roberts [12].

Il serait difficile de clore cette section sans aborder le sujet des opérateurs de second ordre, précurseurs des filtres bio-inspirés.

Prenant en compte le fait que le maximum du gradient dans sa direction correspond au passage par zéro du laplacien, ces techniques effectuent un filtrage de l'image en calculant la dérivée seconde d'un filtre passe-bas utilisé dans le but d'éliminer le bruit de l'image, puis détectent les passages par zéro de la fonction ainsi obtenue [5]. En effet, ces techniques, de même que les précédentes sont très sensibles au bruit et nécessitent donc un filtrage préalable. Marr *et al.* proposent une revue détaillée de ces méthodes dans [13].

Les approches analytiques Les approches analytiques ou par filtrage optimal consistent à trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle $h(x)$ [4] déterminé analytiquement à partir de trois contraintes :

- la nécessité d'obtenir une réponse forte même pour de faibles contours (critère de détection),
- la garantie d'une localisation correcte
- la garantie de l'unicité de la détection ou réduction des maxima détectés en raison du bruit.

Cette approche a été développée par Canny en 1986 [14] puis reprise et étendue par la suite par Deriche en 1987 [15], qui a proposé un filtre à réponse impulsionnelle dont les conditions aux limites différaient de celles proposées par Canny.

On peut également citer le filtre de Shen et Castan en 1986 [16]; les auteurs utilisent une approche voisine de celle de Canny et donnent une localisation très précise des contours au prix d'une grande sensibilité au bruit [5].

2.1.2 Méthodes dérivatives et échographie

En raison de leur grande sensibilité au bruit, les méthodes dérivatives sont peu utilisées en segmentation d'images échographiques. Généralement, ces techniques interviennent comme étape préalable à une segmentation par contours actifs, par exemple.

On peut toutefois citer des travaux tels que ceux de Hamou *et al.* [17], où la segmentation de la carotide sur des images échographiques est réalisée en utilisant un filtrage de Canny appliqué après une égalisation d'histogramme, complété par différentes opérations de morphologie mathématique.

Une segmentation d'échographies aortiques basée sur une version modifiée des filtres de Canny et Deriche a également été proposée par Adam *et al.* [18].

Dans le cas de l'échographie rénale, les gradients permettant de définir les frontières des tissus sont très faibles voire inexistantes ce qui rend les approches de ce

type inopérantes.

2.2 Méthodes variationnelles

2.2.1 Principe

Une méthode emblématique des méthodes variationnelles est celle des contours actifs ou *snakes*.

Proposée par Kass *et al.* en 1988 [19], elle effectue une analogie avec la physique en considérant le problème de la segmentation comme la nécessité de minimiser une fonction d'énergie. Il s'agit d'une méthode semi-automatique dans laquelle l'utilisateur dessine un premier contour au voisinage de la forme à segmenter. Ce premier contour va ensuite se déformer afin d'épouser la forme sur l'image sous l'action de trois forces : l'énergie interne, ou énergie propre, qui est un terme de régularisation prenant en compte les variations de longueur de la courbe, l'énergie potentielle, ou énergie image, qui exprime les variations de la courbe et enfin l'énergie externe, terme permettant d'introduire des informations de haut niveau par le biais de l'utilisateur [5].

De nombreuses améliorations de cette méthode ont été proposées telles que les *level sets*[20] ou *ensembles de niveaux*, qui permettent une modification de la topologie des contours, les *contours actifs géodésiques*[21], qui utilisent des méthodes proches de celles des ensembles de niveaux, les *balloon snakes*, [22] qui permettent de contourner le problème posé par une initialisation trop éloignée du contour réel, ou encore les *gradient vector flow* [23] (GVF) qui utilisent un champ d'énergie calculé à partir du gradient de l'intensité.

Le couplage des contours actifs avec des méthodes basées sur les statistiques de région a également été proposé par Chesnaud *et al.* dans [24] ce qui a permis d'effectuer une différentiation entre forme et fond dans un cadre de segmentation sur des images où les contours des objets étaient peu visibles.

2.2.2 Méthodes variationnelles et échographie

Les contours actifs ont été massivement utilisés en segmentation d'images échographiques, en raison de la souplesse de forme qu'ils offrent. Toutefois, leur utilisation s'est toujours heurtée au problème du bruit dans les images ultrasonores, qui imposait l'utilisation préalable de filtres restrictifs pour éviter le problème des artefacts créant des minima locaux.

Ainsi, une segmentation par contour actif utilisant le coefficient de variation local et appliquée après un filtrage anisotrope a été proposée dans [25]. Les contours actifs ont également été utilisés sur des images échographiques cardiaques par Mignotte *et al.* [26] ou sur des images échographiques rénales par Xie *et al.* [2] ; dans ce dernier cas

les level sets sont utilisés en combinaison avec des informations *a priori* de texture et de forme.

L'ajout d'informations de région aux contours actifs s'est matérialisée via une approche dite de contours actifs basés régions. On peut ainsi citer les travaux de Lecellier *et al.* [27] qui utilisent des *a priori* sur le bruit, la texture et la forme des structures d'intérêt pour effectuer une segmentation sur des images d'échographie cardiaque.

A l'inverse des méthodes présentées dans la section 2, qui reposaient sur la recherche de "ruptures" dans l'image pouvant représenter des frontières, les approches basées région reposent sur la recherche de zones homogènes, les contours étant définis comme les frontières de ces régions [4]. Ces approches sont présentées ci-dessous.

3 Approches basées région

L'objectif de cette section n'est pas d'effectuer un relevé exhaustif des méthodes utilisant l'information de région pour la segmentation, seules certaines grandes familles d'approches y seront présentées. Nous avons ainsi exclu de cette présentation les méthodes sur histogramme ou l'approche de Mumford et Shah [28] par exemple, peu utilisées en imagerie échographique en raison de leur difficulté de mise en oeuvre. Un lecteur intéressé trouvera une explication détaillée de ces méthodes dans [5].

Dans la suite de ce chapitre, nous allons donc nous attacher à quatre grandes familles de méthodes : la croissance de région, les approches combinant division et fusion, les approches markoviennes et celles basées sur la morphologie mathématique.

3.1 Croissance de région

3.1.1 Principe

Le principe de base des méthodes de croissance de région repose sur l'agglomération autour d'un pixel (le germe) de l'ensemble des pixels adjacents répondant à un certain critère d'homogénéité, et ce jusqu'à convergence, la convergence étant définie comme l'arrêt de satisfaction de la condition d'agrégation des pixels. On obtient ainsi une partition de l'image en deux régions : l'objet d'intérêt et le reste.

Le point amorce, ou graine, peut être choisi soit par l'utilisateur, soit de manière automatique, en évitant les zones de fort gradient. Il existe également des versions de la méthode prenant en compte plusieurs graines, afin d'obtenir une partition de l'image en plus de deux régions et de segmenter directement plusieurs formes sur une même image.

Un des gros problèmes de ce type de méthodes est la grande sensibilité au gradient d'intensité. Ainsi, si une région de l'image présente un gradient continu de couleur, elle sera entièrement regroupée dans une même région en raison de la méthode locale d'agglomération. C'est de plus un algorithme qui, en fonction de la méthode de calcul d'homogénéité choisie, sera très sensible à l'ordre de parcours des pixels et au bruit.

3.1.2 Méthodes de croissance de région et échographie

Malgré sa grande sensibilité au bruit, la méthode de croissance de région a été utilisée à maintes reprises en segmentation de données ultrasonores.

Ainsi, Thakur *et al.* [29] ont proposé une méthode basée sur de la croissance de région pour segmenter des lésions tumorales mammaires et hépatiques.

L'algorithme de segmentation proposé par Hao *et al.* [30] effectue une croissance de région sur des vecteurs de caractéristiques composés de critères calculés à partir de la matrice de co-occurrence et d'une analyse en ondelettes. Il a été appliqué sur des échocardiographies de porc.

On peut également citer les travaux de Poonguzhali *et al.* [31] qui segmentent l'image en appliquant la croissance de région à des critères de texture calculés à partir de la matrice de co-occurrence des pixels. Les travaux de Potocnik *et al.* [32] présentent, quant-à-eux, un algorithme en trois phases pour la segmentation des follicules. Ils ont par la suite étendu leurs travaux [33] au suivi des objets sur les séquences d'images en combinant l'information obtenue par la détection de l'objet à l'image courante à l'utilisation d'un filtre de Kalman pour prédire la position de l'objet dans l'image suivante de la séquence. Ils se sont ainsi attachés à suivre des follicules ovariens sur des séquences d'échographies ovariennes.

Si ce genre d'approche peut sembler très prometteur dans notre cas, le manque de contraste dont souffrent les échographies rénales, ainsi que la difficulté à localiser la frontière du rein sur l'image rend difficile leur utilisation. En effet, les méthodes de croissance de région tendent dans ce cas à sur-agglomérer les éléments de l'image, la région obtenue ne représentant plus exclusivement le rein.

Afin de limiter la sensibilité au bruit et de pallier le problème du gradient, une des idées à été de regrouper non pas des pixels mais des zones homogènes adjacentes de l'image préalablement calculées comme on va le voir dans la section suivante.

3.2 Division-Fusion et Fusion-Division

3.2.1 Principe

Dans la méthode de division-fusion ou *Split and Merge* [34], une partition de l'image en zones homogènes est d'abord créée, puis les régions adjacentes sont regroupées selon un deuxième critère d'homogénéité. Un des principaux avantages

de cette méthode est de permettre d'apporter une réponse au problème du gradient comme on l'a vu précédemment. Toutefois, en raison des règles de découpage utilisées dans la procédure de division, règles utilisant une représentation en arbre quaternaire des données, la topologie finale présente un aspect un peu "carré" créant ainsi par endroit des artefacts pouvant mener à une sur-segmentation, c'est à dire à la création artificielle d'un trop grand nombre de régions par rapport au nombre attendu.

Afin de pallier ce problème, une méthode basée sur le principe de fusion puis division a été proposée par Priese *et al.* [35]. Cette méthode, intitulée *Color Structure Code* (CSC), se fonde non plus sur une représentation en arbres quaternaires mais sur une topologie hiérarchique hexagonale. Elle utilise conjointement des informations locales et globales, ce qui lui permet de passer outre le problème du gradient. Intrinsèquement parallèle, elle permet un découpage efficace des frontières des zones [3]. Toutes ces caractéristiques répondant partiellement à la problématique posée au début de cette thèse, nous avons décidé de nous appuyer par la suite sur cet algorithme afin de construire notre méthode de suivi de contours, comme nous le verrons au chapitre suivant.

3.2.2 Méthodes de Division-Fusion et Fusion-Division et échographie

Les méthodes de division-fusion ou split and merge ont été, en raison de leur complexité de mise en oeuvre, moins utilisées que les méthodes de croissance de région classiques en segmentation d'images échographiques. En effet, d'un point de vue algorithmique celles-ci ne nécessitent pas l'utilisation d'une dichotomie spécifique telle que celle des arbres quaternaires et sont donc de ce fait plus faciles à mettre en oeuvre.

On peut toutefois citer les travaux de Muzzolini *et al.* [36] sur la segmentation de follicules ovariens. Ces travaux combinent une méthode de split and merge contrôlée via une approche type Metropolis [37][38] et l'utilisation de critères de texture. A notre connaissance, aucun travail n'utilise à ce jour les méthodes de fusion-division pour segmenter des données échographiques.

Parallèlement à ces approches classiques du traitement d'image, il nous a paru important d'offrir un bref aperçu d'un ensemble de méthodes issues des mathématiques et proposant des solutions originales aux problèmes de filtrage ou de segmentation, par exemple.

Cet ensemble de méthodes regroupées sous l'appellation de morphologie mathématique font l'objet de la section suivante.

3.3 Morphologie mathématique

Inventée et développée dans les années 60 à 70 par Georges Matheron et Jean Serra à l'École des Mines de Paris, la morphologie mathématique est une théorie de traitement non linéaire de l'information reposant sur la théorie des ensembles. Fortement motivée au départ par des problématiques industrielles, et développée pour l'étude des matériaux poreux, elle est aujourd'hui très utilisée en traitement d'images.

3.3.1 Principe

Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation à partir d'un élément structurant. A partir de ces deux opérateurs, on peut reconstruire la plupart des méthodes utilisées en morphologie mathématique pour le filtrage ou la segmentation d'images [39].

On peut ainsi, à partir de dilatations et d'érosions de l'image en niveaux de gris, obtenir le gradient morphologique de l'image qui donne une approximation du module du vecteur gradient en chaque point [4].

L'utilisation d'*opérations d'amincissements morphologique* permet de réaliser une segmentation par ligne de partage des eaux (LPE). Cette méthode, basée sur une analogie avec les crêtes séparant deux bassins versants en géographie, effectue une segmentation de l'image en cherchant à déterminer les zones d'influence (ensemble des points de l'image plus près du bassin considéré que de tout autre bassin) et les squelettes par zone d'influence, qui représentent les frontières les séparant.

Pour ce faire, deux classes d'algorithmes existent : par immersion [40] et par distances géodésiques [41].

3.3.2 Morphologie mathématique et échographie

Le plus souvent les méthodes de morphologie mathématique se retrouvent dans deux cas précis : en post-traitement des contours obtenus par une autre méthode, afin d'obtenir un contour fin et continu ou comme méthode de segmentation, par le biais de l'utilisation de la LPE.

Celle-ci a été utilisée par exemple par Abdel-Dayem *et al.* [42] pour la segmentation de l'artère carotide, par Huang *et al.* [43] pour la segmentation de lésions dans le cadre du cancer du sein ou encore par Deka *et al.* [44] avec une combinaison de gradient morphologique multi-échelle et de segmentation par LPE.

En raison du fort bruit et du faible contraste caractéristiques de l'échographie rénale, leur utilisation dans ce cadre conduit souvent à une sur-segmentation souvent inexploitable.

3.4 Méthodes markoviennes

3.4.1 Principe

Le formalisme Markovien en imagerie est un concept originellement issu de la physique dans lequel l'indice de temps est remplacé par la notion de voisinage spatial [45].

Dans le cadre de ce formalisme, on considère l'information contenue dans les interactions locales entre niveaux de gris voisins afin d'obtenir une segmentation de l'image. Celle-ci est représentée sous une forme probabiliste et considérée comme un ensemble de sites finis, assimilable à un graphe. Les sites correspondent aux pixels, et à chaque site est associé un descripteur. L'image est ainsi considérée comme la réalisation d'un champ aléatoire et on peut associer à chaque site une variable aléatoire dont une des réalisations peut être le niveau de gris du pixel [45].

Comme on l'a vu précédemment, la notion d'interactions locales est primordiale dans le formalisme présenté. Il est donc nécessaire de munir le graphe représentant l'image d'un système de voisinage (souvent en 4 ou 8 connexité) dont on pourra déduire un système de cliques.

Deux points sont dits connexes s'il sont tous deux voisins selon un système de voisinage donné. Il existe trois grands types de connexité, la 4-connexité, définie sur une grille carrée, la 6-connexité, définie sur une grille hexagonale et la 8-connexité, définie également sur une grille carrée. Des exemples de 4 et 8 connexité sont présentés sur la figure VI.1.

Une clique peut ainsi être définie soit comme un singleton, soit comme un ensemble de sites (ou pixels) voisins. On pourra donc définir un potentiel de clique, calculé à partir des descripteurs des pixels de cette même clique, et l'énergie locale en un site donné sera égale à la somme des potentiels de toutes les cliques auxquelles il appartient [45].

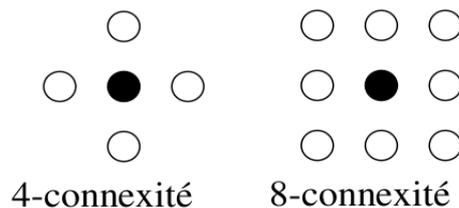


Figure VI.1 – Configuration des pixels en 4 et 8 connexité [45]

Différents champs de Markov définis par leur voisinage et leurs fonctions de potentiel sont généralement utilisés : le modèle d'Ising, le modèle de Potts et le modèle markovien gaussien [45].

Le modèle d'Ising, le plus simple et le plus ancien, considère uniquement un espace binaire de descripteurs et est donc peu utilisé en segmentation d'images. A l'inverse, le modèle de Potts est le plus utilisé car il considère un espace de dimension m , m pouvant être le nombre de niveaux de gris d'une image, par exemple. Moins utilisé et réservé aux images en niveaux de gris, le modèle markovien gaussien considère un espace de taille 256 (ses valeurs allant de 0 à 255) et un voisinage 4 ou 8 connexe [45].

3.4.2 Méthodes markoviennes et échographie

Les méthodes markoviennes ont principalement été utilisées en segmentation d'images radar à synthèse d'ouverture, dont le bruit et le mode de formation les rapprochent fortement des images ultrasonores. On peut ainsi citer les travaux de Benboudjema *et al.* [46] où les triplets de champs de Markov sont utilisés afin d'effectuer une segmentation non supervisée d'images radar ou encore les travaux de Kong *et al.* [47] où une utilisation couplée de la distribution Gamma et des champs de Markov est faite pour reconstruire et segmenter des données radar.

Les champs de Markov ont également été utilisés par Herlin *et al.*[48] dans la segmentation d'échographies cardiaques, et dans [49] et [50] où ils sont utilisés pour ajuster les déformations d'un modèle prédéfini de contour de rein ou encore dans [26] où ils permettent le tracking de séquences d'échographie cardiaque.

Le problème de l'utilisation de ce genre d'approches est double. En premier lieu, la statistique très particulière des images échographiques rend très difficile l'utilisation des méthodes Markovienne car l'inférence de la valeur d'un pixel à partir de ses voisins peut s'avérer discutable. En second lieu, la lourdeur inhérente à ces méthodes qui rend très difficile leur utilisation dans un cadre temps réel.

4 Conclusion

Les méthodes de segmentation d'images sont nombreuses et ce chapitre n'avait pas pour vocation d'en effectuer une présentation exhaustive. Nous avons toutefois présenté les principales méthodes utilisées en segmentation d'échographie ainsi que leurs limites.

Le travail de cette thèse se plaçant dans le cadre d'une aide per-opératoire, l'accent a été mis sur la recherche de méthodes rapides ou facilement parallélisables et nous avons donc décidé de nous concentrer sur une approche basée région, comme nous le verrons dans le prochain chapitre.

Références bibliographiques

- [1] J. NAUROY. *Traitements interactifs d'images radiologiques et leurs applications cliniques*. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France november (2010). [103](#), [104](#)
- [2] J. XIE, Y. JIANG, AND H. TSUI. *Segmentation of kidney from ultrasound images based on texture and shape priors*. IEEE Transactions on Medical Imaging **24**, 45–57 (2005). [103](#), [107](#)
- [3] J.C BAILLIE. *Traitement d'image et vision artificielle, cours*. (2003). [104](#), [110](#)
- [4] J.P COCQUEREZ AND S. PHILIPP-FOLIGUET. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson (1995). [104](#), [105](#), [106](#), [108](#), [111](#)
- [5] H. MAÎTRE. *Le traitement des images*. Hermès (2003). [104](#), [105](#), [106](#), [107](#), [108](#)
- [6] L.U. WU, M.A. SONGDE, AND L.U. HANQING. *An effective entropic thresholding for ultrasonic images*. Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition-Volume 2 - Volume 2 pages 1552– (1998). [104](#)
- [7] J. MOYSAN, G. CORNELOUP, I.E. MAGNIN, AND P. BENOIST. *Cracklike defects detection and sizing from image segmentation through co-occurrence matrices analysis*. Ultrasonics **30**(6), 359–363 (1992). [104](#)
- [8] J.A. NOBLE AND D. BOUKERROUI. *Ultrasound image segmentation : A survey*. MedImg **25**(8), 987–1010 August (2006). [105](#)
- [9] V. TORRE AND T. POGGIO. *On edge detection*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **8**(2), 147–163 (1986). [105](#)
- [10] I. SOBEL. *An isotropic 3x3 image gradient operator*. H. Freeman, editor, Machine Vision for Three-Dimensional Scenes, Academic Press (1990). [105](#)

Références bibliographiques

- [11] J.M.S. PREWITT. *Object enhancement and extraction*. pages 75–149 (1970). [105](#)
- [12] L.G ROBERTS. *Machine Perception of Three-Dimensional Solids*. Outstanding Dissertations in the Computer Sciences. Garland Publishing, New York (1963). [105](#)
- [13] E. HILDRETH D. MARR. *Theory of edge detection*. Proceedings of the Royal Society of London, Biological Sciences (1980). [106](#)
- [14] F.J CANNY. *A Computational Approach to Edge Detection*. IEEE-PAMI **8**(6), 679–698 (1986). [106](#)
- [15] R. DERICHE. *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*. The International Journal of Computer Vision **1**(2), 167–187 MAY (1987). [106](#)
- [16] J. SHEN AND S. CASTAN. *An optimal linear operator for edge detection*. CVPR Miami (1986). [106](#)
- [17] A.K HAMOU AND M.R EL-SALLA. *A novel segmentation technique for carotid ultrasound images*. Proceedings of ICASSP (2004). [106](#)
- [18] D.R. ADAM AND R. RAVHON. *Echo ultrasound measurement of lumen size in aortic aneurysm*. Computers in Cardiology (1998). [106](#)
- [19] M. KASS, A.P. WITKIN, AND D. TERZOPOULOS. *Snakes : Active contour models*. International Journal of Computer Vision **1**(4), 321–331 (1988). [107](#)
- [20] S. OSHER AND J.A. SETHIAN. *Fronts propagating with curvature-dependent speed : Algorithms based on hamilton-jacobi formulations*. Journal of Computational Physics **79**, 12–49 (1988). [107](#)
- [21] V. CASELLES, R. KIMMEL, AND G. SAPIRO. *Geodesic Active Contours*. International Journal of Computer Vision **22**(1), 61–79 feb (1997). [107](#)
- [22] L.D. COHEN. *On active contour models and balloons*. CVGIP : Image Underst. **53**, 211–218 March (1991). [107](#)
- [23] C.Y. XU AND J.L. PRINCE. *Gradient vector flow : A new external force for snakes*. CVPR97 pages 66–71 (1997). [107](#)
- [24] C. CHESNAUD, P. RÉFRÉGIER, AND V. BOULET. *Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. **21**(11), 1145–1157 (1999). [107](#)

- [25] C. TAUBER. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseiht February (2005). 107
- [26] M. MIGNOTTE, J. MEUNIER, AND J.C. TARDIF. *Endocardial boundary estimation and tracking in echocardiographic images using deformable template and markov random fields*. PAA 4(4), 256–271 (2001). 107, 113
- [27] F. LECELLIER. *Les contours actifs basés région avec a priori de bruit, de texture et de forme : Application à l'échocardiographie*. Thèse Université de Caen (2009). 108
- [28] D. MUMFORD AND J. SHAH. *Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems*. Communications on Pure and Applied Mathematics 42(5), 577–685 (1989). 108
- [29] A. THAKUR AND R. SHYAM ANAND. *A local statistics based region growing segmentation method for ultrasound medical images*. International journal of signal processing 1 (2004). 109
- [30] X. HAO, C. BRUCE, C. PISLARU, AND J.F. GREENLEAF. *A novel region growing method for segmenting ultrasound images*. IEEE Ultrasonics symposium (2000). 109
- [31] S. POONGUZHALI AND G. RAVINDRAN. *A complete automatic region growing method for segmentation of masses on ultrasound images*. ICBPE (2006). 109
- [32] B. POTOČNIK AND D. ZAZULA. *Automated analysis of a sequence of ovarian ultrasound images. part i : segmentation of single 2d images*. Image Vision Comput. 20(3), 217–225 (2002). 109
- [33] B. POTOČNIK AND D. ZAZULA. *Automated analysis of a sequence of ovarian ultrasound images. part ii : prediction-based object recognition from a sequence of images*. Image Vision Comput. 20, 227–235 (2002). 109
- [34] S.L. HOROWITZ AND T. PAVLIDIS. *Picture segmentation by a directed split and merge procedure*. ICPR74 pages 424–433 (1974). 109
- [35] L. PRIESE AND V. REHRMANN. *A fast hybrid color segmentation method*. DAGM-Symposium pages 297–304 (1993). 110
- [36] R.E. MUZZOLINI, Y.H. YANG, AND R.A. PIERSON. *A multiresolution texture segmentation approach with application to diagnostic ultrasound images*. MedImg 12(1), 108–123 March (1993). 110

Références bibliographiques

- [37] N. METROPOLIS, A.W. ROSENBLUTH, M.N. ROSENBLUTH, A.H. TELLER, AND E. TELLER. *Equation of State Calculations by Fast Computing Machines*. The Journal of Chemical Physics **21**(6), 1087–1092 (1953). [110](#)
- [38] W. K. HASTINGS. *Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications*. Biometrika **57**(1), 97–109 April (1970). [110](#)
- [39] J. SERRA. *Introduction à la Morphologie Mathématique*. Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique, École des Mines de Paris (1969). [111](#)
- [40] L. VINCENT AND P. SOILLE. *Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. **13**, 583–598 June (1991). [111](#)
- [41] F. MEYER. *Topographic distance and watershed lines*. Signal Process. **38**, 113–125 July (1994). [111](#)
- [42] A.R. ABDEL-DAYEM, M.R. EL-SAKKA, AND A. FENSTER. *Watershed segmentation for carotid artery ultrasound images*. Computer Systems and Applications, ACS/IEEE International Conference on **0**, 131–vii (2005). [111](#)
- [43] Y.L HUANG AND D-R. CHEN. *Watershed segmentation for breast tumor in 2-d sonography*. Ultrasound in Medicine and Biology **30**(5), 625–632 (2004). [111](#)
- [44] B. DEKA AND D. GHOSH. *Watershed segmentation for medical ultrasound images*. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (2006). [111](#)
- [45] F. TUPIN AND M. SIGELLE. *Champs de Markov en traitement d'image- photocopié de cours du module C3M*. Département TSI - Télécom Paris (1999). [112](#), [113](#)
- [46] D. BENBOUDJEMA, F. TUPIN, W. PIECZYNSKI, M. SIGELLE, AND J.-M. NICOLAS. *Unsupervised segmentation of sar images using triplet markov fields and fisher noise distributions*. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (2007). [113](#)
- [47] Y. KONG AND J. ZHOU. *A new method of sar image reconstruction and segmentation*. In *Proceedings of the 2009 International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, CAR '09*, pages 249–253, Washington, DC, USA (2009). IEEE Computer Society. [113](#)

- [48] I.L. HERLIN, D. BÉRÉZIAT, G. GIRAUDON, C. NGUYEN, AND C. GRAFFIGNE. *Segmentation of echocardiographic images with markov random fields*. Rapport de recherche INRIA (1994). [113](#)
- [49] M. MARTIN-FERNANDEZ AND C. ALBEROLA-LOPEZ. *A bayesian approach to in vivo kidney ultrasound contour detection using markov random fields*. MICCAI, Springer (2002). [113](#)
- [50] M. MARTIN-FERNANDEZ AND C. ALBEROLA-LOPEZ. *An approach for contour detection of human kidneys from ultrasound images using markov random fields and active contours*. Medical Image Analysis (2005). [113](#)

Références bibliographiques

Chapitre VII

SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

1 Introduction

La mesure des volumes rénaux est un important paramètre clinique, tant chez l'adulte que chez le nouveau né ou le fœtus. Elle est ainsi utilisée, par exemple, dans le suivi des patients souffrant d'infections rénales ou encore dans l'étude de la sténose des vaisseaux rénaux. La méthode de mesure traditionnellement utilisée consiste à positionner une ellipse prédéfinie sur l'image afin d'approximer le volume rénal. Toutefois, il a été démontré que l'utilisation de cette méthode entraîne une sous-estimation de près de 25% du volume réel [1]. La nécessité s'est donc présentée de développer des méthodes précises d'estimation du volume rénal et donc du contour rénal sur des données échographiques.

Par ailleurs, comme on a pu le voir dans les chapitres précédents, l'échographie souffre de nombreux artefacts qui rendent difficile l'utilisation des méthodes classiques de segmentation, comme l'ont montré Noble *et al.* [2]. En effet, en raison des problèmes de speckle, de manque de contraste, de flou, d'occlusion et d'atténuation, la plupart des méthodes classiques échouent généralement lors de leur application à des données échographiques. A ces contraintes inhérentes à la technique échographique, s'ajoutent celles liées à l'imagerie du rein.

En effet, le rein étant un tissu mou, sa forme peut subir de grandes variations d'une séquence à l'autre, en fonction de l'angle de la prise de vue, de la pression de la sonde échographique, de la pression des instruments chirurgicaux, de la pathologie ou encore du poids du patient [1][3]. La spécificité des organes imagés et des images

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

résultantes engendre le plus souvent la création de méthodes de segmentation spécifiques à un tissu donné et difficilement exploitables pour un autre tissu.

Peu de travaux existent en segmentation d'images échographiques rénales, comme le montre l'absence de revue spécifique ou de catégorie dédiée dans les revues d'état de l'art en segmentation d'échographies[2][4]. Deux grandes familles se dégagent toutefois.

La première catégorie concerne les études *in vitro* du rein et a été développée essentiellement pour des raisons de mesures volumétriques du rein. On peut ainsi citer les travaux de Bakker *et al.*[5] ou Matre *et al.*[6]. Dans ces travaux, le rein est immergé dans un liquide, ce qui résout le problème de la différenciation entre le rein et les tissus environnants, qui est un des principaux problèmes de l'image échographique rénale. Cela résout également le problème du manque de contraste, qui peut rendre difficile la détection des contours, ainsi que les problèmes d'occlusion. De plus, dans le cas de l'acquisition de séquences *in vitro*, les problèmes liés aux mouvements vitaux tels que la respiration disparaissent. Ces méthodes sont donc difficilement exploitables dans notre cas.

Afin de pallier les problèmes liés aux études *in vivo*, certains auteurs utilisent des informations *a priori* concernant le rein. Ainsi Xie *et al.*[7] ont proposé un cadre de segmentation basé sur une connaissance *a priori* de la forme et de la texture du rein, en partant du principe que l'utilisation d'un modèle de la structure anatomique recherchée faciliterait la segmentation de l'organe et résoudrait le problème des contours manquants. Pour ce faire, les auteurs utilisent une base d'apprentissage de formes de rein, acquises par rayons X. Or, cette base de 20 images concerne seulement le rein gauche, et est acquise en utilisant toujours le même angle de vue : seules certaines petites différences locales existent d'une image à l'autre. Ces formes sont donc toutes semblables entre elles et les images échographiques analysées par la suite sont acquises selon le même point de vue que les images scanner ayant servi à créer la base d'apprentissage.

Ainsi, si les résultats présentés par les auteurs semblent impressionnants, la méthode nécessite, pour fonctionner dans un cadre per-opératoire, une base d'apprentissage conséquente contenant toutes les formes possibles de rein en fonction des pathologies, de l'angle de prise de vue, de la corpulence de la personne etc. ce qui

semble particulièrement difficile.

Martin *et al.*[1][3], quant à eux, utilisent une combinaison des champs de Markov avec les contours actifs. Ils possèdent une collection de patrons ellipsoïdaux prédéfinis, qu'ils font évoluer grâce aux champs de Markov, et qui peuvent également être définis par l'utilisateur. L'utilisation de modèles ellipsoïdaux permet de résoudre le problème des contours manquants, mais ne permet pas d'obtenir la forme précise du rein à l'image. En effet, on obtient uniquement une approximation ellipsoïdale, qui rend plus difficile un suivi per-opératoire ainsi qu'une étude fine de la déformation de l'organe au cours d'une intervention. Wu *et al.* [8] utilisent un modèle ellipsoïdal couplé aux critères de texture de Law permettant de définir des régions intérieures et extérieures à l'organe pour le déformer. Les auteurs concluent leur article en soulignant la nécessité de s'affranchir du modèle ellipsoïdal pour prendre en compte une plus grande variété de contours. La nécessité de développer une méthode robuste aux changements de forme de l'organe et s'affranchissant donc d'un patron *a priori* s'est donc imposée.

Le développement d'un algorithme utilisable pour du suivi dans un cadre per-opératoire nous a donc amenés à faire le choix d'une méthode ne nécessitant pas de base d'apprentissage, en raison de la difficulté de constitution de celle-ci et de la grande diversité de formes existante. Nous avons également décidé de nous focaliser sur le développement d'une méthode semi-automatique prenant en compte l'expertise du clinicien sur la première image. L'hypothèse d'un mouvement lent et continu a été posée. L'algorithme développé devant être utilisé dans un cadre clinique, nous avons orienté nos recherches vers des méthodes facilement parallélisables, dans l'optique d'une utilisation en temps-réel.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons donc présenter l'algorithme développé au cours de cette thèse, ainsi que son application à des données échographiques réelles. Dans un premier temps, il sera présenté en justifiant nos choix de conception. Puis, les résultats de segmentation sur des données réelles non filtrées seront présentés et enfin, nous comparerons nos résultats à ceux de la littérature et discuterons la possibilité d'optimiser notre algorithme dans l'optique d'une utilisation en temps réel.

2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Les difficultés inhérentes à la segmentation de données échographiques rénales nous ont amenés à effectuer des hypothèses de départ qui conditionnent un certain nombre de choix effectués par la suite, et qu'il nous semble important de préciser et de justifier ici :

1. *Initialisation manuelle* : le contour du rein sur la première image est fourni par l'utilisateur
2. *Hypothèse de continuité* : le mouvement de l'organe d'une image à l'autre de la séquence est lent et continu
3. *Passage à l'échelle* : les structures recherchées dans l'image sont suffisamment importantes pour exister encore après une réduction d'échelle de l'image contrairement à certains artefacts

Les deux premières hypothèses nous ont permis de pallier les problèmes de manque de référence de forme ou de texture liés au cadre non supervisé dans lequel se situe ce travail. En effet, en l'absence d'*a priori* de forme et de texture, elles nous permettent à la fois d'utiliser un modèle de référence propre à la séquence étudiée (le contour initial, qui sera recalculé par l'algorithme à des fins de validation), et de supposer que les paramètres utilisés pour caractériser la texture à des fins de segmentation sur la première image pourront également être utilisés sur les images suivantes de la séquence.

La seconde hypothèse, sans doute la plus importante, est celle qui nous permet de développer une méthode purement locale de suivi du contour, en nous autorisant à nous concentrer sur un voisinage proche de l'ancienne position de l'organe sur l'image suivante pour retrouver sa nouvelle position. En effet, elle exclut la possibilité de l'existence d'une grande distance en terme de localisation de l'organe entre deux images successives d'une même séquence.

La dernière hypothèse, quant à elle, nous permet d'utiliser l'image à une échelle inférieure afin d'effectuer toute l'étape de segmentation. En effet, la réduction de la

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

taille de l'image, d'un facteur 2 ici, est utilisée comme étape de pré-traitement. On va considérer, comme indiqué précédemment, que la structure recherchée, le rein, est suffisamment importante pour ne pas disparaître suite à un redimensionnement. On considère également que ce redimensionnement va permettre un lissage des données et sera une première étape de suppression des valeurs aberrantes engendrées par le speckle.

Le déroulement de la méthode est résumé sur le schéma VII.1. On peut ainsi constater que le principe global consiste à utiliser le contour obtenu pour l'image $n - 1$ comme initialisation à l'étape n , afin de définir une zone de recherche du nouveau contour, sur l'image n . Une initialisation manuelle du contour du rein sur la première image de la séquence est demandée au manipulateur ; tous les contours suivants seront dérivés de leurs prédécesseurs.

Une fois le premier contour obtenu, on effectue un redimensionnement de l'image puis une partition de celle-ci en vignettes et enfin une classification de ces dernières en zones homogènes est réalisée. Puis, pour chacun des points de l'ancien contour, on détermine une zone de recherche à partir de laquelle on va construire le suivant.

Par mesure de précaution, la détection de contour est également réalisée sur l'image de départ, afin de vérifier si le premier contour est correctement reconstruit.

L'algorithme est composé de plusieurs sous-modules. Les sections suivantes décrivent et justifient chacun d'entre eux.

2.1 Prétraitement : définition d'un critère de texture sur l'image

Sur les images échographiques, l'information donnée par les seuls niveaux de gris des pixels est souvent insuffisante pour permettre un traitement efficace. En effet, cette information est souvent duale, comme nous l'avons expliqué dans le premier chapitre. Elle combine ainsi renseignements sur la texture considérée et informations relatives au speckle, la différenciation des deux s'avérant souvent problématique. De plus, le contraste étant souvent très faible, les niveaux de gris dans l'image sont souvent très proches, quelle que soit la structure considérée et sont donc insuffisants pour caractériser les différents éléments contenus dans une image. L'idée est donc de

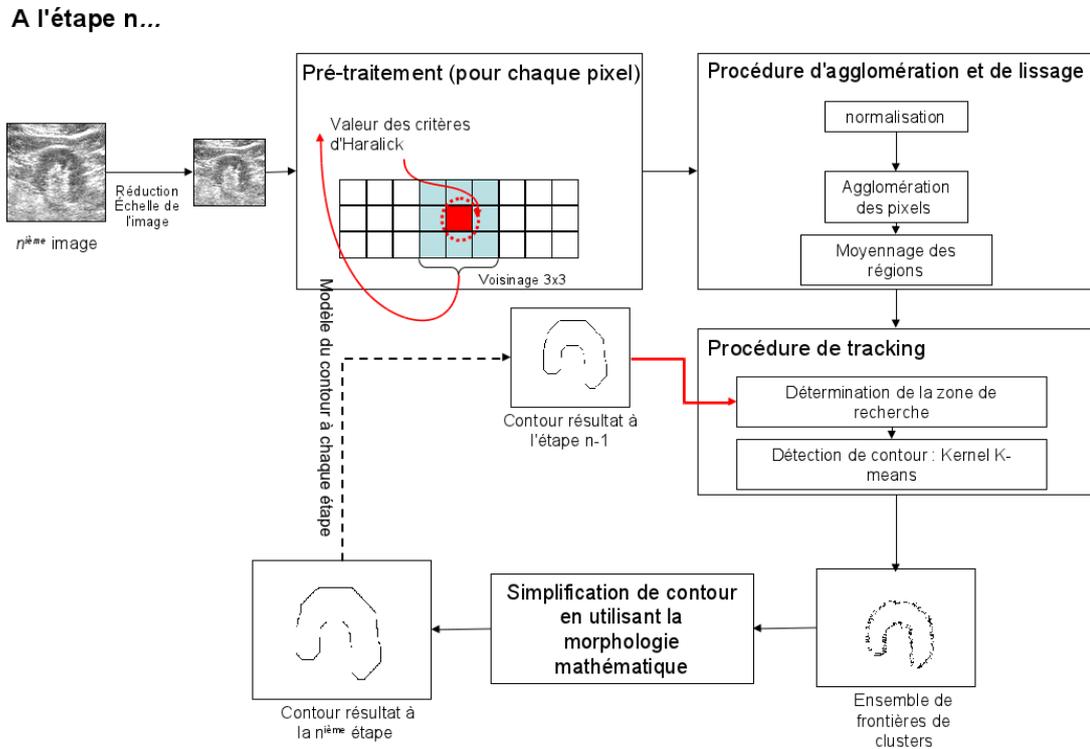


Figure VII.1 – Schéma récapitulatif de l'ensemble de la chaîne de traitement.

proposer un critère descriptif fournissant une information quantitative concernant le voisinage des pixels, tout en atténuant les artefacts liés au speckle. La valeur de ce critère pourrait alors remplacer avantageusement les niveaux de gris de l'image.

L'objectif de cette section est d'explicitier la méthodologie mise en oeuvre pour obtenir une représentation de l'image utilisant ce critère.

2.1.1 Préambule : De l'intérêt d'une réduction d'échelle

Comme on a pu le voir précédemment, les images échographiques sont en général corrompues par un bruit important qui en altère la netteté, en brouille les contours et en diminue les contrastes. Si le redimensionnement d'une image à une échelle inférieure peut engendrer un certain nombre d'artefacts, il permet également un lissage des valeurs aberrantes et d'augmenter artificiellement les contrastes au niveau des contours. De plus, l'utilisation d'une méthode de redimensionnement appropriée permet de limiter l'impact des artefacts indésirables tel que le phénomène de flou

pouvant apparaître parfois sur le résultat final.

Il est à noter que certains aspects considérés généralement comme des artefacts tel que la réduction des très petites structures sont ici un effet recherché. En effet, nous faisons l'hypothèse que la taille du tissu recherché le préserve de cette disparition alors que les pixels de bruit, souvent unitaires, seront plus à même de disparaître après redimensionnement.

De plus, l'échelle du redimensionnement étant une donnée maîtrisée, elle n'influe donc que peu sur les calculs de volume pouvant être effectués sur l'image réduite à des fins de quantification. La quantité d'information sur une image réduite étant inférieure à celle de l'image originale (celle-ci étant généralement de l'ordre de 512×512 pixels), cette réduction permet également une diminution du nombre d'opérations à effectuer et donc une accélération du processus de segmentation et de suivi. L'échelle utilisée ici sera de 0.5. En effet, au delà de cette valeur, nous avons considéré que le gain en terme de lissage étant contrebalancé par la quantité d'artefacts obtenus et que la dégradation de l'image qui en résultait était trop importante pour pouvoir permettre un traitement ultérieur à des fins de segmentation et de suivi.

2.1.2 Mode de représentation des données

Partant du postulat qu'un pixel représenté uniquement par son niveau de gris n'est pas une information suffisante pour permettre une segmentation correcte des images, la valeur unitaire que constitue le pixel est remplacée par une valeur prenant en compte à la fois le niveau de gris du pixel et sa position, mais également son voisinage. Cette valeur unitaire, *la vignette*, a pour objectif de représenter l'information contenue dans l'image, tout en étant moins sensible au bruit que ne l'est le seul pixel. Ainsi, nous ne considérerons plus les seuls niveaux de gris, mais également les caractéristiques de texture du voisinage d'un pixel donné, ce qui permet une moins grande sensibilité aux valeurs aberrantes ainsi qu'un lissage des données, préalable à l'opération de segmentation à proprement dite.

Une vignette peut ainsi être définie comme suit :

Définition Une vignette $s_{i,j}$ est définie comme un ensemble de trois éléments :

- les coordonnées de son centre (i, j) ,
- sa taille (identique pour toutes les vignettes d'une même image),

- un vecteur de critères de texture servant à la caractériser.

Pour chacun des pixels de l'image S , on calcule ainsi la vignette associée, centrée en ce pixel. C'est cette vignette qui sera utilisée dans tous les développements futurs, comme représentation de la texture et des niveaux de gris de l'image.

Afin d'obtenir une meilleure description de la texture, et pour limiter les effets de bords pouvant intervenir dans ce genre de cas, l'utilisation de la redondance offerte par le calcul de vignettes chevauchantes nous a paru utile. Chaque pixel intervient donc dans le calcul de plusieurs vignettes, et l'information concernant son niveau de gris est ainsi distribuée sur tout son voisinage. Une image n'est donc plus *un ensemble de pixels représentés par leur position et leur niveau de gris* mais *un ensemble de vignettes représentées par la position de leur centre ainsi que les critères de texture associés*.

L'intérêt d'une telle représentation est double : effectuer un lissage des données en prenant en compte le voisinage et en atténuant les valeurs aberrantes liées au speckle, et proposer une représentation locale de la texture de plus haut niveau informatif que le seul niveau de gris.

Comme mentionné précédemment, l'information du niveau de gris de chaque pixel ne sera donc plus utilisée de manière directe, mais sera remplacée par une information de texture calculée sur le voisinage de ce pixel. Nous détaillerons ce calcul dans la section suivante.

2.1.3 Critères de texture utilisés

Afin de remplacer la valeur du niveau de gris des pixels par une valeur moins sensible au bruit, nous calculons, pour chaque pixel, un ensemble de valeurs représentatives de la texture centrée en ce pixel.

De nombreuses mesures existent pour différencier les textures, comme par exemple, les filtres dyadiques de Gabor, les ondelettes, ou encore des approches statistiques telles que les matrices de co-occurrence. Notre choix s'est porté sur l'utilisation des critères de texture d'Haralick [9] (voir Annexe 1), souvent plébiscités pour leurs qualités de représentation de la texture et leur facilité d'utilisation.

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Chaque pixel sera désormais représenté par un vecteur de plusieurs critères de texture calculés sur 16 niveaux de gris, au lieu de son seul niveau de gris. Le choix de ces critères sera discuté et expliqué plus en détail dans la section concernant l'étude des paramètres. La décision d'effectuer l'étude sur 16 niveaux de gris est, quant à elle, motivée par le compromis nécessaire entre représentativité et temps d'exécution. En effet, en raison des faibles différences existant entre les niveaux de gris des images échographiques, 8 est une valeur trop faible pour capturer les différences pouvant exister entre les textures et 32, 64 ou 128 sont des valeurs trop importantes pour permettre de calculer des critères représentatifs, et imposent un temps de calcul prohibitif.

La notion de vignette définie dans la section précédente nous permet d'obtenir une représentation de l'image lissée, sur laquelle nous appliquerons un algorithme de segmentation. Toutefois, dans une optique de suivi, les vignettes définissent encore des structures trop petites pour être utilisées de manière efficace. En effet, si le nombre de faux contours liés au bruit est diminué par le passage d'une image de pixels à une image de vignettes, ils restent encore trop nombreux.

Il est donc nécessaire d'étiqueter les vignettes afin de les regrouper en blocs, *les régions*, afin de créer des structures "textuellement cohérentes", dans l'idée que les différentes textures de l'image décrivent différents tissus, et que les frontières ainsi définies offrent un certain sens du point de vue biologique. Afin d'effectuer cette opération, deux modes d'étiquetage des données ont été envisagés et implémentés, comme l'explique la section suivante. La section 4 propose une comparaison des résultats obtenus avec ces différents modes d'étiquetage.

2.2 Etiquetage des vignettes

En préambule aux deux méthodes proposées et mises en oeuvre au cours de ce travail, les notions d'étiquette et de région restent à définir :

Définition Une étiquette est un identifiant unique représentant une région à laquelle il est associé.

Définition Une région est le regroupement d'un ensemble de vignettes connexes, textuellement similaires. Elle est composée de :

- une étiquette

- une liste de centres de vignettes
- un vecteur de critères représentatifs de la texture de l'ensemble de la région.

Ne possédant aucune connaissance *a priori* concernant le nombre final de régions, le développement d'une méthode de classification non supervisée s'impose. Deux méthodes différentes sont mises en oeuvre ici et font l'objet des deux sous-sections suivantes.

2.2.1 L'agglomération hiérarchique

La méthode présentée ici est fortement inspirée de l'étape d'agglomération de l'algorithme de *Split and Merge*. Il s'agit donc d'une agglomération progressive des vignettes en régions homogènes, comme le montre le pseudo-code de la méthode présenté sur l'algorithme 3.

```
Données: imageVign :Image des vignettes
// Création d'un tableau de régions unitaires représentant
// chacune une vignette de l'image, chacune possède sa propre
// étiquette est composée d'une seule vignette
RegUnit = CreationRegionsUnitaires(imageVign)
// Création d'un graphe d'adjacence représentant les relations
// d'adjacence entre les différentes régions unitaires de
// l'image représentées par leur étiquette
AdjGraph = CreationGraphAdj(RegUnit)
tant que Non convergence faire
    pour Tout les éléments  $e_i$  adjacents d'AdjGraph faire
        si similarité ( $e_i, e_{i+1}$ ) < Seuil alors
            grouperRegionsUnitaires( $e_i, e_{i+1}$ )
            miseAJourEtiquettes(imageVign,  $e_i, e_{i+1}$ )
            miseAJourValeursTexture(imageVign,  $e_i, e_{i+1}$ )
            miseAJourGraphe(AdjGraph)
        fin
    fin
fin
// On retourne l'image des vignettes avec leurs étiquettes mises
// à jour, chaque étiquette représentant la région à laquelle
// appartient la vignette considérée
retourner imageVign
```

Algorithm 3: Agglomération Hiérarchique

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Dans un premier temps, on crée autant de régions unitaires, r_i , que l'on a de vignettes $s_{i,j}$, les régions r_i formant une partition de l'image telle que $R = \cup_i r_i$ donne l'image entièrement segmentée en régions homogènes.

L'algorithme procède par itérations successives, deux régions pouvant être agglomérées si et seulement si elles sont adjacentes, et que l'homogénéité de la région résultante reste inférieure à un certain seuil. Le seuil d'agglomération est calculé en utilisant une distance euclidienne sur les critères de texture des régions.

Les critères de texture d'une région sont calculés à partir de ceux de chacune des vignettes qui la composent. Ainsi, chaque élément du vecteur de texture est la moyenne, pour un critère d'Haralick donné, de toutes ses valeurs pour l'ensemble des vignettes constituant la région.

Une représentation de l'image des régions ainsi obtenue est présentée figure VII.2. On peut constater une diminution de l'aspect granuleux de l'image, ainsi qu'une augmentation de la lisibilité de l'image.

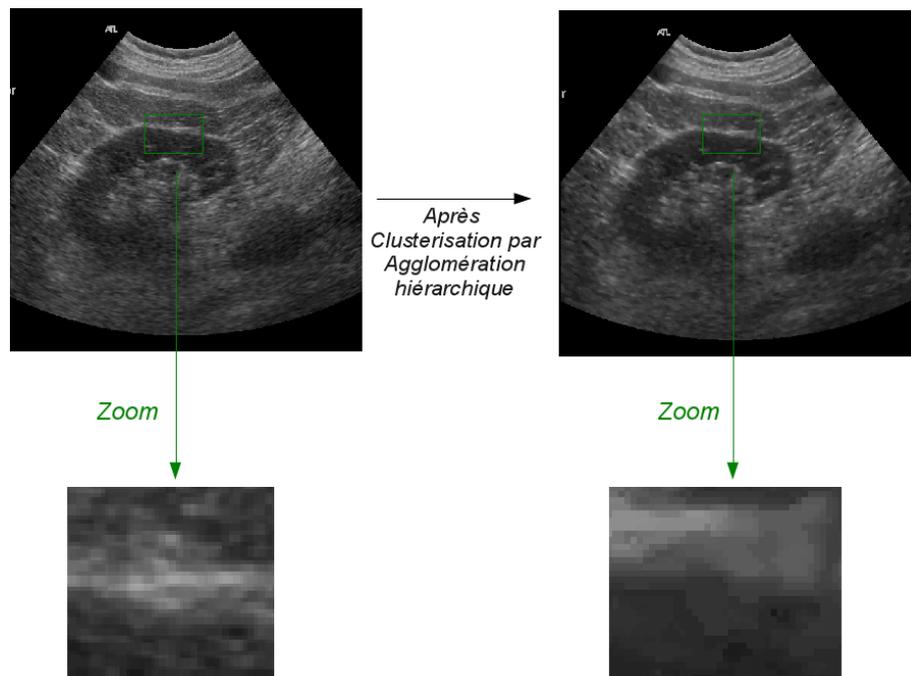


Figure VII.2 – Image des clusters avant et après agglomération hiérarchique

Cette première méthode, bien que présentant de très bons résultats, comme le montre la section 4, offre les principaux inconvénients d'être dépendante de l'ordre

de parcours des données et d'être difficilement parallélisable.

Afin de pallier ces deux limitations, une deuxième méthode, plus facilement parallélisable et dont le résultat est indépendant de l'ordre des parcours des données, a été testée et est présentée dans le paragraphe suivant.

2.2.2 L'algorithme de Color Structure Code

Les travaux réalisés au cours de cette thèse étant destinés à une utilisation per-opératoire, cet objectif nous a poussés à proposer et développer une méthode d'étiquetage basée sur l'algorithme de Color Structure Code[10]. En effet, originellement développé pour des images couleurs, cet algorithme propose une méthode de segmentation indépendante de l'ordre d'agglomération des pixels et est, de par sa structure, facilement parallélisable [10].

Algorithme Originel

L'algorithme de Color Structure Code (déjà évoqué dans le chapitre VI) a été développé par Priesse et Rehrmann en 1993 [10], pour la segmentation d'images couleur. Il repose sur l'utilisation d'une structuration hexagonale hiérarchique des données, nommée îlots, comme on peut le voir sur la figure VII.3 extraite du cours de L. Baillie [11].

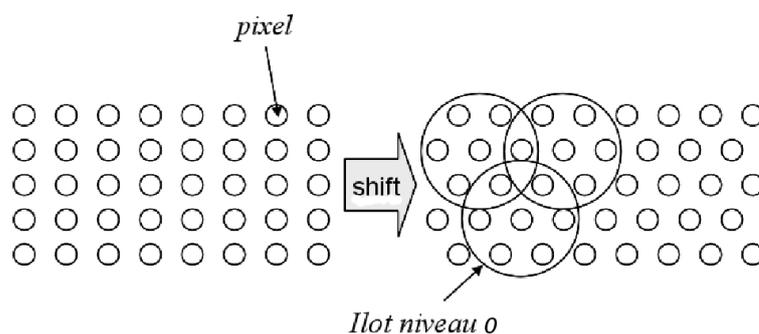


Figure VII.3 – Structuration hexagonale des pixels [11]

La première étape consiste en une phase d'accroissement de région pour chaque îlot de niveau 0 (représentés sur le schéma VII.3). Puis, de façon récursive, on procède

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

à des regroupements d'îlots hexagonaux en fonction de critères de connexité et de similarité.

Parallèlement à cette phase de regroupement, a lieu une phase de découpage utilisant une information plus globale sur l'image, afin de pallier le problème du gradient de couleur.

La phase d'accroissement fait appel à une mesure de similarité, effectuée dans l'espace HSV¹, afin de séparer explicitement les valeurs de chrominance de celles de luminance ou de saturation. Les auteurs utilisent un prédicat prenant en compte le fait que, pour des valeurs faibles de luminance et de saturation, la chrominance est une donnée instable et peu fiable et que des distances euclidiennes calculées sur la luminance et la saturation sont à préférer. Ces distances sont comparées à des seuils calculés empiriquement par les auteurs, et stockés sous forme de tableau.

La méthode présentée ci-dessus a été développée et testée sur des images de pixels couleur et n'est donc *a priori* pas directement applicable dans notre cas. Nous en proposons donc une variante, que nous avons adaptée à des images de vignettes représentées par des vecteurs de texture. Le changement de mode de représentation de l'image ainsi que de la caractérisation de la couleur (HSV pour l'algorithme CSC et un vecteur de critères de texture dans notre cas) nous ont amenés à développer une méthode de similarité basée sur ces critères et une méthode d'agglomération prenant en compte les vignettes et non plus les pixels comme l'explique le paragraphe suivant.

Modifications apportées

Comme précisé précédemment, l'unité de base considérée ici n'est plus le pixel mais la vignette (cf. 2.1). L'utilisation de la mesure de similarité originelle basée sur les caractéristiques HSV ne présente donc plus de sens dans notre cas.

La mesure choisie ici est une distance euclidienne sur les différents composants du critère de texture. Deux îlots sont donc regroupés si la somme des distances entre chacun de leurs critères de texture est inférieure à un seuil, déterminé empiriquement, et dont le choix est détaillé dans la section 3.

Le choix de la norme L2 a été effectué en raison de sa simplicité d'utilisation et de son adéquation à notre problématique. En effet, l'utilisation d'un autre type

1. HSV ou Hue, Saturation, Value est un espace colorimétrique défini par les informations de teinte, de saturation et de luminance

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

de distance aurait engendré un surcoût calculatoire non justifié par les résultats attendus.

L'image des régions obtenue à l'issue de la procédure d'agglomération est présentée figure VII.4. On peut y constater une nette diminution de l'aspect granuleux de l'image, et une séparation plus nette des régions après application de la méthode.

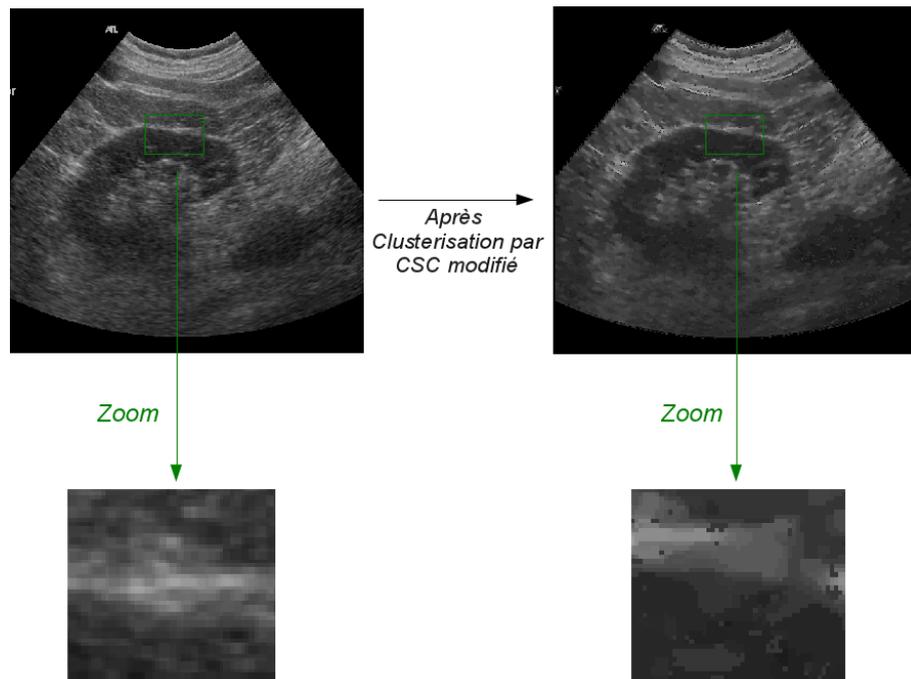


Figure VII.4 – Image des clusters avant et après application de la méthode CSC modifiée

Une fois l'opération d'étiquetage et donc d'agglomération des vignettes effectuée, l'image est composée de régions distinctes, de tailles et de formes variables. Ainsi, le rein est décomposé en plusieurs sous-régions qu'il est nécessaire de regrouper pour obtenir un contour complet.

Nous avons envisagé deux possibilités pour regrouper les différentes sous-parties de l'image. La première consiste à utiliser une information de forme pour lier les régions selon un squelette donné. Le principal problème de cette méthode est qu'elle implique que les caractéristiques de texture soient un critère suffisant pour discriminer l'intérieur du rein de l'extérieur, sur l'ensemble de l'organe, sans aucune autre information permettant la reconstruction. Ce choix implique également que la

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

structure texturale de l'intérieur du rein varie très peu entre la première image de la séquence, si elle est utilisée comme image de référence (ou un modèle de référence donné) et toutes les images suivantes de la séquence, ce qui est un présupposé fort et peu conforme à la réalité. En effet, en raison du grand nombre de structures composant le rein sain, son aspect varie en fonction du positionnement de la sonde utilisée. S'y ajoute, dans le cas d'un rein pathologique, la présence de lésions qui modifient l'aspect textural de l'organe. L'utilisation d'un *a priori* concernant la forme a donc été écarté.

La seconde solution envisagée, et mise en oeuvre ici, est l'utilisation d'un premier contour de départ comme initialisation de la forme du rein, puis une recherche locale de la nouvelle frontière autour de ce contour, afin d'obtenir les contours suivants.

Le détail de cette proposition est décrit dans la section suivante.

2.2.3 Méthode de recherche utilisée : exploitation des propriétés des kernel K -means

A partir de l'hypothèse de continuité définie dans le préambule, le postulat ici est que, si les différences texturales entre les régions de l'image ne sont pas suffisantes pour reconstruire un rein, elles le sont toutefois pour déterminer des frontières locales entre tissus. Cette même hypothèse nous permet également de supposer que le contour local du rein, à l'étape n , est proche du contour local du rein à l'étape $n - 1$, ce qui nous permet d'effectuer une recherche dans un voisinage proche de ce point.

La méthode proposée est résumée sur le schéma [VII.5](#) et dans le pseudo-code ci-dessous :

Données: *image* :Image des vignettes étiquetées, *C* : contour fourni par l'utilisateur sur la première image ou résultat de la segmentation sur l'image précédente de la séquence

pour chaque point p_i du contour *C* faire

```

// Création de la zone de recherche autour du point considéré
// du contour
Zr = CréerZoneRecherche( $p_i$ )
// Classification des régions constitutives de Zr en deux
// classes distinctes
ClassifierRegions(Zr)

```

fin

Algorithm 4: Méthode de suivi

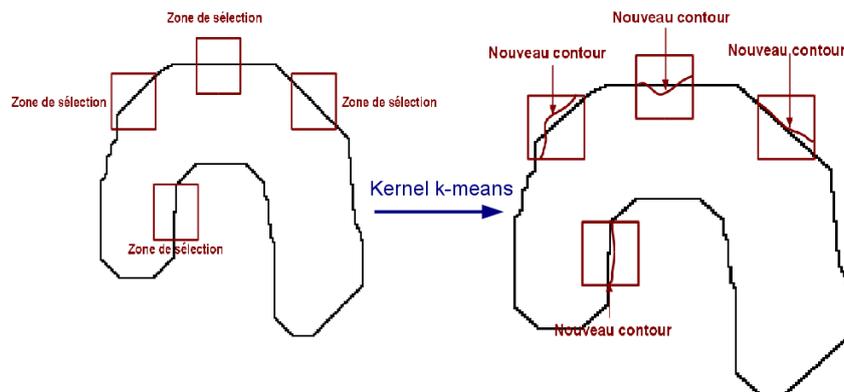


Figure VII.5 – Procédé de formation des contours locaux

Pour chacun des points du contour à l'étape n , on détermine une zone de recherche centrée autour de ce point. Puis, pour chacune de ces zones, la nouvelle frontière locale est calculée.

Pour ce faire, une méthode de classification permet de séparer les régions composant la zone de recherche en deux classes, l'une représentant l'intérieur du rein, et l'autre l'extérieur.

La méthode de classification utilisée est celle des kernel K -means, dérivée des

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

K -means et développée en 2005 par Camastra *et al.* [12]. Elle permet de pallier la principale limitation des k -moyennes, qui est qu'on ne peut pas séparer des clusters non linéairement séparables dans l'espace d'entrée [12], ce qui est souvent le cas en imagerie échographique rénale, par exemple en raison de la statistique du bruit.

La classification s'effectue grâce à une projection des points dans un espace de dimension supérieure, en utilisant une fonction non linéaire. Une fois cette opération réalisée, les points sont classés grâce à un séparateur linéaire, dans le nouvel espace [13].

A l'étape n , la classification est réalisée sur tous les points donnés par le contour à l'étape $n-1$, et non sur un nombre réduit d'entre eux, afin d'obtenir une information redondante concernant la localisation des frontières. Cela permet d'apporter une réponse au problème d'occlusion mentionné plus haut. En effet, l'idée ici est de considérer que le contour réel peut être masqué à une échelle locale donnée, mais peut, par cette méthode, être partiellement récupéré grâce aux informations fournies par la recherche effectuée autour des points de contour environnants.

Le résultat obtenu est, comme le montre le schéma VII.6 un ensemble de contours locaux disjoints, représentatifs de la forme du rein sur l'image. Le caractère disjoint



Figure VII.6 – Image d'un contour obtenu après application de la méthode de suivi

de ce contour impose une normalisation du résultat, afin de pouvoir l'utiliser d'une part comme initialisation pour l'image suivante de la séquence dans le cadre d'une procédure de suivi, et d'autre part à des fins de quantification si nécessaire.

L'étape de normalisation du contour est présentée dans la section suivante.

2.3 Normalisation du contour

Comme on l'a vu dans le paragraphe précédent, l'application de l'algorithme de suivi sur l'ancien contour fournit un contour "épais" et discontinu nécessitant d'être affiné afin de permettre des opérations de quantification telles que le calcul de volumes, le repérage de l'organe ou la localisation de lésions sur l'image. L'obtention d'un contour fin, continu et fermé est, de plus, nécessaire dans le cadre d'une procédure de suivi, afin de pouvoir l'utiliser comme initialisation du processus sur l'image suivante.

Pour obtenir un contour continu, un ensemble d'opérations de morphologie mathématique est appliqué. Notre choix s'est porté sur l'algorithme de squelettisation de Zhang-Suen [14] (voir l'Annexe 2) car il a la particularité d'être hautement parallèle. Le résultat obtenu est un contour plus géométrique et plus lisse, détectant donc moins les petites aspérités locales, mais sans barbules comme le montre la figure VII.7.

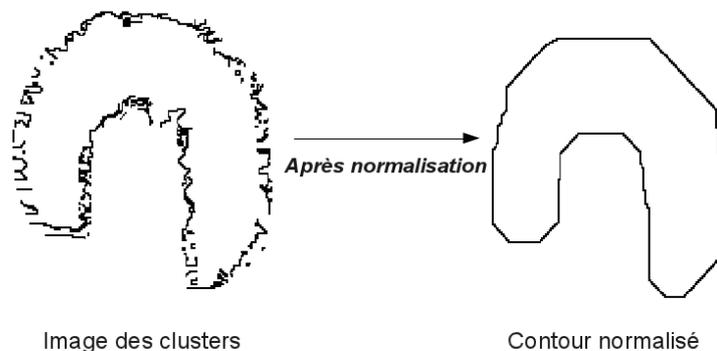


Figure VII.7 – Image d'un contour avant et après normalisation

Nous avons privilégié l'obtention d'un contour "propre", car la perte d'informations résultant du lissage du contour est mineure, au regard des avantages présentés par un contour lisse, les barbules introduisant des biais lors de l'étape de suivi et pour toutes les opérations de quantification utiles en contexte clinique.

L'algorithme complet de la procédure de squelettisation est donc le suivant :

VII.2 SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Données: ContourImage : l'ensemble de points non connexes formant le contour détecté par la méthode précédente

Résultat: ContourFinal : un contour connexe et fin

```
pour  $i \leftarrow 1$  à 2 faire
| // dilatations et ouvertures en utilisant un élément
|   structurant 3*3
| ContourImage = Dilatation(ContourImage);
| ContourImage = Ouverture(ContourImage);
fin
pour  $i \leftarrow 1$  à 2 faire
| // erosions et ouvertures en utilisant un élément structurant
|   3*3
| ContourImage = Erosion(ContourImage);
| ContourImage = Ouverture(ContourImage);
fin
// Utilisation de l'algorithme de squelettisation de Zhang-Suen
ContourFinal = Squelettisation(ContourImage);
Algorithm 5: Algorithme de Squelettisation
```

Une fois le contour du rein obtenu sur l'image $n - 1$, il est utilisé comme initialisation pour la segmentation dans l'image n . Ainsi une procédure de suivi sur des séquences temporelles d'images échographiques est mise en place, comme le montre le pseudo-code de la méthode, présenté dans la section suivante.

2.3.1 Pseudo-code de la méthode

Afin de récapituler l'ensemble des étapes présentées dans les paragraphes précédents, un pseudo-code de l'algorithme global, utilisant une variante de la méthode Color Structure Code, est présenté ci-dessous :

Données: Sequence : une séquence d'images échographiques, ContourInit : le premier contour tracé par le praticien sur la première image de la séquence

ContourCourant = ContourInit

pour chaque *image in Sequence* **faire**

```
// Création du tableau de vignettes en utilisant une taille
// de vignettes de 5 × 5 et 11 critères d'Haralick
Vignettes = creationTableauVignettes(image)
// Agglomération des vignettes créées par un algorithme de
// CSC ou d'agglomération hiérarchique
ImageSegmenteeTemp = CSC(Vignettes)
// Utilisation du contour de l'image précédente pour
// déterminer une zone de recherche de 11 × 11 autour de
// chaque point de ce contour afin de déterminer la nouvelle
// frontière
ContourTemp = LocalTracking(ImageSegmenteeTemp,ContourCourant)
// Squelettisation du contour obtenu précédemment afin
// d'obtenir un contour exploitable à la prochaine itération
ContourCourant = Squelettisation(ContourTemp)
```

fin

Algorithm 6: Scot : un algorithme de suivi de contours

Comme on a pu le constater, la méthode proposée ici est composée de blocs séparables et paramétrables. Cette paramétrisation est l'un des points clés du fonctionnement de la méthode et a donc été étudiée plus en détail. La section suivante propose une étude statistique de l'influence des paramètres sur le résultat final, tout en dégagant une combinaison optimale de ces mêmes paramètres.

3 Étude de la sensibilité aux paramètres

La première partie de cette section sera dédiée à la présentation des données cliniques utilisées au cours de cette étude. Ces données ont été découpées en deux groupes distincts : un premier qui servira à l'étude des paramètres et le deuxième

qui sera utilisé dans la section suivante, comme jeu de test. Puis nous décrirons la méthodologie mise en oeuvre afin d'étudier le rôle de chacun des paramètres, de même que les métriques utilisées. Finalement, les résultats obtenus pour chacune des méthodes d'étiquetage seront présentés et discutés.

3.1 Caractérisation des données utilisées

Les données utilisées pour valider notre algorithme ont été acquises sur un échographe Philips SonoCT, avec une sonde droite large. Les séquences ont été acquises à la clinique de la Présentation, à Orléans, par deux praticiens différents, la présence de plus d'un praticien induisant une variabilité supplémentaire au niveau des données.

En effet, si ce nombre est insuffisant pour donner des conclusions statistiquement valides et définitives, il permet toutefois une première évaluation de l'influence de l'opérateur sur le résultat final, l'opérateur étant, comme nous l'avons expliqué précédemment, un élément important conditionnant la qualité des données obtenues. Les données collectées sont composées d'un ensemble de 10 séquences contenant chacune 10 images et concernant 10 patients différents.

Ces données ont été anonymisées, de sorte que nous ne disposons d'aucune information personnelle concernant les patients, que ce soit leur âge, leur sexe, leur corpulence, leur pathologie ou encore l'opérateur ayant réalisé la procédure d'imagerie.

Dans cette section de paramétrisation, seules 4 des 10 séquences sont utilisées.

3.2 Méthodologie mise en oeuvre

Avant de présenter le détail de la méthodologie mise en oeuvre pour étudier l'impact des paramètres sur le résultat final de segmentation, nous allons nous attacher à décrire, dans la section suivante, les métriques d'évaluation valider les résultats de segmentation image par image.

3.2.1 Métriques d'évaluation utilisées

Trois critères de validation ont été utilisés afin d'évaluer les performances de l'algorithme SCoT : l'indice de similarité, la comparaison des aires et une distance

moyenne. Ces méthodes ont déjà été utilisées par Tauber *et al.* [15] pour valider leur méthode de segmentation en échographie cardiaque. Elles permettent de comparer les résultats obtenus à une segmentation de référence réalisée au préalable, soit par un clinicien, soit en utilisant un autre algorithme de segmentation.

3.2.2 Indice de Similarité

L'indice de similarité (IS) entre deux régions mesure la différence de taille entre deux régions comparées, ainsi que la différence entre leurs positions relatives, tout en favorisant la similarité de localisation.

Cet indice est généralement utilisé pour comparer deux régions à une même région de référence, nous allons ici l'utiliser pour comparer deux régions entre elles, en considérant, comme expliqué dans [15], qu'un indice supérieur à 0.7 indique une forte similarité.

$$dist = \frac{2 * card(A_{aut}) \cap A_{ref}}{card(A_{aut}) + card(A_{ref})} \quad (VII.1)$$

3.2.3 La comparaison des aires

Le critère de comparaison des aires, ou mesure de recouvrement (CA), effectue une comparaison entre l'aire de la forme calculée par la méthode automatique de segmentation (A_{aut}) et l'aire de la forme de référence (A_{ref}), sans tenir compte des positions dans l'image des deux régions comparées.

On calcule simplement l'écart entre l'aire calculée et celle de référence, en normalisant le résultat par la taille de la plus petite des deux surfaces :

$$dist = \frac{card(A_{aut}) - card(A_{ref})}{min(card(A_{aut}), card(A_{ref}))} \quad (VII.2)$$

3.2.4 La distance moyenne

La distance moyenne, utilisée sous le nom de distance de Hausdorff modifiée ($DIST_H$) par Tauber *et al.*[15], par exemple, est généralement utilisée en reconnaissance de formes, ou pour étudier l'évolution d'une forme donnée par rapport à une forme de référence. Bien que n'étant pas réellement une distance au sens métrique du terme, elle sert, dans notre cas, à calculer la distance entre la forme calculée

automatiquement et la forme de référence.

$$dist_{A,B} = \frac{1}{card(A)} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \| a - b \| \quad (\text{VII.3})$$

où $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ et $B = \{b_1, \dots, b_n\}$ sont deux ensembles donnés.

Ces métriques d'évaluation présentées, nous pouvons à présent passer à la description du plan d'expérience utilisé au cours de ce travail de recherche. Cette description est effectuée dans la rubrique suivante.

3.2.5 Plan d'expérience mis en oeuvre

Comme on a pu le voir au cours des paragraphes relatifs à la présentation de l'algorithme ScoT, un certain nombre de paramètres rentrent en jeu et jouent un rôle non négligeable sur le résultat de segmentation obtenu. Ces paramètres sont en réalité au nombre de cinq : le nombre de critères d'Haralick utilisés pour caractériser une vignette, la taille des vignettes, la valeur du seuil d'agglomération, la taille de la zone de recherche utilisée dans la procédure de suivi, et le contour initial fourni par l'utilisateur.

L'influence du contour de départ étant difficile à évaluer, étant délicat de mettre à contribution plusieurs experts, ce paramètre ne sera pas étudié ici en tant que tel. Son étude est effectuée de manière implicite, en utilisant plusieurs initialisations manuelles réalisées par le même opérateur pour chaque essai effectué.

Afin de tester toutes les combinaisons valides possibles, il serait nécessaire de tester les 11 critères d'Haralick séparément, ainsi que toutes leurs combinaisons possibles, de tester toutes les tailles de vignettes impaires entre 3 et 7 (au delà, les vignettes effectuent un lissage trop important des données et la perte de l'information structurelle de l'image est trop importante), de tester toutes les valeurs du seuil d'agglomération, nombre qui, en fonction des bornes et du pas choisi, peut s'avérer important et enfin tester toutes les tailles possibles impaires de la zone de recherche entre 7 et 21 (en deçà, on considère que la taille est trop petite pour pouvoir capturer un déplacement réel et au delà que l'on viole l'hypothèse de continuité décrite au début de ce chapitre). La combinaison de tous ces choix s'avérant par

trop importante à tester, nous avons décidé de mettre en place un plan d'expérience sous forme de plan factoriel, en choisissant scrupuleusement les niveaux des facteurs, afin de capturer l'ensemble de la diversité de résultats offerts par toutes ces combinaisons, tout en limitant le nombre d'essais à effectuer.

Définition des facteurs et choix des variables de réponse

Comme indiqué précédemment, les variables de réponse possibles sont au nombre de trois : l'indice de similarité (IS), l'objectif étant sa maximisation, la comparaison des aires (CA), que l'on doit minimiser, ainsi que la distance moyenne ($Dist_H$), qui doit être aussi basse que possible. Si la combinaison des trois critères sera utilisée dans l'évaluation des résultats sur le jeu de validation après paramétrage, nous avons choisi ici de n'utiliser uniquement que la distance moyenne ($Dist_H$) entre contours.

En effet, la qualité des segmentations obtenue étant dépendante de la paramétrisation effectuée, un mauvais choix de paramètres peut engendrer l'obtention d'images présentant de nombreux contours manquants par exemple. L'utilisation dans ce cas de critères mettant en jeu des notions d'aires peut alors s'avérer délicat et le choix utilisé dans ce cas pour déterminer l'aire définie par le contour partiel sujet à critique. De plus, l'utilisation de plusieurs variables de réponse impliquerait de déterminer une combinaison représentative de ces variables afin de pouvoir déterminer un seul jeu de paramètre optimaux. Enfin, cette combinaison nous a paru non triviale et difficilement justifiable.

Une fois les variables de réponse définies, il nous reste à déterminer les facteurs mis en jeu. Comme indiqué dans la rubrique précédente, ils sont au nombre de quatre. Afin de proposer un plan d'expérience cohérent, nous avons décidé de considérer seulement un facteur discret à deux niveaux pour les coefficients d'Haralick, soit la présence des 6 premiers ou de 11 facteurs, en ne considérant pas les autres cas. En effet, même si ce choix peut sembler être une grande limitation des possibilités offertes par la méthode, la complexité des images échographiques nous indique que l'utilisation de moins de 6 facteurs ne présente que peu d'intérêt. Concernant la taille des vignettes, on considère ici qu'il s'agit d'un facteur discret à trois niveaux : 3, 7 et 11. La taille de la zone de recherche est un facteur discret à trois niveaux également : 7, 11 et 21. Enfin, le seuil d'agglomération est considéré comme un facteur discret à dix niveaux variant entre une valeur minimale (val_{min}) et une valeur maximale

VII.3 Étude de la sensibilité aux paramètres

(val_{max}) par pas de 0.02. L'utilisation d'un facteur discret ici et non continu permet le montage d'un plan factoriel permettant l'analyse des contributions respectives de chacun des paramètres au résultat final de segmentation. Celles-ci sont égales à 0.02 et 0.2 pour les deux versions de l'algorithme. L'utilisation du même seuil dans les deux cas permet de n'utiliser qu'un seul même plan d'expérience et donc de ne déterminer qu'une seule fois la combinaison des essais à effectuer. Les valeurs minimales et maximales ont été choisies de façon empirique, après tests sur les différentes séquences afin de déterminer les bornes acceptables au vu des différents paramètres de taille de vignette, par exemple. Le tableau VII.1 récapitule l'ensemble des informations décrites précédemment.

Tableau VII.1 – Tableau récapitulatif des facteurs expérimentaux variant au cours de l'expérience

Nom	Type	Val. min.	Val. max.	Niveaux
Nombre crit. Haralick	Discret			6,11
Taille vignettes	Discret			3,5,7
Taille zone de recherche	Discret			7,11,21
Seuil agglom.	Discret	val_{min}	val_{max}	de val_{min} à val_{max} par pas de 0.2

Présentation du jeu de test utilisé

Quatre séquences de dix images sont utilisées comme jeu de test et l'évaluation des moyennes des mesures sur chaque séquence est considérée comme représentative de chaque essai. Nous avons choisi ici de considérer chacune des séquences comme un seul échantillon et non comme un ensemble de dix échantillons, comme on aurait pu le faire en décomposant les résultats obtenus pour chaque image. Il nous a en effet paru plus cohérent de ne pas tester le résultat de la segmentation image par image, mais d'utiliser un caractère global, représentatif de la performance sur la séquence dans son intégralité. En effet, les résultats obtenus pour chaque image n'étant pas indépendants les uns des autres, il nous a paru difficile de les utiliser de manière totalement séparée.

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

La figure VII.8 présente la première image de chacune des séquences choisies pour le jeu de test. Ces séquences ont été choisies afin de proposer le plus vaste panel possible de formes, position et texture du rein.

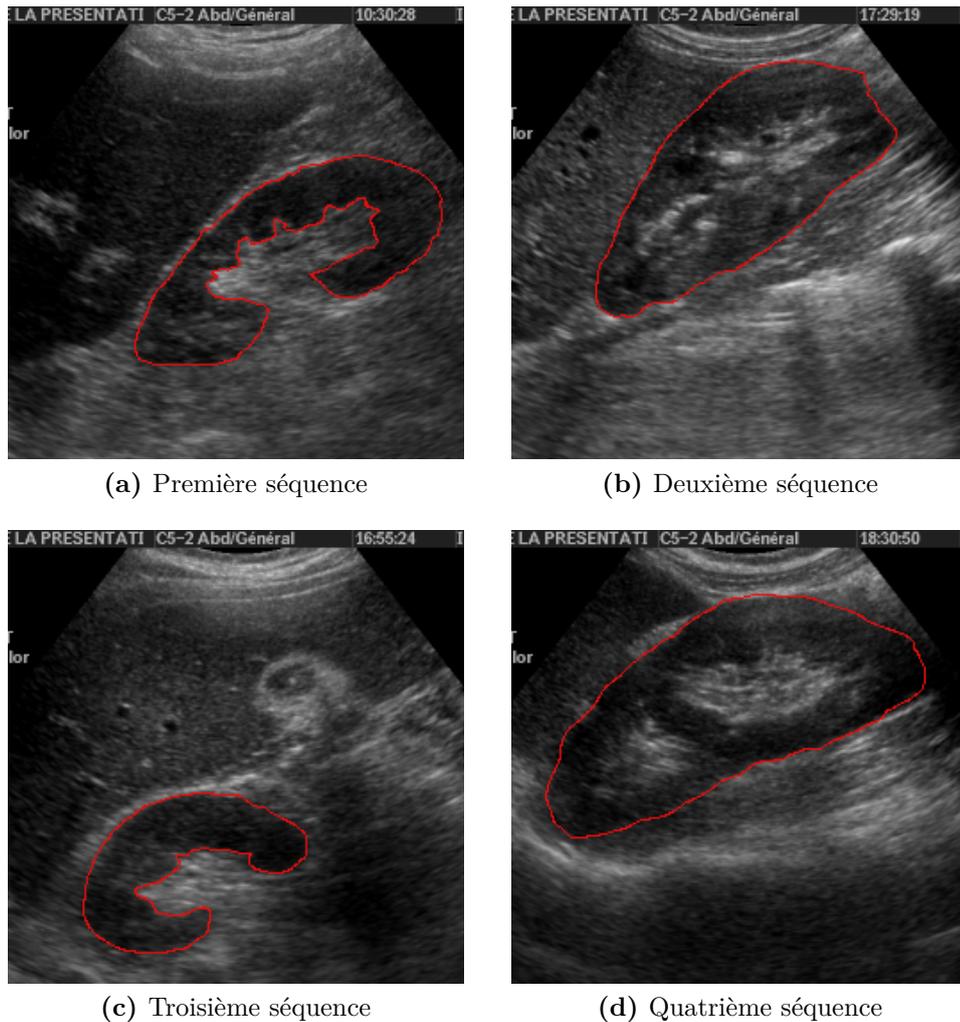


Figure VII.8 – Première image de chacune des quatre séquences de test : le contour du rein est surligné en rouge

Le plan d'expérience ainsi défini consiste en un plan hiérarchisé à facteurs imbriqués. Il comprend une variable de réponse, 4 facteurs discrets et 180 essais (le tableau des 180 essais est fourni dans l'annexe 3).

3.3 Résultats obtenus

Une fois les expériences effectuées, nous avons cherché à expliquer nos observations et à déterminer un modèle permettant de les prédire, à partir d'un certain nombre d'analyses effectuées.

Une première visualisation des résultats est fournie par le graphique VII.9 pour la méthode utilisant la version modifiée du CSC et VII.10 pour celle utilisant la procédure d'agglomération hiérarchique. Ils affichent la moyenne de la distance observée, Dist_H, pour différentes combinaisons des quatre facteurs. Les graphiques de la diagonale montrent les moyennes pour les différents niveaux d'un facteur, alors que les graphiques hors diagonale montrent les moyennes pour chaque paire de niveaux de deux facteurs. Les niveaux de 1 à 10 représentent les différents niveaux que peuvent prendre les facteurs.

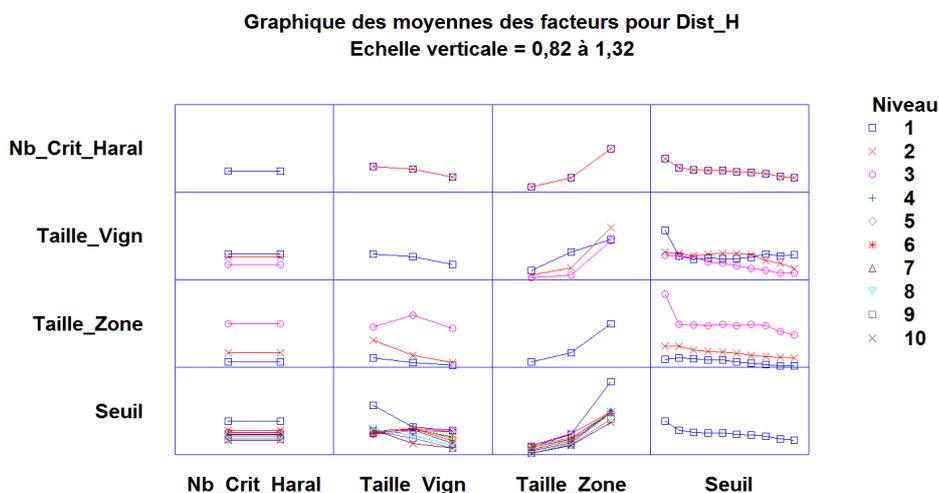


Figure VII.9 – Graphique affichant la moyenne de la distance Dist_H pour différentes combinaisons des 4 facteurs pour la méthode utilisant la version modifiée du CSC.

Une première lecture de ces graphiques nous indiquent que pour la procédure utilisant la version modifiée du CSC, les combinaisons de paramètres optimales semblent être 5 pour la taille des vignettes, 21 pour la taille de la zone de recherche

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

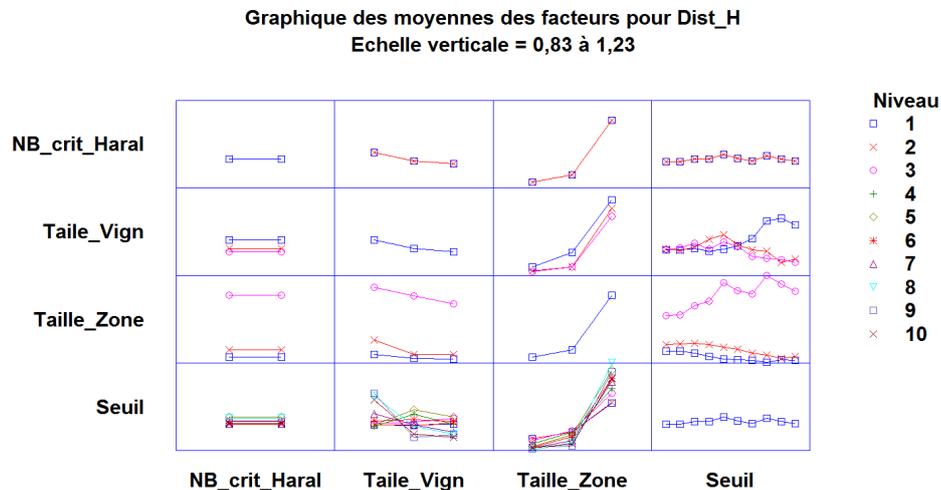


Figure VII.10 – Graphique affichant la moyenne de la distance Dist_H pour différentes combinaisons des 4 facteurs pour l'algorithme utilisant la méthode d'agglomération hiérarchique.

et enfin 0.02 pour la valeur du seuil. Ces mêmes paramètres prennent les valeurs de 3 , 21 et 0.18 pour la procédure d'agglomération hiérarchique. On peut également constater en première analyse que le nombre de critères d'Haralick ne semble pas avoir d'influence sur la variabilité des résultats observés.

Dans un premier temps, une analyse de variance à facteurs imbriqués est effectuée. Elle va nous permettre d'estimer le montant de la variabilité du résultat expliquée par chaque facteur et est présentée sur le tableau VII.11 pour la variante du CSC et sur le tableau VII.12, pour l'agglomération hiérarchique.

Analyse de la variance pour Dist_H

Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	Composant de la variance	Pct.
TOTAL (CORRIGE)	2,55689	179			
Nb_Crit_Haral	3,54987E-29	1	3,54987E-29	0,0	0,00
Taille_Vign	0,110964	4	0,0277411	0,0	0,00
Taille_Zone	1,69159	12	0,140966	0,0136309	74,54
Seuil	0,754339	162	0,00465641	0,00465641	25,46

Figure VII.11 – Tableau de résultat de l'analyse de variance effectuée pour la méthode utilisant la version modifiée du CSC

VII.3 Étude de la sensibilité aux paramètres

Analyse de la variance pour Dist H

Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	Composant de la variance	Pct.
TOTAL (CORRIGE)	4,37574	179			
NB_crit_Haral	1,08715E-28	1	1,08715E-28	0,0	0,00
Taille_Vign	0,0946195	4	0,0236549	0,0	0,00
Taille_Zone	2,86873	12	0,239061	0,0230342	72,54
Seuil	1,41239	162	0,00871843	0,00871843	27,46

Figure VII.12 – Tableau de résultat de l’analyse de variance effectuée pour l’algorithme utilisant la méthode d’agglomération hiérarchique.

Comme on peut le constater sur ce tableau, le facteur semblant contribuer le plus à la variance du résultat est la taille de la zone de recherche dans le cas des deux méthodes. En effet, sa contribution est de l’ordre de 74.5375% pour la méthode utilisant le CSC et de l’ordre de 72.5427% dans le second cas. Une fois cette première observation effectuée, nous allons nous attacher à construire un modèle de régression sur nos données afin de créer un modèle expliquant au mieux les résultats obtenus.

Pour ce faire, différents modèles comprenant les combinaisons de 1 à 4 facteurs sont testés et les résultats sont indiqués sur les tableaux VII.13 et VII.14. Les lettres A, B, C et D indiquent respectivement le nombre de critères d’Haralick, la taille de la vignette, la taille de la zone de recherche et enfin la valeur du seuil utilisée.

Comme on peut le constater, dans le premier cas, le modèle présentant le plus fort R-carré est celui contenant 3 variables : la taille de la vignette, la taille de la zone et enfin la valeur du seuil. Dans le cas de la méthode par agglomération hiérarchique, le modèle le plus explicatif ne contient que deux variables : la taille de la vignette et la taille de la zone. Les variables explicatives utilisées ici, *i.e* les facteurs, présentant un phénomène de multi-colinéarité, une régression Ridge est effectuée afin d’ajuster le modèle de régression de façon plus précise et de confirmer le choix du modèle déterminé précédemment.

Le modèle ajusté de la régression déterminé ici pour la première méthode est ainsi :

$$Dist_H = 0,833024 + 0,0 * NbCritHaral - 0,029283 * TailleVign + 0,10867 * TailleZone - 0,45981 * Seuil$$

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Modèles ayant les plus grands R-carrés ajustés

		<i>R-carré</i>		<i>Variables</i>
<i>MSE</i>	<i>R-carré</i>	<i>ajusté</i>	<i>Cp</i>	<i>incluses</i>
0,00517784	64,3591	63,7516	3,0	BCD
0,00520743	64,3591	63,5445	5,0	ABCD
0,00572994	60,3347	59,8865	20,7601	CD
0,0057625	60,3347	59,6586	22,7601	ACD
0,00585812	59,4474	58,9892	25,1169	BC
0,0058914	59,4474	58,7562	27,1169	ABC
0,00640329	55,423	55,1726	42,877	C
0,00643947	55,423	54,9193	44,877	AC
0,0131548	8,93608	7,90711	273,132	BD
0,0132296	8,93608	7,38385	275,132	ABD
0,013659	4,91169	4,37749	290,892	D
0,0137362	4,91169	3,83725	292,892	AD
0,0137865	4,02439	3,4852	295,249	B
0,0142843	0,558659	0,0	315,009	A

Figure VII.13 – Tableau de résultat de l'analyse des différents modèles pour la méthode utilisant la version modifiée du CSC

Modèles ayant les plus grands R-carrés ajustés

		<i>R-carré</i>		<i>Variables</i>
<i>MSE</i>	<i>R-carré</i>	<i>ajusté</i>	<i>Cp</i>	<i>incluses</i>
0,0107212	56,6325	56,1425	1,10449	BC
0,0107756	56,6584	55,9196	3,0	BCD
0,0107821	56,6325	55,8933	3,10449	ABC
0,0108372	56,6584	55,6678	5,0	ABCD
0,0111475	54,6532	54,3984	7,09653	C
0,0112041	54,6791	54,167	8,99203	CD
0,0112105	54,6532	54,1408	9,09653	AC
0,0112678	54,6791	53,9065	10,992	ACD
0,0240962	1,97936	1,42868	219,777	B
0,0242259	2,00524	0,89795	221,673	BD
0,0242323	1,97936	0,871779	221,777	AB
0,0243636	2,00524	0,33487	223,673	ABD
0,0244455	0,558659	0,0	227,665	D
0,0244455	0,558659	0,0	227,769	A

Figure VII.14 – Tableau de résultat de l'analyse des différents modèles pour l'algorithme utilisant la méthode d'agglomération hiérarchique.

La statistique du R-carré, qui est égale à 64.391% indique que ce modèle explique donc, à près de 64%, la variabilité du résultat obtenu.

VII.3 Étude de la sensibilité aux paramètres

Concernant l'algorithme utilisant la méthode d'agglomération hiérarchique, la régression fournit le modèle suivant :

$$\begin{aligned} Dist_H = & 0,728446 + 0,0 * NbCritHaral - 0,0268656 * TailleVign \\ & + 0,14117 * TailleZone - 0,0436621 * Seuil \end{aligned}$$

On constate ici encore que le nombre de critères d'Haralick ne semble pas intervenir dans l'explication de la variance des résultats. Toutefois, contrairement au cas précédent où la régression Ridge confirmait le choix du modèle à trois facteurs, ici un troisième facteur est ajouté au modèle par rapport à celui à deux facteurs déterminé dans un premier temps.

Les graphiques VII.15 et VII.16 offrent une représentation des points observés *versus* les points estimés par le modèle.

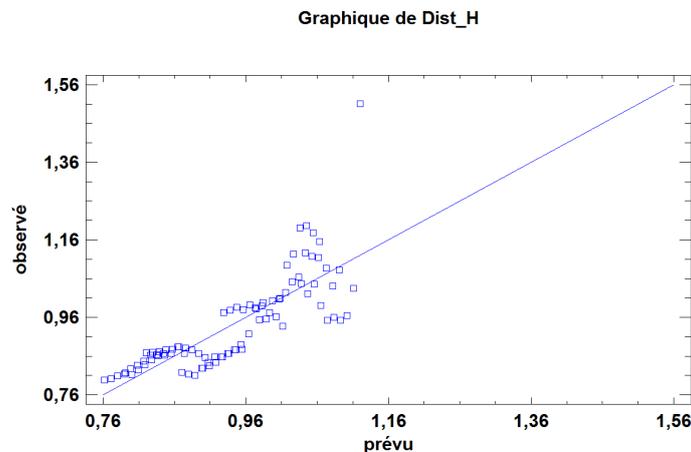


Figure VII.15 – Graphique présentant l'écart entre les valeurs observées et les valeurs prédites par le modèle pour la méthode utilisant la version modifiée du CSC

Il est toutefois important de souligner que la valeur explicative de ce modèle n'est que de 56,6584%.

En première conclusion de ces différents résultats, on peut constater que, quelle que soit la méthode d'agglomération considérée, le nombre de critères d'Haralick

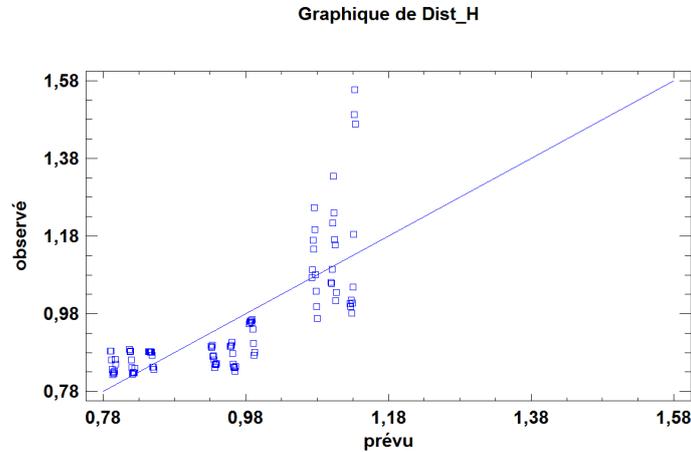


Figure VII.16 – Graphique présentant l'écart entre les valeurs observées et les valeurs prédites par le modèle pour l'algorithme utilisant la méthode d'agglomération hiérarchique.

ne semble pas avoir d'impact sur le résultat observé. Sa valeur sera donc mise à 6 critères par la suite afin de limiter le surcoût calculatoire.

Une discussion de ces résultats s'impose toutefois. En effet, ce type de plan s'avère particulièrement ardu à construire en raison de la nature des facteurs étudiés. L'existence de facteurs continus qui ont été discrétisés pour les besoins de la construction du plan, la nécessité d'avoir un plan avec plusieurs facteurs, n'ayant pas chacun le même nombre de niveaux, et enfin la non prise en compte de la grande variabilité du contour initial réduit considérablement la puissance des tests effectués sur les résultats. Ces limitations indiquées, nous utiliseront toutefois par la suite la paramétrisation déterminée par l'analyse du plan d'expérience mis en place ici.

4 Évaluations et résultats

L'objectif de cette section est de proposer une validation de l'algorithme décrit au cours de ce chapitre. Cette validation sera effectuée dans un premier temps sur un ensemble de séquences réelles, puis par comparaison avec certaines méthodes classiques de segmentation et de suivi. Une étude de la sensibilité de la méthode aux

grandes variations de formes sera ensuite réalisée sur des séquences de fantôme et nous aborderons finalement les points concernant la généralité de la méthode.

4.1 Résultats sur des données réelles et comparaison à d'autres méthodes de segmentation

Comme mentionné dans la section précédente, seules quatre des dix séquences ont été utilisées lors de l'étude de la sensibilité aux paramètres. L'objectif était de pouvoir conserver une base de test sur laquelle valider la méthode. La méthode développée au cours de ce travail de recherche est donc appliquée ici sur les six séquences restantes, afin d'en évaluer l'efficacité. La première image de chacune des six séquences est présentée sur la figure VII.17.

Les trois métriques utilisées pour déterminer quantitativement les résultats obtenus seront l'indice de similarité, la comparaison des aires ainsi que la distance moyenne, calculés par rapport à un contour de référence réalisé manuellement par un expert.

Afin d'évaluer les performances de SCoT par rapport à d'autres méthodes classiques de segmentation, nous avons décidé, comme l'ont fait Martin-Fernandez *et al.* [1], de le comparer aux snakes développés par Kass *et al.* [16]. Contrairement à eux, nous avons conservé la méthode des snakes classique et non la version modifiée de Cohen, afin de pouvoir utiliser le contour déterminé à l'étape n comme initialisation à l'étape $n + 1$. Afin de pouvoir proposer une comparaison équitable de notre méthode avec les contours actifs, nous y avons appliqué la même normalisation que celle appliquée au cours de l'utilisation de SCoT. En effet, comme le montre la figure VII.18 par exemple, cela semble améliorer légèrement le résultat.

Le contour de départ utilisé pour le suivi, quelle que soit la méthode, est le même. Ainsi, pour un même contour de départ, plusieurs méthodes de segmentation ont été testées et évaluées.

Les résultats obtenus en fonction des deux méthodes d'agglomération des vignettes détaillées dans la section I et de la méthode de segmentation par les snakes sont présentés dans le tableau VII.2. Une visualisation des résultats obtenus par le biais des trois méthodes pour une séquence donnée est présentée sur la figure VII.19.

Comme on peut le constater sur cette figure, certains contours, indiqués comme bons par l'indice de similarité par exemple, sont d'un point de vue visuel totalement erronés. Après étude des résultats obtenus sur les différentes séquences et au vu des décalages apparents entre résultats quantitatifs et qualitatifs, il semble que le critère de distance suivi de celui de comparaison des aires soit le plus à même d'être utilisé de façon efficiente afin d'évaluer les résultats des différents algorithmes.

On peut également constater que les résultats obtenus avec notre méthode dans ses deux variantes sont meilleurs que ceux obtenus par les contours actifs normalisés et offrent une bonne approximation du contour réel. On peut enfin remarquer sur le tableau [VII.2](#) que les résultats chiffrés sont en faveur de notre méthode.

Deux problèmes restent toutefois à souligner. La première concerne la méthode utilisant la version modifiée du Color Structure Code. Sur certaines images l'algorithme produit parfois des contours incomplets qu'il arrive toutefois à recompléter sur l'image suivante. La seconde, commune aux deux méthodes, est la tendance de la méthode à sous-estimer la taille réelle de l'organe.

Afin d'étudier l'impact de cette sous-estimation, la section suivante va s'attacher à étudier la sensibilité de la méthode à des changements importants de taille de l'organe sur l'image.

4.2 Étude de la sensibilité au changement de forme

Les séquences échographiques utilisées précédemment pour la validation de notre algorithme sont des séquences réelles comportant tous les artefacts présents dans les images échographiques rénales, mais ne présentant pas de très importants changements de forme entre la première et la dernière image d'une même séquence. Elles ne présentaient pas non de grand déplacement de l'organe.

Afin de tester la sensibilité de SCoT à des changements de forme plus importants, nous l'avons appliquée sur un ensemble de séquences échographiques de fantôme abdomino-pelvien. Ces séquences ont été acquises avec un échographe différent de celui utilisé précédemment, le HD5000 de Philips, et présentent, en raison de la nature du fantôme, une statistique d'image différente de celle des précédentes.

Les données utilisées ici sont donc un ensemble de 6 séquences de 20 images chacune, réalisées sur un fantôme abdomino-pelvien.

Tableau VII.2 – Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour les différentes méthodes de segmentation

Algorithme	Num. Séq.	IS	CA	Dist_H
Scot avec CSC modifié	5	1.0684	-0.049841	1.2107
	6	1.1254	-0.11058	1.546
	7	1.0676	-0.053184	1.3805
	8	1.1638	0.18639	1.4214
	9	1.5159	0.42052	2.8401
	10	1.1094	-0.03867	1.0953
SCot avec Agglom. Hiérarch.	5	1.0649	-0.047451	1.1903
	6	1.1162	-0.093828	1.5223
	7	1.0634	-0.053325	1.3384
	8	1.1587	0.18385	1.38
	9	1.5078	0.4724	2.8655
	10	1.1093	-0.015334	1.0912
Snakes avec normalisation	5	1.1968	-0.2100	1.9409
	6	1.1001	-0.1114	2.0555
	7	1.2261	-0.3299	2.7360
	8	1.1233	-0.2421	2.1461
	9	1.4601	0.2564	3.9694
	10	1.1918	-8.3186e-04	2.1112

Les résultats étaient équivalents sur toutes les séquences : la méthode semble perdre la forme puis la localisation de l'organe au fil de la séquence pour ne produire qu'un contour incohérent au fil des images. Au vu de l'évaluation des résultats, notre méthode semble présenter une grande sensibilité au changement de forme. En effet, elle semble "perdre" l'objet et sa forme dans ce cas. On peut supposer que ce phénomène se retrouve également dans le cas d'un déplacement important de l'organe sur l'image. Ce résultat s'explique toutefois au vu de la méthode utilisée. En effet, à ce jour, aucun mode de correction n'est mis en place en cas de sous-estimation locale du contour sur l'image n . Cette erreur risque donc de se répercuter sur l'image $n + 1$ dans le cas d'un déplacement ou d'une déformation importante et donc, de diverger.

Cette conclusion reste toutefois à nuancer par deux éléments. Le premier est

que, ces tests réalisés sur des séquences simulés ne sont pas fortement représentatifs des conditions réelles où les changements important de forme ou les forts déplacements sur une même séquence sont rares. Le second élément, concerne la statistique des images utilisées ici. Comme indiqué précédemment, les images de fantôme ne présentent pas les mêmes caractéristiques que les images réelles, et l'impact de ce changement de caractéristiques est également à prendre en compte dans l'interprétation des résultats obtenus. En effet, le test a également été effectué sur des images de fantôme ne présentant pas de grande variations de forme. Une paramétrisation totalement différente s'est avérée nécessaire et les résultats de segmentation n'étaient pas aussi bons que pour des images réelles.

Afin de tester plus avant la robustesse de la méthode, sa sensibilité au type de tissu imagé est abordée dans la section suivante. En effet, les différents tissus modifient les statistiques d'images et on peut donc se poser la question de l'utilisabilité de la méthode pour des organes autres que le rein.

4.3 Approche de la généralité de la méthode : application à d'autres tissus

L'objectif de cette section est de tester l'applicabilité de cette méthode à d'autres tissus imagés par imagerie échographique. Les hypothèses énoncées en préambule de ce chapitre seront toutefois considérées comme toujours valides sur les séquences étudiées.

Afin de vérifier l'utilisabilité de SCoT sur des échographies acquises sur d'autres types de tissus, nous l'avons appliqué à une séquence d'échographie thyroïdienne ainsi qu'à une séquence d'échographie pelvienne. Ces deux séquences sont chacune composées de dix images et ont été acquises avec le même échographe que celui utilisé précédemment pour les séquences rénales. Les sondes utilisées dans ce cas étant différentes des précédentes, les différences de statistiques au niveau de l'image résultat sont tant dues au type de tissu imagé qu'au type de matériel utilisé.

Les performances chiffrées de notre méthode appliquée aux deux séquences peuvent être constatées sur le tableau [VII.3](#) et leur validation visuelle peut être effectuée sur les figures [VII.20](#) et [VII.21](#). Bien que les résultats semblent mauvais pour le critère de comparaison des aires dans le cas de la séquence pelvienne, les résultats

restent visuellement satisfaisants et le sont totalement pour l'image thyroïdienne.

Tableau VII.3 – Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour deux types de tissus différents

Séquence.	CSC modifié			Agglom.		
	IS	CA	Dist_H	IS	CA	Dist_H
Ovarienne	1.9582	0.52863	1.9612	1.9612	0.59381	0.70713
Pelvienne	1.9152	-15.149	2.886	1.9151	-15.41	2.9695

5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode de segmentation et de suivi du rein sur des séquences échographiques, développée au cours de cette thèse. Cet algorithme semi-automatique est composé de blocs indépendants facilement parallélisables. Dans un premier temps, le détail algorithmique de la méthode a été présenté, ainsi que les choix de conception y afférant.

Dans un second temps, la sensibilité aux paramètres a été étudiée. Un plan factoriel incomplet a été mis en oeuvre afin de déterminer les valeurs optimales des paramètres, la quantité de combinaison nécessaires à la réalisation d'un plan complet étant prohibitive. Une comparaison des résultats obtenus pour les deux méthodes d'étiquetage des données y est présentée.

Puis, une validation de la méthode, utilisant les paramètres optimaux a été effectuée sur des séquences échographiques rénales réelles, ainsi qu'une comparaison à d'autres méthodes de segmentation. Elle est suivie d'une étude de la sensibilité aux variations de forme et enfin d'une étude de la généralité vis à vis d'autres tissus. Ces différentes études ont permis de montrer sa sensibilité au changement de forme, sa robustesse vis à vis de l'étude d'autres tissus et enfin ses bons résultats comparativement à d'autres méthodes de segmentation.

L'utilisation de données non filtrées a permis d'évaluer les performances de la méthode en segmentation en s'affranchissant de l'impact qu'aurait eu un filtrage. En effet, la combinaison d'une méthode de filtrage avec celle de segmentation aurait sans doute permis d'en améliorer les résultats mais les aurait également biaisés. Il

aurait ainsi été difficile d'attribuer les bons résultats à la seule méthode de segmentation. De même, il aurait été difficile d'identifier la raison des mauvaises détections.

Les bons résultats présentés par la méthode, tant dans le suivi de séquences rénales réelles que dans son application à d'autres tissus laissent augurer de son utilisabilité en routine clinique per-opératoire. En termes de temps d'exécution, le suivi sur une séquence de 10 images de taille 512*512 pixels est de l'ordre de la minute pour la méthode utilisant le Color Structure Code modifié et de l'ordre de cinq minutes pour la méthode utilisant l'agglomération hiérarchique, ce qui implique un temps de traitement de l'ordre de 6 secondes par images dans le cas de l'utilisation du CSC modifié. Les tests et implémentations ont été réalisés en C++ sur une machine Core 2 Duo avec un processeur de 1.5 GhZ et 2GO de Ram. Si ces résultats semblent encourageants, ils ne permettent toutefois pas encore l'utilisation per-opératoire et imposent donc le passage au GPU de la méthode, selon la méthodologie proposée dans la section suivante.

6 Perspectives

6.1 Perspectives générales

Comme on a pu le voir dans les sections précédentes, notre méthode souffre de quelques limitations que l'on se doit de discuter. En effet, elle semble présenter une certaine sensibilité au changement fort de forme et de localisation de l'organe sur l'image. Comme expliqué précédemment, il semble ainsi nécessaire de devoir mettre en place un terme correctif de l'erreur afin d'éviter le phénomène de divergence que l'on observe ici. En effet, même si cette divergence n'est pas problématique dans le cadre d'application dans lequel a été développée la méthode, elle reste toutefois un point intéressant à aborder afin de permettre la généralisation de son utilisation à un plus grand nombre de situations cliniques. Une des solutions possibles serait de garder une mémoire de l'évolution de la forme de l'organe au cours de la séquence et de corriger la forme calculée sur l'image courante en fonction d'une forme "théorique" calculée à partir du premier contour fourni manuellement et d'un "modèle" de l'évolution de ce contour. Cette solution n'est toutefois pas triviale. En

effet, dans le cas d'un changement important de forme ou de localisation, il serait nécessaire d'appliquer le terme correctif dès les premières images de la séquences ce qui rend difficile la construction d'un modèle de déformation fiable.

Une des secondes perspectives est liée à la quantité de données utilisées afin de valider la méthode. En effet, afin de tester sa robustesse à certains aspects tel que le type de tissus, seul un petit nombre de données était disponible. Un test à plus grande échelle reste donc à effectuer.

6.2 Perspectives pour le suivi per-opérateur

Comme on a pu le voir tout au long de ce manuscrit, la nécessité de développer des méthodes utilisables en routine clinique de manière per-opérateur s'est souvent imposée notamment dans le cas du développement de la méthode de suivi. Pour ce faire, le développement d'une méthode facilement parallélisable a été choisi. C'est ainsi que nous avons conçu une méthode composée de blocs majoritairement parallélisables par passage au GPU selon les méthodes expliquées ci-après.

Un des plus gros temps de calcul est, pour le moment, dévolu au calcul des vignettes et des critères d'Haralick qui la composent. Le calcul des vignettes étant réalisé pour chacun des pixels de l'image originelle et étant donc indépendant de l'ordre de parcours des pixels, sa parallélisation par passage au GPU, où tous les pixels sont traités de façon simultanée, est évidente. Reste toutefois le problème du calcul des critères d'Haralick, particulièrement gourmand en temps de calcul. Afin d'effectuer le passage au GPU de ces critères, nous nous sommes intéressés aux travaux de Gipp *et al.* [17] sur le calcul GPU des critères d'Haralick. Les auteurs présentent une méthode de passage au GPU des critères d'Haralick dans le cadre d'une application d'analyse d'images de microscopie cellulaire et indiquent une amélioration des temps de calcul de l'ordre de 360 pour la version non-optimisée de calcul des critères et 32 dans le cas de la version optimisée. Alam *et al.* [18] proposent également une version optimisée du calcul des critères sur CPU, cette fois en affichant une amélioration en temps de l'ordre de 58% si l'on utilise deux processeurs. Ils concluent sur leur intention d'adapter leur méthode sur GPU afin d'en améliorer les résultats.

Le passage au GPU des étapes d'étiquetage et de squelettisation en utilisant les

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

versions modifiées de Color Structure Code et l'algorithme de Zhang-Suen ne pose, lui, pas de gros problème en raison du caractère déjà parallèle de ces méthodes. Un gain de l'ordre d'un facteur 100 peut ici être envisagé après passage au GPU.

Bien que des travaux soient actuellement menés sur la parallélisation des opérations de morphologie mathématique, nous avons décidé pour le moment de ne pas nous y intéresser car celles-ci ne représentent qu'un très faible pourcentage du temps de calcul total.

En conclusion, la conception de la méthode SCoT peut permettre un passage d'une méthode non temps-réel à une méthode temps-réel utilisable en routine clinique per-opératoire en effectuant un passage au GPU des différents blocs qui la compose.



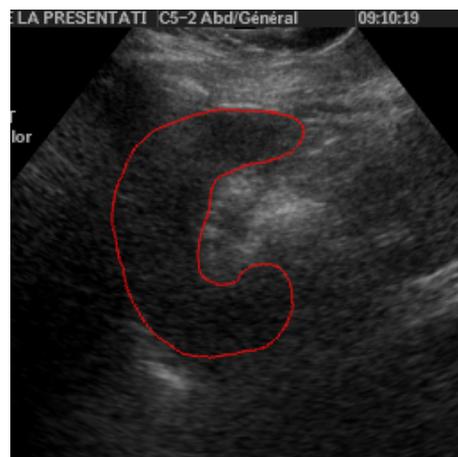
(a) Première séquence



(b) Deuxième séquence



(c) Troisième séquence



(d) Quatrième séquence



(e) Cinquième séquence



(f) Sixième séquence

Figure VII.17 – Première image de chacune des six séquences de validation : le contour du rein est surligné en rouge

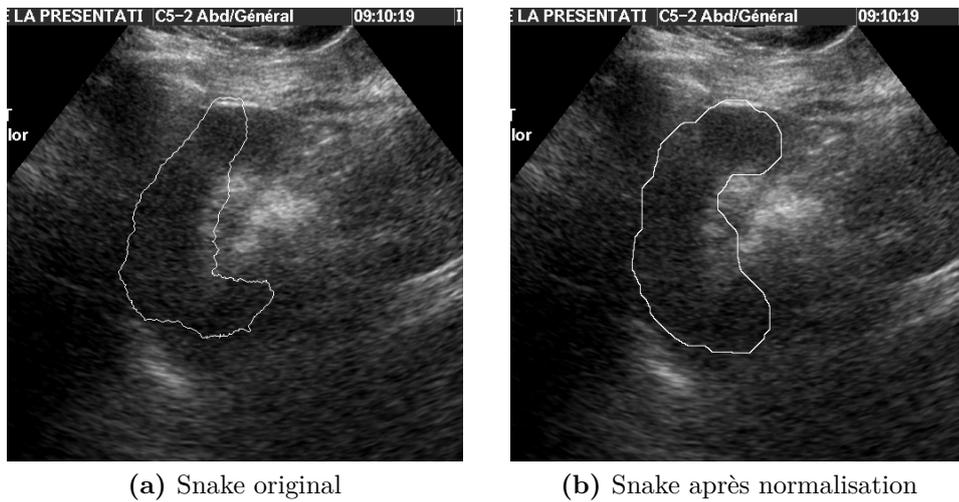


Figure VII.18 – Image d'un contour obtenu par les snakes classiques d'une part et ceux normalisés d'autre part

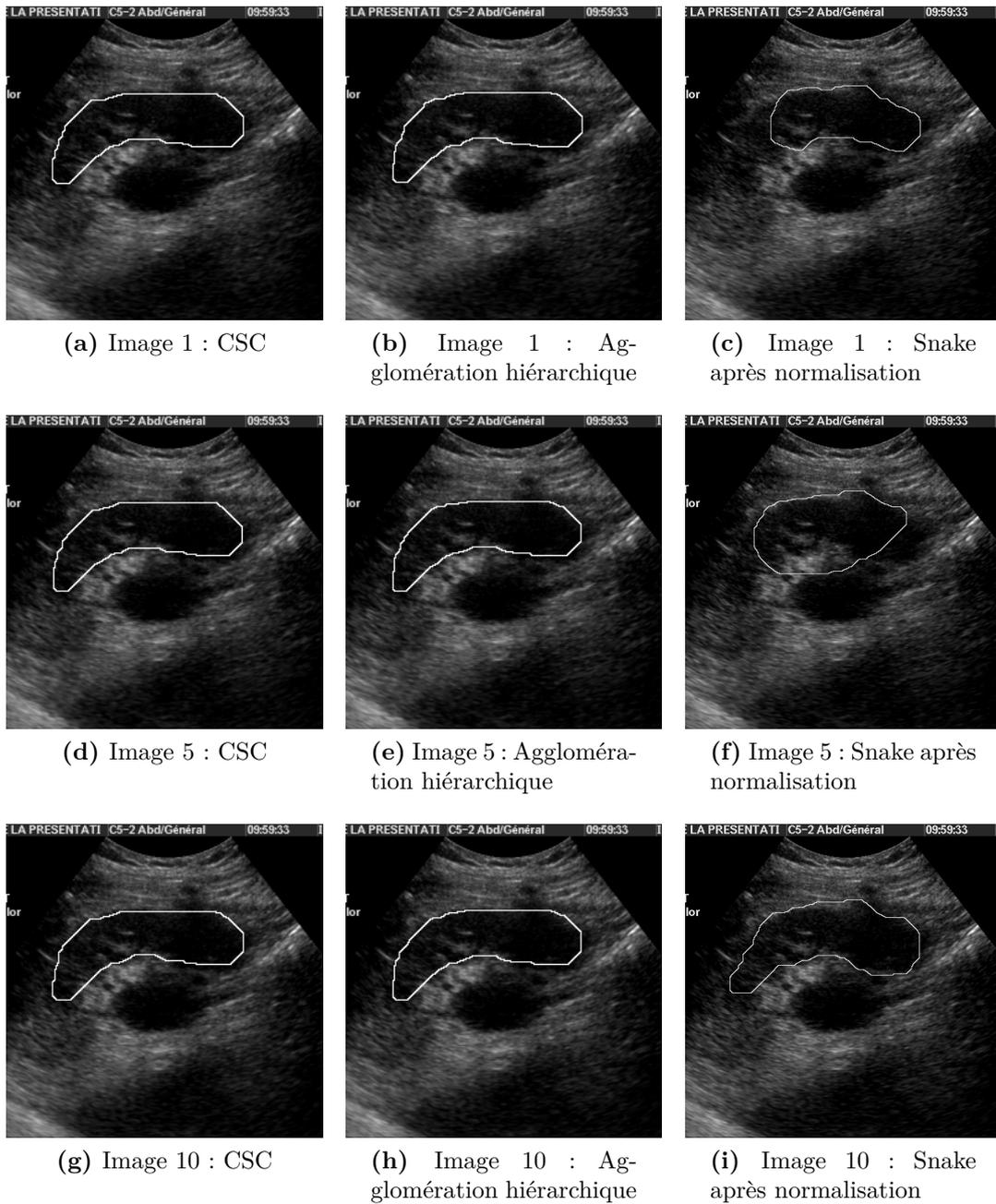


Figure VII.19 – Contours obtenus *via* les différentes méthodes de segmentation pour les images 1, 5 et 10 d’une séquence donnée

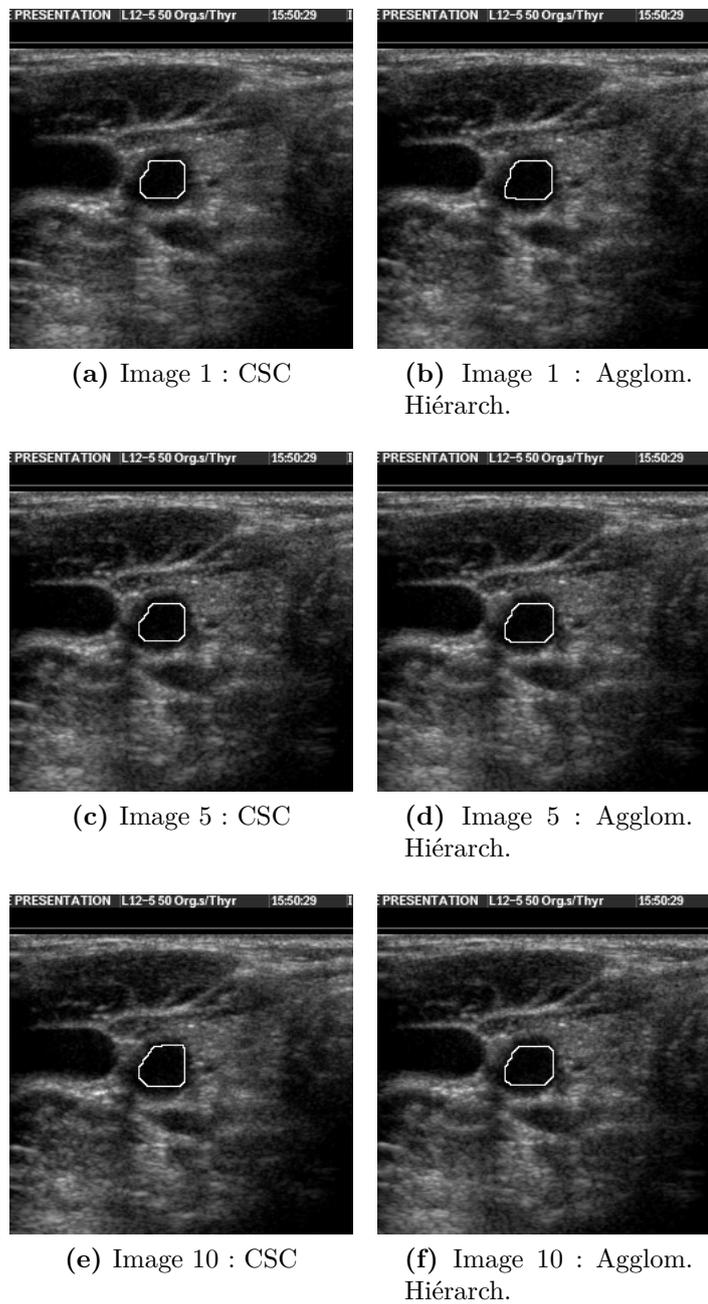


Figure VII.20 – Contours obtenus *via* les deux méthodes de segmentation pour les images 1, 5 et 10 d'une séquence d'échographie ovarienne

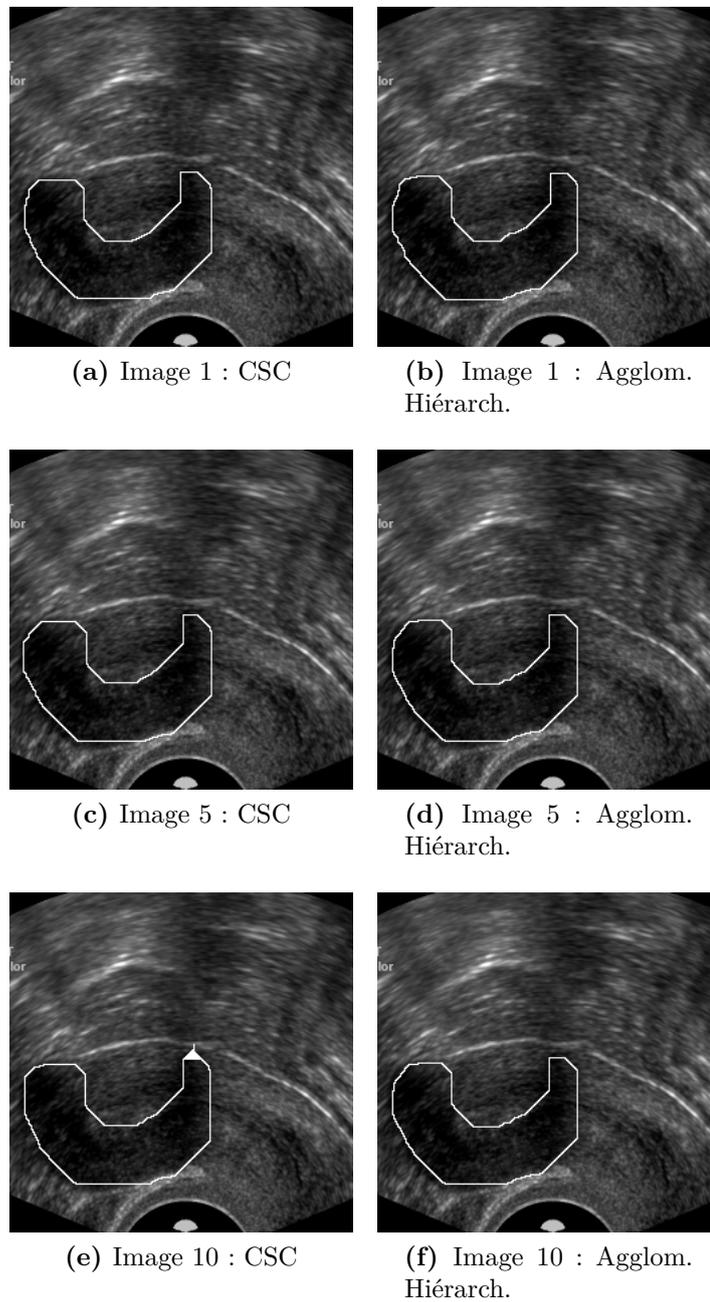


Figure VII.21 – Contours obtenus *via* les deux méthodes de segmentation pour les images 1, 5 et 10 d'une séquence d'échographie pelvienne

Chapitre VII. SCot, un algorithme de segmentation et de suivi sur des données échographiques

Références bibliographiques

- [1] M. MARTIN-FERNANDEZ AND C. ALBEROLA-LOPEZ. *A bayesian approach to in vivo kidney ultrasound contour detection using markov random fields*. MIC-CAI, Springer (2002). [121](#), [123](#), [153](#)
- [2] J.A. NOBLE AND D. BOUKERROUI. *Ultrasound image segmentation : A survey*. MedImg **25**(8), 987–1010 August (2006). [121](#), [122](#)
- [3] M. MARTIN-FERNANDEZ AND C. ALBEROLA-LOPEZ. *An approach for contour detection of human kidneys from ultrasound images using markov random fields and active contours*. Medical Image Analysis (2005). [121](#), [123](#)
- [4] K. SAINI, M.L. DEWAL, AND M. ROHIT. *Ultrasound imaging and image segmentation in the area of ultrasound : A review*. International Journal of Advanced Science and Technology **24** November (2010). [122](#)
- [5] J. BAKKER, M. OLREE, R. KAATEE, E.E. DE LANGE, AND F.J.A. BEEK. *In vitro measurement of kidney size : comparison of ultrasonography and mri*. Ultrasound in Medicine and Biology **24**(5), 683–688 (1998). [122](#)
- [6] K. MATRE, E.M. STOKKE, D. MARTENS, AND O.H. GILJA. *In vitro volume estimation of kidneys using three-dimensional ultrasonography and a position sensor*. European Journal of Ultrasound **10**(1), 65 – 73 (1999). [122](#)
- [7] J. XIE, Y. JIANG, AND H. TSUI. *Segmentation of kidney from ultrasound images based on texture and shape priors*. IEEE Transactions on Medical Imaging **24**, 45–57 (2005). [122](#)
- [8] C-H. WU AND Y-N. SUN. *Segmentation of kidney from ultrasound b-mode images with texture-based classification*. Comput. Methods Prog. Biomed. **84**, 114–123 December (2006). [123](#)

Références bibliographiques

- [9] R.M. HARALICK. Statistical image texture analysis. In *HPRIP86*, pages 247–279 (1986). [128](#)
- [10] L. PRIESE AND V. REHRMANN. *A fast hybrid color segmentation method*. DAGM-Symposium pages 297–304 (1993). [132](#)
- [11] J.C BAILLIE. *Traitement d’image et vision artificielle, cours*. (2003). [132](#)
- [12] F. CAMASTRA AND A. VERRI. *A novel kernel method for clustering*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. **27**, 801–804 May (2005). [137](#)
- [13] I. S. DHILLON. Kernel k-means, spectral clustering and normalized cuts. pages 551–556. ACM Press (2004). [137](#)
- [14] T.Y. ZHANG AND C.Y. SUEN. *A fast parallel algorithm for thinning digital patterns*. Communications of the ACM **27**, 236–239 (1984). [138](#)
- [15] C. TAUBER. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseiht (2005). [142](#)
- [16] M. KASS, A. WITKIN, AND D. TERZOPOULOS. *Snakes : Active contour models*. International Journal of Computer Vision **1**(4), 321–331 (1988). [153](#)
- [17] M. GIPP, G. MARCUS, N. HARDER, A. SURATANEE, K. ROHR, R. KÖNIG, AND R. MÄNNER. *Haralick’s texture features computed by gpus for biological applications*. IAENG International Journal of Computer Science (2009). [159](#)
- [18] F.I. ALAM AND R.U. FARUQUI. *Optimized calculations of haralick texture features*. European Journal of Scientific Research (2011). [159](#)

Conclusion et perspectives

L'utilisation de l'échographie dans le cadre des néphrolithotomies percutanées reste limitée par les artefacts inhérents à l'imagerie ultrasonore. L'analyse des images échographiques rénales a permis la mise en relief de plusieurs caractéristiques ayant un impact majeur sur leur traitement automatisé.

En effet, l'interprétation automatique des données échographiques est difficile en raison de la présence du speckle qui, s'il est considéré par nombre de spécialistes comme une information de texture, modifie fortement la statistique de l'image et lui donne un aspect granuleux. Le phénomène d'atténuation et le manque de contraste, accru dans le cas des images rénales, rendent également problématique toute tentative de segmentation automatique.

Ce manuscrit a débuté par une présentation du mode de formation des images échographiques ainsi que de la problématique médicale sous-jacente et de son impact sur la visualisation échographique. Ces présentations nous ont permis de dégager les deux principaux axes de recherche suivis lors de cette thèse : le filtrage des images ultrasonores et leur segmentation au cours d'une séquence échographique complète.

1 Contributions

L'analyse des besoins en termes d'échographie rénale et celle du mode de formation des images ultrasonores ont conduit au développement de deux outils : un algorithme de filtrage des données échographiques, intitulé WSaM, et un algorithme de segmentation et de suivi sur ces mêmes images, intitulé SCoT. Ces deux méthodes constituent les contributions majeures de cette thèse.

Conclusion et perspectives

En effet, comme on a pu le voir, le mode de formation des images échographiques nous a poussé à développer un algorithme de filtrage du signal radiofréquence en une dimension alors que la plupart des méthodes existantes se concentrent sur l'image en mode B finale. Ce filtrage, effectué avant reconstruction de l'image, permet de faire l'hypothèse d'une statistique de bruit purement multiplicative. Une fois cette hypothèse posée, il est possible d'appliquer une transformation logarithmique contrôlée suivie d'une décomposition en ondelettes du signal. En effet, le filtrage en ondelettes étant réservé au seul bruit additif, il était nécessaire, pour garantir le bon fonctionnement du filtre, que cette hypothèse soit vérifiée. Une fois cette décomposition appliquée, une méthode de filtrage des coefficients basée sur une technique relevant tant d'une méthode de split and merge en une dimension que d'un algorithme de médian adaptatif est effectuée. Puis, la reconstruction bi-dimensionnelle de l'image est effectuée par passage au logarithme du résultat de la reconstruction du signal.

Cette méthode de filtrage a été testée et validée sur des images échographiques simulées, générées avec le simulateur Field II, utilisé pour le réalisme qu'il offre concernant la simulation de données ultrasonores. Les résultats, comparés avec un ensemble de méthodes de l'état de l'art, montrent la supériorité de WSaM en termes de suppression de bruit et de préservation des contours.

Nous avons également développé une méthode de segmentation et de suivi du rein sur des séquences échographiques. Cette méthode semi-automatique utilise un premier contour manuel, fourni par l'utilisateur, pour initier le processus de segmentation et de suivi. Une fois le premier contour obtenu, une classification des pixels de l'image suivante en fonction de critères de texture calculés à partir de statistiques du second ordre est effectuée. Cette classification utilise une méthode de fusion-division appliquée sur les critères d'Haralick.

Cette première phase achevée, le contour courant est extrait de la zone de recherche à partir du résultat de l'image précédente. Pour ce faire, on définit une zone fixe de recherche, centrée en chacun des points de l'ancien contour, et une procédure de classification basée sur un algorithme des kernel k -means est effectuée.

La frontière entre les deux clusters obtenus pour chaque zone de recherche est utilisée comme indication de la position du contour courant.

Un algorithme de simplification de contours basé sur des opérations de morphologie mathématique est finalement utilisé pour transformer l'ensemble des frontières locales en un seul contour simple et fermé, utilisable comme initialisation sur l'image suivante de la séquence échographique ou pour des besoins de quantification. Ce processus permet le suivi des images d'intérêt d'une image à l'autre.

Un des principaux avantages de la méthode présentée plus haut est son caractère facilement parallélisable par passage au GPU. En effet, si la parallélisation de la méthode n'a pas fait l'objet de développements au cours de cette thèse, les algorithmes proposés l'ont toujours été dans une optique temps réel et la parallélisation possible des méthodes développées et utilisées a toujours été privilégiée.

Les résultats de SCot ont été évalués sur des données non filtrées, comparativement à des segmentations manuelles de ces mêmes données. Une étude des paramètres de la méthode a été effectuée, ainsi qu'une approche de sa généralité.

Les résultats ont montré les bonnes performances de la méthode proposée en des temps de calculs raisonnables avant optimisation pour une utilisation en routine clinique. En effet, les temps sont de l'ordre de la minute pour des images 512×512 .

2 Perspectives

Suite à la description des développements au cours de ce travail de recherche, plusieurs perspectives peuvent être dégagées et font l'objet de la section suivante :

Prise en compte de la corrélation entre signaux pour améliorer le filtrage

Pour le moment, le filtrage des données échographiques est réalisé pour chaque ligne radiofréquence indépendamment des autres. Or, certaines études ont montré l'existence de corrélations entre les différentes lignes du signal. La prise en compte de cette corrélation pourrait permettre l'amélioration de la procédure de filtrage en permettant une meilleure détection des contours sur le signal.

Conclusion et perspectives

Étude du critère de split dans la procédure de filtrage Le critère de split utilisé lors du calcul de l'homogénéité d'une région a été, comme souvent dans le domaine du filtrage en ondelettes, calculé de façon empirique de manière à optimiser les résultats obtenus. Une étude plus détaillée de ce critère serait à envisager, même si les bons résultats présentés par la méthode n'imposent pas sa modification.

Détermination automatique du contour initial dans la procédure de segmentation Le contour initial étant pour le moment donné par l'utilisateur, une des premières améliorations possibles serait de le détecter automatiquement. Pour ce faire, l'idée serait de coupler l'information offerte par la décomposition en ondelettes du signal échographique filtré, afin d'utiliser cette information comme détecteur des "sauts" du signal, celui-ci pouvant être étiqueté comme contour potentiel, avec l'information de texture apportée par l'agglomération des vignettes. Toutefois, la nécessité de permettre au praticien de valider ce premier contour ou de le modifier en cas d'erreurs demeure. En effet, étant dans un contexte clinique, il est indispensable de permettre au praticien de conserver un contrôle sur la procédure de segmentation, ce qui empêche développement d'une méthode totalement automatique.

Utilisation de l'information de phase La richesse du signal radiofréquence n'a pas été entièrement exploitée dans ce travail. En effet, seule l'information contenue dans l'enveloppe du signal a été utilisée. La piste envisagée actuellement porte sur l'utilisation de l'information de phase afin d'améliorer le processus de segmentation en étudiant les sauts de phase existant dans les signaux.

Évaluation clinique Si les évaluations effectuées au cours de cette thèse permettent de valider l'utilisabilité des méthodes qui y sont développées, une étude clinique à large échelle reste à effectuer. Des partenariats hospitaliers sont actuellement en cours d'élaboration afin de permettre cette validation et la récupération des données 1D sur un échographe.

Portage sous PTM3D La méthode a jusque maintenant été développée sous forme d'un module autonome que nous envisageons à court terme de porter sous PTM3D, déjà utilisé en routine clinique par des praticiens hospitaliers.

Publications

Conférences internationales avec actes et comité de lecture

[**ECR 2010**] A new PC based software to take and validate clinical decisions for colorectal cancer using metric 3D images segmentations

Osorio A., Nauroy J., Dahdouh S., Biset J-M., Boustani R., Donars P., European Congress of Radiology (ECR 2010), Viena.

[**SPIE 2010**] A 1D Wavelet filtering for ultrasound images despeckling

Dahdouh S., Dubois, M., Frenoux E., Osorio A., SPIE 2010, San Diego.

[**ICNC 2009**] Difference of gaussians type neural image filtering with spiking neurons

S. Chevallier, Dahdouh S., ICNC 2009, Madeira.

[**SPIE 2009**] Segmentation of kidney ultrasound images : a prospective study

Dahdouh S., Frenoux E., Osorio A., SPIE 2009, Orlando.

[**CARS 2008**] Planning and validating Percutaneous Nephrolithotomies in a non-classical patient's position using a new 3D Augmented Reality system

Osorio A., Nauroy J., Dahdouh S., Du Bois E., Donars P., Frenoux E., Galan J-A., Lobato J-J., Navarro I., Caballero J-P., CARS, 2008, Barcelona.

Conclusion et perspectives

Annexe 1 : Les critères de texture d'Haralick

Avec l'avènement des premiers ordinateurs capables d'effectuer des calculs mathématiques et algorithmiques sur des images satellites ou des photographies, la recherche sur la caractérisation des textures dans les images c'est accentuée. Un des travaux majeurs en ce domaine est la recherche sur les critères de texture calculés à partir de statistiques de second ordre effectué par Haralick¹.

Le principe des critères de texture d'Haralick est d'extraire de l'image des indices statistiques concernant la texture afin d'identifier des objets ou des régions d'intérêt dans l'image. On peut quantifier ces paramètres en les calculant sur les éléments d'une matrice de dépendance spatiale des niveaux de gris, ou matrice de co-occurrence.

1 La matrice de co-occurrence et ses propriétés statistiques

La matrice de co-occurrence est un tableau contenant les moyennes d'espace du second ordre et possédant en abscisse et en ordonnée les numéros des niveaux de gris de l'image. Chaque case $p(i, j)$ contient le nombre de fois où un pixel de niveau de gris i est situé à une distance d d'un pixel de niveau de gris j dans une direction donnée.

1. R.M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", Proc. IEEE, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.

Les directions utilisées sont celles du schéma 8-connexte. Pour chaque direction, on va prendre en compte les deux sens, ce qui permettra que les 4 directions choisies couvrent l'ensemble des angles disponibles en 8-connextité. On obtient donc toujours des matrices symétriques.

La matrice obtenue va donc être dépendante des directions considérées. En imagerie médicale, la texture est rarement évidente et suit rarement une direction précise. Il est donc nécessaire de calculer des critères qui soient indépendants de la direction. On va donc additionner dans une même matrice les co-occurrences ayant lieu dans toutes les directions.

Ces matrices contiennent généralement une masse d'information trop importante et sont difficilement manipulables dans leur intégralité. Quatorze indices prenant en compte l'ensemble de la matrice ont été définis par Haralick et correspondent à des caractères descriptifs des textures tels que le contraste, l'entropie ou l'homogénéité.

La section suivante va exposer les onze premiers critères qui sont ceux utilisés dans ce manuscrit ainsi que la signification communément admise pour certains d'entre eux.

2 Les critères de texture

1. L'homogénéité ou second moment angulaire :

$$\sum_a \sum_b p(a, b)^2$$

Cet indice considère les nombres d'occurrences des couples de pixels dans l'image. Plus, le nombre d'occurrences d'un même couple de pixels dans l'image est élevé, plus le critère d'homogénéité l'est. on retrouve cette configuration dans le cas des images uniformes ou des textures périodiques dans un sens de translation donné.

2. Le contraste :

$$\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \sum_{a=1}^{Ng} \sum_{b=1}^{Ng} p(a, b), |a - b| = n$$

Cet indice représente le contraste au sens usuel du terme. Plus il est élevé, plus la valeur de l'indice est grande.

3. La corrélation :

$$\frac{\sum_a \sum_b (a, b) p(a, b) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

avec $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ les moyennes et variances de p_x et p_y les fonctions de densité de probabilité partielles. Cette valeur représente la corrélation existant entre les lignes et les colonnes de la matrice de co-occurrence.

4. La variance :

$$\sum_a \sum_b (a - \mu)^2 p(a, b)$$

5. L'homogénéité locale ou moment des différences inverses :

$$\sum_a \sum_b \frac{1}{1 + (a - b)^2} p(a, b)$$

6. La moyenne de la somme :

$$\sum_{a=2}^{2Ng} a * p_{x+y}(a)$$

avec x et y les coordonnées d'une entrée de la matrice et $p_{x+y}(i)$ la probabilité des coordonnées de la matrice de co-occurrence sommés sur $x+y$.

7. La variance de la somme :

$$\sum_{a=2}^{2Ng} (a - f_s) p_{x+y}(a)$$

8. L'entropie de la somme :

$$- \sum_{a=2}^{2Ng} p_{x+y}(a) \log_2(p_{x+y}(a)) = f_s$$

9. L'entropie :

$$\sum_a \sum_b p(a, b) \log_2(p(a, b))$$

L'entropie est faible si l'on retrouve souvent le même couple de pixels. Elle fournit une indication du caractère "désordonné" de la structure.

Annexe 1 : Les critères de texture d'Haralick

10. La variance de la différence :

$$\sum_{a=0}^{Ng-1} a^2 p_{x-y}(a)$$

11. L'entropie de la différence :

$$\sum_{a=0}^{Ng-1} p_{x-y}(a) \log_2(p_{x-y}(a))$$

Annexe 2 : Algorithme de squelettisation de Zhang-Suen

L'objectif de cette annexe est de donner l'algorithme de la méthode de squelettisation par Zhang et Suen¹. Les principaux avantages de cette méthode sont sa rapidité et sa facilité de parallélisation. Il repose sur la définition de connectivité est expliquée dans le paragraphe suivant en préambule au pseudo-code de l'algorithme.

1 Notion de connectivité

La connectivité C_n est définie comme la somme des transitions fond/objet au voisinage d'un pixel donné, celui-ci exclu, ce voisinage étant défini en 6-connexité. Le schéma A.1 montre un exemple de calcul de connectivité. La valeur 0 est attribuée à l'objet et la valeur 255 au fond.

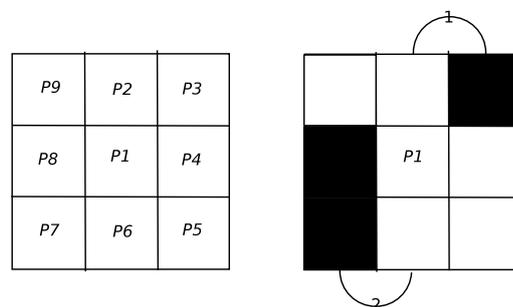


Figure A.1 – Exemple de calcul de connectivité, ici égale à 2

1. Zhang, T.Y. and Suen, C.Y., "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Communications of the ACM, 1984

2 Pseudo-Code de l'algorithme

```

tant que Nombre de suppressions non nul faire
    pour chaque pixel p faire
        // On marque tous les pixels répondants au 4 critères
        suivants
        si connectivité (p) = 1 et voisinage(p) >= 2 et voisinage(p) <6
            et
            P2 ou P4 ou P6 et P4 ou P6 ou P8 appartiennent au fond
            alors
                | marquer p
            fin
        fin
    pour chaque pixel marqué faire
        // On supprime tous les pixels marqués
        Supprimer(pixel)
    fin
    si Nombre de suppressions effectuées = 0 alors
        | Fin du programme
    fin
    pour chaque pixel p faire
        // On marque tous les pixels répondants au 4 critères
        suivants
        si connectivité (p) = 1 et voisinage(p) >= 2 et voisinage(p) <6
            et
            P2 ou P4 ou P8 et P2 ou P6 ou P8 appartiennent au fond
            alors
                | marquer p
            fin
        fin
    pour chaque pixel marqué faire
        // On supprime tous les pixels marqués
        Supprimer(pixel)
    fin
    si Nombre de suppressions effectuées = 0 alors
        | Fin du programme
    fin
fin

```

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT

1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié

1.1 Plan d'expérience complet

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	2	2	0,1
2	3	1	0,18
1	2	2	0,06
2	3	3	0,06
1	1	3	0,04
1	3	2	0,2
1	2	2	0,08
2	1	1	0,1
2	2	2	0,14
1	2	1	0,12
2	2	3	0,1
2	1	3	0,02
2	3	1	0,1
1	3	2	0,14
2	3	2	0,04
1	2	3	0,06
2	2	1	0,16
1	3	1	0,04
2	3	3	0,18

1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	2	1	0,14
2	2	3	0,02
2	2	1	0,2
1	3	1	0,06
1	1	3	0,12
2	1	2	0,12
1	2	2	0,04
2	1	2	0,02
2	3	1	0,16
1	1	1	0,18
2	3	3	0,2
1	1	1	0,1
1	2	1	0,02
1	3	3	0,16
1	2	2	0,2
1	1	1	0,12
1	3	1	0,14
1	1	3	0,2
2	1	1	0,06

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	3	3	0,14
1	2	2	0,14
2	2	3	0,2
1	2	3	0,1
2	2	3	0,08
1	1	1	0,08
2	1	1	0,2
2	2	2	0,16
1	2	3	0,14
2	1	3	0,04
2	3	2	0,2
2	3	1	0,14
1	1	1	0,14
2	3	3	0,1
1	1	2	0,16
2	2	3	0,14
2	1	2	0,14
1	3	2	0,1
1	1	3	0,08
1	2	3	0,16
1	1	3	0,18
2	3	2	0,08
1	3	3	0,2
1	1	2	0,12
1	1	1	0,06
1	2	1	0,08

1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	2	2	0,18
2	1	2	0,08
2	2	3	0,04
1	3	2	0,12
1	2	2	0,12
2	3	2	0,16
1	2	3	0,18
1	3	1	0,1
2	1	1	0,08
1	2	3	0,2
2	2	2	0,02
2	2	2	0,12
1	2	2	0,16
1	2	1	0,1

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	1	3	0,2
2	3	3	0,04
1	3	3	0,04
2	3	2	0,14
2	1	3	0,12
2	1	1	0,04
1	2	3	0,04
2	2	1	0,08
2	1	3	0,1
2	1	2	0,1
1	3	2	0,04
2	2	3	0,06
1	3	2	0,18
2	1	3	0,16
2	2	2	0,04
1	1	2	0,1
2	3	3	0,08
2	3	3	0,16
1	3	2	0,08
2	1	2	0,16
1	3	3	0,06
1	2	1	0,2
1	2	3	0,08
2	3	2	0,06
2	2	1	0,1
1	3	1	0,2

1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
1	3	1	0,18
1	3	3	0,18
2	2	3	0,12
2	1	3	0,08
2	2	3	0,16
1	3	1	0,12
1	3	1	0,08
2	1	1	0,12
2	2	2	0,2
1	3	1	0,02
1	1	1	0,2
2	3	1	0,06
2	1	3	0,14
1	3	3	0,1

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
1	1	2	0,04
1	1	1	0,04
2	1	1	0,14
2	1	2	0,06
2	1	1	0,02
2	3	2	0,1
1	3	2	0,06
2	1	1	0,16
2	1	2	0,18
2	3	1	0,08
2	3	1	0,12
2	3	2	0,12
1	2	2	0,18
1	1	3	0,06
1	3	2	0,02
1	3	3	0,12
1	2	1	0,04
2	2	2	0,08
2	1	1	0,18
2	2	1	0,12

1 Valeurs utilisées dans le cas du Color Structure Code modifié

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
2	3	1	0,04
2	3	1	0,02
1	2	2	0,1
1	1	2	0,2
2	1	3	0,18
2	3	3	0,12
2	3	3	0,02
1	1	3	0,16
2	2	1	0,18
1	2	3	0,12
1	1	1	0,02
1	2	1	0,06
1	2	1	0,16
1	1	3	0,1
2	2	1	0,04
1	3	3	0,14
2	1	3	0,06
1	2	3	0,02
1	3	2	0,16
2	2	2	0,06

Annexe 3 : Tableaux récapitulatifs des différents essais réalisés pour l'étude des paramètres de la méthode ScoT

Crit_Haral	Taille_Vignette	Taille_Zone	Seuil
1	2	1	0,18
1	1	2	0,02
2	2	1	0,06
2	1	2	0,2
2	1	2	0,04
1	1	2	0,18
2	3	2	0,18
1	3	3	0,08
1	3	1	0,16
2	2	3	0,18
1	1	2	0,06
1	1	1	0,16
2	2	1	0,02
1	1	3	0,14
1	3	3	0,02
1	2	2	0,02
2	3	1	0,2
1	2	1	0,14
2	3	2	0,02
1	1	2	0,08
1	1	2	0,14

La réalisation des néphrolithotomies percutanées est essentiellement conditionnée par la qualité de la ponction calicielle préalable. En effet, en cas d'échec de celle-ci, l'intervention ne peut avoir lieu. Réalisée le plus souvent sous échographie, sa qualité est fortement conditionnée par celle du retour échographique, considéré comme essentiel par la deuxième consultation internationale sur la lithiase pour limiter les saignements consécutifs à l'intervention.

L'imagerie échographique est largement plébiscitée en raison de son faible coût, de l'innocuité de l'examen, liée à son caractère non invasif, de sa portabilité ainsi que de son excellente résolution temporelle ; elle possède toutefois une très faible résolution spatiale et souffre de nombreux artefacts tels que la mauvaise résolution des images, un fort bruit apparent et une forte dépendance à l'opérateur.

L'objectif de cette thèse est de concevoir une méthode de filtrage des données échographiques ainsi qu'une méthode de segmentation et de suivi du rein sur des séquences ultrasonores, dans le but d'améliorer les conditions d'exécution d'interventions chirurgicales telles que les néphrolithotomies percutanées.

Le filtrage des données, soumis et publié dans SPIE 2010, est réalisé en exploitant le mode de formation des images : le signal radiofréquence est filtré directement, avant même la formation de l'image 2D finale. Pour ce faire, nous utilisons une méthode basée sur les ondelettes, en seuillant directement les coefficients d'ondelettes aux différentes échelles à partir d'un algorithme de type split and merge appliqué avant reconstruction de l'image 2D.

La méthode de suivi développée (une étude préliminaire a été publiée dans SPIE 2009), exploite un premier contour fourni par le praticien pour déterminer, en utilisant des informations purement locales, la position du contour sur l'image suivante de la séquence. L'image est transformée pour ne plus être qu'un ensemble de vignettes caractérisées par leurs critères de texture et une première segmentation basée région est effectuée sur cette image des vignettes. Cette première étape effectuée, le contour de l'image précédente de la séquence est utilisé comme initialisation afin de recalculer le contour de l'image courante sur l'image des vignettes segmentée. L'utilisation d'informations locales nous a permis de développer une méthode facilement parallélisable, ce qui permettra de travailler dans une optique temps réel.

La validation de la méthode de filtrage a été réalisée sur des signaux radiofréquence simulés. La méthode a été comparée à différents algorithmes de l'état de l'art en terme de ratio signal sur bruit et de calcul de USDSA. Les résultats ont montré la qualité de la méthode proposée comparativement aux autres. La méthode de segmentation, quant-à elle, a été validée sans filtrage préalable, sur des séquences 2D réelles pour un temps d'exécution sans optimisation, inférieur à la minute pour des images 512*512.

Mots clés : échographie rénale, filtrage, signal radiofréquence, segmentation, texture