



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par *l'Institut National Polytechnique de Toulouse*
Discipline ou spécialité : *Informatique*

Présentée et soutenue par *Marco MORA COFRÉ*
Le *10 Juillet 2008*

Titre : *Ensembles de niveaux robustes au speckle et recalage B-spline: application à la segmentation et l'analyse du mouvement cardiaque par des images ultrasons*

JURY

Nicole VINCENT - Professeur Univ. Paris 5, Rapporteur
Vincent RODIN - Professeur Univ. Brest, Rapporteur
Stéphane CORMIER - Maître de conférences Univ. Reims, Examineur
Pierre SPITERRI - Professeur INPT, Examineur
Clovis TAUBER, Chercheur - Institut Pasteur, membre invité
Alain AYACHE - Professeur INPT, Directeur
Hadj BATATIA - Maître de conférences INPT, Co-directeur

Ecole doctorale : *Mathématiques, Informatique, Télécommunications de Toulouse*
Unité de recherche : *IRIT-ENSEEIHT*
Directeur de Thèse : *Alain AYACHE*

Table des matières

1	Introduction	15
1.1	Motivation	15
1.2	Contributions	16
1.3	Organisation du document	17
2	Contexte et état de l'art	19
2.1	Introduction du chapitre	19
2.2	Le cœur	20
2.2.1	Introduction	20
2.2.2	Anatomie du cœur	20
2.2.3	Le cycle cardiaque	21
2.3	Développement de l'ultrason et ses applications médicales	21
2.3.1	Introduction	21
2.3.2	Antécédents historiques de l'ultrason dans la médecine	22
2.3.3	Applications actuelles de l'ultrason dans la médecine	23
2.4	L'ultrason et les images échographiques	24
2.4.1	Introduction	24
2.4.2	L'ultrason dans les tissus du corps humain	24
2.4.3	Phénomènes physiques de la transmission d'ondes ultrason	25
2.4.4	Modes de visualisation du signal	26
2.4.4.1	Le mode A	27

2.4.4.2	Le mode B	28
2.4.4.3	Le mode B en temps réel	28
2.4.4.4	Le mode M	28
2.5	Le speckle dans les images ultrasons	29
2.5.1	Introduction	29
2.5.2	Origine du speckle	29
2.5.3	Les modèles statistiques du speckle dans les images ultrasons	29
2.5.3.1	Le modèle de Rayleigh	30
2.5.3.2	Le modèle de Rice	30
2.5.3.3	Le modèle de la distribution K	31
2.5.3.4	Le modèle de la distribution K-Homodine	31
2.6	La segmentation par ensembles de niveaux	32
2.6.1	Introduction	32
2.6.2	La propagation de courbes avec vitesse dépendant de la courbure	33
2.6.3	La propagation de courbes avec vitesse dépendant de la courbure par Level Sets	34
2.6.4	Détection de contours par Level Sets : Le contour actif géométrique	37
2.6.5	Les méthodes de segmentation par Level Sets	38
2.6.5.1	Contours actifs avec un critère d'arrêt basé sur le gradient	39
2.6.5.2	Contours actifs avec un critère d'arrêt régularisé	40
2.6.5.3	Contours actifs basées sur des régions	41
2.6.5.4	Segmentation des images échocardiographiques par contours actifs implicites	42
2.7	Le Recalage d'images 2D	42
2.7.1	Introduction	42
2.7.2	Définitions	43
2.7.3	Formulation du problème du recalage et ses étapes	44
2.7.3.1	Étape de détection de caractéristiques	44

2.7.3.2	Étape de mise en correspondance de caractéristiques	45
2.7.3.3	Étape d'estimation de la transformation	46
2.7.3.4	Étape de rééchantillonnage	47
2.8	L'estimation de mouvement	48
2.8.1	Introduction	48
2.8.2	Formulation générale du problème d'estimation de mouvement	48
2.8.3	Méthodes d'estimation de mouvement	49
2.8.3.1	Méthodes d'estimation de mouvement non-paramétriques	49
2.8.3.2	Méthodes d'estimation de mouvement paramétriques	50
2.8.4	Méthodes d'estimation de mouvement cardiaque	50
2.8.4.1	Estimation de mouvement cardiaque dans des images non échocardiographiques	50
2.8.4.2	Estimation de mouvement cardiaque dans des images échocar- diographiques	50
2.9	Conclusion	51
3	Ensembles de niveaux robustes pour la segmentation d'images ultrasons	53
3.1	Introduction	53
3.2	Étude des ensembles de niveaux pour la segmentation des images échographiques	54
3.2.1	Détection de contours par ensembles de niveaux	54
3.2.2	Le problème de la fonction d'arrêt classique	55
3.3	Le coefficient de variation comme détecteur de contours	55
3.3.1	Le coefficient de variation global et local	56
3.3.2	Le coefficient de variation dans une zone homogène d'une image avec bruit multiplicatif	56
3.3.3	Le coefficient de variation dans des zones de contour d'une image avec bruit multiplicatif	56
3.3.4	Comparaison de la détection de contours par le coefficient de variation et le gradient	57

3.4	Fonction d'arrêt basée sur le Coefficient de Variation	58
3.4.1	Relation entre la fonction d'arrêt et la norme de Tukey	59
3.4.2	Fonction d'arrêt fondée sur la norme de Tukey et le CV	60
3.4.3	Validation théorique de la fonction d'arrêt	62
3.5	Fonction d'arrêt basée sur un Perceptron Multicouche	62
3.5.1	Classification par un Perceptron Multicouches	63
3.5.2	Proposition d'une fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP	64
3.5.2.1	Structure du réseau	65
3.5.2.2	Construction de l'ensemble d'entraînement	66
3.5.2.3	Apprentissage du réseau	66
3.5.2.4	Validation du réseau	67
3.5.2.5	Application du réseau	67
3.5.2.6	Fonction d'arrêt basée sur le CV et le MLP	68
3.6	Expérimentations	68
3.6.1	Expérimentations sur des images synthétiques	68
3.6.2	Expérimentations sur des images réelles	70
3.6.3	Comparaison des résultats	74
3.7	Conclusions	76
4	Analyse du mouvement du cœur par recalage géométrique B-spline hiérarchique	83
4.1	Introduction du chapitre	83
4.2	Interpolation par B-splines	84
4.2.1	Présentation générale du problème d'interpolation des courbes	84
4.2.2	Interpolation des courbes par B-splines	85
4.2.3	Interpolation de courbes en deux dimensions	86
4.3	Recalage élastique d'images par B-splines	87
4.3.1	Le Recalage B-spline d'images basé sur des courbes	87

4.3.2	L' algorithme ICP	91
4.3.3	Raffinement du Recalage avec des B-splines Hiérarchiques	92
4.4	Analyse du mouvement du cœur basée sur le recalage élastique	93
4.4.1	Méthode de recalage élastique pour les contours des cavités du cœur	94
4.4.2	Algorithme général de mesure de mouvement	95
4.4.3	Méthode d'analyse du mouvement des cavités du cœur	96
4.5	Résultats	97
4.5.1	Résultats sur une paire d'images ultrasons	97
4.5.2	Comparaison des résultats	103
4.5.3	Résultats de la méthode d'analyse du mouvement	106
4.5.3.1	Résultats de la méthode d'estimation du mouvement sur une paire d'images	106
4.5.3.2	Résultats de la méthode d'estimation du mouvement sur une séquence d'images	106
4.5.3.3	Résultats de la méthode d'analyse du mouvement sur une sé- quence d'images	107
4.6	Conclusions	107
5	Conclusion et perspectives	121
5.1	Conclusion	121
5.2	Limitations	122
5.3	Perspectives	123
6	Annexes	127
6.1	Glossaire	127

Table des figures

2.1	Structure du cœur : (1) Atrium droit (2) Atrium gauche (3) Veine cave supérieure (4) Aorte (5) Artère pulmonaire (6) Veine pulmonaire (7) Valve mitrale(auriculo-ventriculaire) (8) Valve aortique (9) Ventricule gauche (10) Ventricule droit (11) Veine cave inférieure (12) Valve tricuspide (13) Valve sigmoïde(pulmonaire)	20
2.2	Le cycle cardiaque : (a) Systole auriculaire (b) Systole ventriculaire	22
2.3	Mode de visualisation A : (a) Le transducteur et son fonctionnement général. (b) Visualisation des échos dans l'oscilloscope	27
2.4	Exemple d'un cercle en expansion : (a) Cercle initial $\gamma(0)$ (b) Surface initiale $\Psi(0)$ (c) Cercle dans le temps t $\gamma(t)$ (d) Surface dans le temps t $\Psi(t)$	35
3.1	Détection de contours par gradient et par CV	58
3.2	Fonction de poids de Tukey	60
3.3	Détection imprécise du seuil dans des images avec un bruit fort.	65
3.4	Perceptron Multicouche	65
3.5	Construction de l'ensemble d'entraînement	66
3.6	Résultats sur une image de synthèse avec du speckle : (a-g) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par le gradient (h-n) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par le CV (o-u) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par CV et un MLP	69
3.7	Nécessité du filtrage robuste au speckle dans les images réelles	71
3.8	Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt basée sur le CV	72
3.9	Sélection de l'ensemble d'entraînement : (a) Image du CVL avec zéros (b) Zones de sélection de points	73

3.10	Entraînement du MLP et classification avec 2 neurones dans la couche cachée :	
	(a) Courbes de l'apprentissage (b) Classification de l'ensemble d'entraînement	74
3.11	Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP	75
3.12	Images à segmenter et leurs fonctions d'arrêt	78
3.13	Segmentation basée sur notre méthode	79
3.14	Segmentation basée sur la méthode ACwE	80
3.15	Contours finaux et contours tracés manuellement	81
4.1	Représentation géométrique de contraintes de premier type	89
4.2	(a) Grille avant raffinement (b) Insertion de nœuds (c) Nouveau voisinage et 4 points de contrôle à recalculer	93
4.3	(a) Image de Test (b) Image de Référence (c) Contour de l'image de Test (d) Contour de l'image de Référence	98
4.4	Recalage rigide : (a) Image de synthèse (b) Image de synthèse transformée (c) Contours (d) Image réelle transformée	99
4.5	Recalage B-spline : (a) Image de test et grille de nœuds (b) Image de référence et grille de nœuds (c) Contours (d) Grille de points de contrôle (e) Grille de points de contrôle et contours (f) Déformation de l'image de synthèse (g) Image transformée	109
4.6	Résultats généraux du recalage hiérarchique : (a) Erreurs de recalage (b) Zoom sur les erreurs de recalage (c) Raffinements de premier niveau (d) Raffinements de deuxième niveau (e) Contours (f) Déformation de l'image de synthèse (g) Déformation de l'image réelle	110
4.7	Détail du Recalage Hiérarchique : (a-d) Raffinements de premier niveau (e-h) Raffinements de deuxième niveau	111
4.8	Détail du Recalage Hiérarchique sur l'image de synthèse : (a-h) Raffinements de premier niveau paires (a,b),(c,d),(e,f),(g,h). (i-p) Raffinements de premier niveau paires (i,j),(k,l),(m,n),(o,p)	112
4.9	Détail du Recalage Hiérarchique de premier niveau sur l'image réelle	113
4.10	Détail du Recalage Hiérarchique de deuxième niveau sur l'image réelle	114
4.11	Images de la Comparaison de résultats.	115

4.12 Estimation de mouvement entre un paire d'images : (a-c)Transformation rigide (d-f) Transformation B-spline (g-i) Raffinements (j-l) Mouvement total	116
4.13 Estimation de mouvement d'une série d'images : Images et contours	117
4.14 Estimation de mouvement d'une série d'images : Champs de mouvement . . .	118
4.15 Segmentation de points de mouvement faible : Par paires	119
4.16 Graphique de mouvement de points	119

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein de l'équipe Traitement et Compréhension de l'Image (TCI) de l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT), dépendant de l'Institut National Polytechnique de Toulouse (INPT).

Je remercie Alain Ayache, directeur de l'École Nationale Supérieure d'Électrotechnique, d'Électronique, d'Informatique et de Télécommunications de Toulouse (ENSEEIHT), et directeur de ma thèse, pour avoir accepté ma candidature en me permettant d'effectuer mes études en France.

Durant cette thèse, j'ai été encadré par le docteur Hadj Batatia. Ses conseils, son soutien inconditionnel, et sa patience m'ont permis d'effectuer ce travail.

J'ai été aussi encadré par le docteur Clovis Tauber. Son aide inestimable m'a permis de démarrer mon travail.

Je remercie vivement Madame Nicole Vincent et Monsieur Vincent Rodin d'avoir accepté la tâche de rapporteur. La précision de leurs remarques m'ont permis d'améliorer ce manuscrit.

Je remercie aussi Monsieur Stéphane Cormier et le professeur Pierre Spiteri pour avoir accepté d'examiner cette thèse et de participer à ce jury.

Je souhaiterais aussi remercier Monsieur Majid Ahmadpanah, directeur des Relations Internationales de l'ENSEEIHT, pour son amitié et sa générosité.

J'exprime particulièrement ma gratitude à ma femme Cecilia Olivari pour son courage pendant la période de ma thèse. Enfin, j'adresse une pensée à ma fille Antonia ; elle a beaucoup travaillé à l'école maternelle.

Chapitre 1

Introduction

1.1 Motivation

L'ultrason est une technologie de diagnostic médical largement utilisée. Elle a les avantages d'être non intrusive, sans douleur, et permet de suivre le mouvement d'organes en temps réel [Cho *et al.*, 1993]. En analysant les images échocardiographiques, le praticien peut détecter les désordres des valves cardiaques, mesurer la fonctionnalité des ventricules, diagnostiquer l'épanchement pericardial, évaluer les maladies cardiaques congénitales et détecter les tumeurs cardiaques [Webb, 1988].

Cependant, cette modalité d'images présente deux inconvénients majeurs qui rendent complexe la tâche du diagnostic médical : (i) les images ultrasons ont un contraste faible, et (ii) elles possèdent un important niveau de bruit appelé communément *speckle*.

L'objectif de cette thèse a été de développer un outil d'aide au diagnostic de certaines maladies cardiaques (ischémie et infarctus [Weyman, 1994]) qui se manifestent par la rigidité de parties des parois des cavités. L'idée est d'observer le mouvement cardiaque sur une série d'images échocardiographiques et de déceler les zones rigides des parois. Pour contribuer à la résolution de ce problème, nous avons établi les objectifs suivants :

- détecter les contours des cavités du cœur dans les images.
- mettre en correspondance ces contours pour estimer le mouvement local des parois.
- analyser les champs de mouvement des images successives pour déterminer les zones ayant un mouvement faible.

Afin d'atteindre le premier objectif et étant donné la prédominance du bruit multiplicatif dans les images échographiques, nous avons développé une méthode de segmentation robuste. Cette méthode consiste en un contour actif implicite ayant une fonction d'arrêt originale.

Celle-ci met en œuvre la statistique du coefficient de variation et la norme de Tukey. Pour rendre la détection de contours plus précise, nous avons conçu un réseau de neurones qui participe au contrôle de l'équation d'évolution du contour actif.

Pour le deuxième objectif, nous avons développé une méthode d'estimation de mouvement par recalage géométrique. En effet, notre méthode met en correspondance les contours trouvés à l'étape de segmentation par l'algorithme ICP (Iterative Closest Point). Dans ce processus, nous estimons une déformation paramétrique composée de trois types de transformations : une transformation rigide, une B-spline globale, et une série de raffinements locaux de la B-spline produisant une B-spline dite hiérarchique.

Le dernier objectif est traité en sommant les vecteurs de mouvement pour chaque point des contours sur une séquence d'images. Ces quantités sont analysées pour détecter les zones rigides.

Les deux étapes de segmentation et recalage ont donné lieu à des expérimentations sur des images réelles et la comparaison avec des méthodes classiques de la littérature. Les indicateurs quantitatifs de performance montrent des résultats intéressants de notre méthode.

1.2 Contributions

Le travail de cette thèse a abouti à des contributions portant à la fois sur la segmentation des cavités cardiaques dans des images ultrasons et sur son recalage. Nous en citons les éléments majeurs :

- une nouvelle fonction d'arrêt pour le contour actif géométrique basée sur la norme de Tukey.
- l'adaptation de cette fonction d'arrêt au bruit des images ultrasons par l'introduction du Coefficient de Variation pour la segmentation de cavités cardiaques.
- l'enrichissement de la fonction d'arrêt du contour actif basée sur un réseau de neurones de type Multilayer Perceptron (MLP).
- la proposition d'une méthode de recalage adaptée à la complexité des contours de cavités cardiaques. Cette proposition enchaîne trois types de recalage : un recalage rigide itératif à l'aide de l'algorithme ICP, un recalage élastique B-spline en utilisant des courbes, et le raffinement hiérarchique B-spline.
- la conception d'une méthode d'analyse de mouvement du cœur basée sur nos méthodes de segmentation et de recalage.

1.3 Organisation du document

Le reste de ce manuscrit se divise en trois chapitres.

Chapitre 2 : Ce chapitre bibliographique présente une revue de la littérature des sujets qui concernent la thèse. Tout d’abord, nous étudions les caractéristiques générales du cœur. La première partie de ce chapitre est consacrée à l’ultrason et aux images échographiques. La deuxième partie traite le bruit speckle endémique dans les images ultrasons. Notamment nous présentons sa nature, son origine et les approches statistiques pour sa modélisation. La troisième partie montre la segmentation des images échographiques, et tout particulièrement la technique des contours actifs implicites. La quatrième partie traite du recalage géométrique d’images 2D. Nous présentons sa formulation mathématique et ses étapes. Dans la dernière partie, nous étudions le problème de l’estimation du mouvement cardiaque en présentant d’abord sa formulation générale, les méthodes proposées pour les diverses modalités d’imagerie, en particulier les images ultrasons.

Chapitre 3 : Dans ce chapitre, nous développons notre méthode de segmentation des cavités cardiaques. En premier lieu nous abordons le contour actif géométrique et ses problèmes pour détecter les contours dans des images ultrasons, le coefficient de variation en tant que détecteur de contours robuste au speckle, et la classification basée sur un réseau de neurones de type MLP. Ensuite, nous présentons une nouvelle fonction d’arrêt pour le contour actif géométrique basée sur la norme de Tukey, le coefficient de variation, et un MLP. Finalement, nous montrons des résultats de segmentation par notre méthode sur des images de synthèse et réelles, et nous les comparons avec une méthode représentative de la littérature [Chan and Vese, 2001].

Chapitre 4 : Dans ce chapitre, nous développons notre méthode d’analyse de mouvement du cœur basée sur le recalage hiérarchique B-spline. Tout d’abord, nous présentons trois types de recalage d’images : le recalage rigide à l’aide de l’algorithme ICP, le recalage B-spline à base de courbes, et le raffinement hiérarchique B-spline. Ensuite, nous proposons notre méthode d’analyse fondée sur ces méthodes de recalage. Finalement, nous montrons les résultats en utilisant notre méthode, et nous les comparons avec ceux obtenus par une méthode récente [Arganda-Carreras *et al.*, 2006].

Enfin des conclusions sont tirées et des perspectives esquissées.

Chapitre 2

Contexte et état de l'art

2.1 Introduction du chapitre

L'objectif principal de cette thèse est la détection de zones rigides dans les parois cardiaques par des images échographiques. Cette tâche nécessite l'enchaînement de plusieurs techniques d'analyse d'images : de l'acquisition à l'interprétation, en passant par l'amélioration, la segmentation et le recalage.

Ce chapitre présente une synthèse bibliographique pour ces cinq étapes en se focalisant sur les images échographiques. Tout d'abord, nous étudions les caractéristiques générales de l'organe étudié : le cœur. Les sections 2.3 et 2.4 sont consacrées à l'acquisition des images échographiques. La section 2.3 traite des ultrasons et de leurs applications. La section 2.4 présente la formation des images ultrasons, notamment les phénomènes physiques associés à la transmission des ondes ultrasons dans le corps et les modes de visualisation des ondes de retour. Les phénomènes et modes de visualisation introduisent des bruits dans les images. La section 2.5 est consacré au bruit, dit speckle, qui nous concerne dans cette thèse. Nous présentons sa nature, son origine et les approches statistiques pour sa modélisation.

La segmentation des images échographiques est traitée dans la section 2.6. Nous présentons tout particulièrement la technique des contours actifs implicites et les travaux correspondants dans la littérature. La section 2.7 est consacrée au recalage géométrique d'images 2D : sa formulation mathématique, son processus, et les outils mathématiques utilisés dans chacune des étapes de ce processus.

Finalement, dans la section 2.8 nous étudions le problème de l'estimation du mouvement cardiaque en présentant d'abord sa formulation générale, puis les méthodes proposées dans la littérature pour diverses modalités d'imagerie, en particulier les images ultrasons.

2.2 Le cœur

2.2.1 Introduction

Dans cette section, nous nous intéressons à l'organe qui est l'objet de notre étude, le cœur. Nous présentons d'abord des notions générales de l'anatomie du cœur (section 2.2.2) ; ensuite, nous étudions son fonctionnement (cycle cardiaque) (section 2.2.3).

2.2.2 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire qui assure la circulation du sang en le pompant par des contractions rythmiques à travers les vaisseaux sanguins vers les différentes parties du corps. Il est constitué de quatre chambres, appelées cavités cardiaques : les atria ou oreillettes en haut, et les ventricules en bas. La figure 2.1 montre un schéma simple des éléments principaux qui composent le cœur.

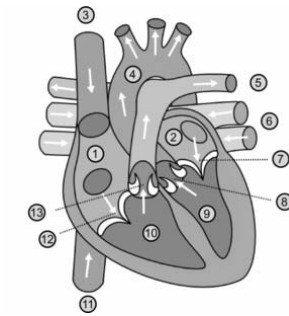


FIG. 2.1 – Structure du cœur : (1) Atrium droit (2) Atrium gauche (3) Veine cave supérieure (4) Aorte (5) Artère pulmonaire (6) Veine pulmonaire (7) Valve mitrale(auriculo-ventriculaire) (8) Valve aortique (9) Ventricule gauche (10) Ventricule droit (11) Veine cave inférieure (12) Valve tricuspide (13) Valve sigmoïde(pulmonaire)

Du sang appauvri en oxygène par son passage dans le corps entre dans l'atrium droit (1) par trois veines, la veine cave supérieure (3), la veine cave inférieure (11) et le sinus coronaire. Le sang passe ensuite vers le ventricule droit (10). Celui-ci le pompe vers les poumons par l'artère pulmonaire (5).

Après avoir perdu du dioxyde de carbone dans les poumons et s'être pourvu en oxygène, le sang passe par les veines pulmonaires (6) vers l'atrium gauche (2). De là le sang oxygéné entre dans le ventricule gauche (9). Cette chambre est la pompe principale, ayant pour but d'envoyer le sang par l'aorte (4) vers toutes les parties du corps sauf les poumons.

Des valves entre les oreillettes et les ventricules assurent le passage unidirectionnel du sang depuis les atria vers les ventricules.

2.2.3 Le cycle cardiaque

Le cœur possède une fréquence d'impulsion au repos de 60 à 70 battements par minute. Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements formant le cycle cardiaque. Ce cycle consiste en trois étapes majeures : la **systole auriculaire**, la **systole ventriculaire** et la **diastole**. De manière générale, la systole correspond à un mouvement de contraction et la diastole à un mouvement de relaxation. Au début du cycle cardiaque le sang remplit les oreillettes droites et gauches grâce aux veines caves et pulmonaires.

Durant la **systole auriculaire**, les oreillettes se contractent et éjectent du sang vers les ventricules (remplissage actif). Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valves situées entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La figure 2.2a explique graphiquement le remplissage actif des ventricules. Le remplissage du ventricule droit est représenté au moyen d'une flèche noire ; de même le remplissage du ventricule gauche est représenté au moyen d'une flèche grise.

La **systole ventriculaire** implique la contraction des ventricules, expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valves sigmoïdes - la valve pulmonaire à droite et la valve aortique à gauche - se ferment. Ainsi le sang ne reflue pas vers les ventricules. Pendant cette systole les oreillettes relâchées, se remplissent de sang. Dans la figure 2.2b, la flèche noire illustre l'expulsion du sang pauvrement oxygéné du ventricule droit vers le poumon, et l'envoi du sang riche en oxygène vers le système circulatoire pour nourrir les tissus et les organes est représenté avec la flèche grise.

La **diastole** est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage (passif) des ventricules et l'arrivée de nouveau sang.

2.3 Développement de l'ultrason et ses applications médicales

2.3.1 Introduction

Pour soigner les patients les ondes d'ultrason correspondent à un phénomène physique qui a été utilisé dans divers domaines d'application. Dans cette section nous donnons un aperçu historique des applications des ondes ultrasons. Dans la section 2.3.2, nous commentons les premières applications de l'ultrason, et dans la section 2.3.3 nous introduisons les utilisations de l'ultrason dans la médecine actuelle.

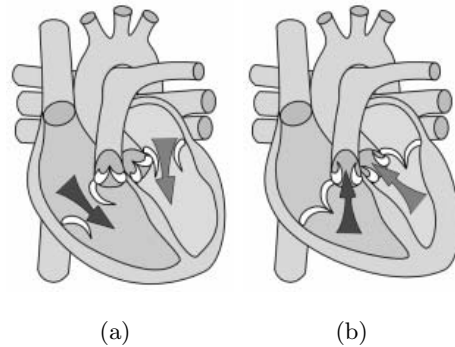


FIG. 2.2 – Le cycle cardiaque : (a) Systole auriculaire (b) Systole ventriculaire

2.3.2 Antécédents historiques de l'ultrason dans la médecine

L'ultrason est défini comme une onde acoustique dont la fréquence est au-dessus de la limite perceptible par l'audition humaine (approximativement 20 KHz). L'ultra-son est utilisé dans des applications industrielles (par exemple la mesure de distances, la caractérisation interne de matériels, essais non destructifs, etc.), et en médecine (l'échographie et la physiothérapie).

Les applications médicales de l'ultrason ont leur origine dans la mesure de distances sous l'eau en utilisant des ondes. Une première étude a été effectuée en 1826 par les suédois J. Colladen et C. Sturm ; ils ont mesuré la vitesse du son sous l'eau en utilisant une cloche sous-marine. Après cette expérience pionnière, de nombreux scientifiques ont étudié les propriétés physiques des vibrations sonores, c'est-à-dire, la transmission, la propagation et la réfraction. Spécialement, on peut mentionner l'anglais Rayleigh et son traité "The Theory of Sound", où il modélise la propagation de l'onde par une équation mathématique, établissant ainsi la base des futures recherches en acoustique.

Un progrès énorme dans la recherche des ondes sonores à très haute fréquence a été la découverte en 1880 de l'effet piézoélectrique par les français Pierre et Jacques Curie. Ils ont observé qu'un potentiel électrique se produit quand une pression mécanique est exercée sur un cristal de quartz. L'effet réciproque d'obtenir une tension mécanique comme réponse à une différence de potentiel électrique a été mathématiquement déduit par G. Lippman, ce qui postérieurement a été vérifié par les frères Curie.

Basé sur l'effet piézoélectrique, une étape importante dans le développement d'instruments ultrasons de haute fréquence a été l'"hydrophone" par P. Langévin et C. Chilowsky. Ce dispositif a été conçu pour la production de signaux sous-marins et pour la localisation à distance d'obstacles sous-marins.

Une application antérieure au diagnostic médical par ultra-son, est la détection de défauts internes de pièces métalliques, idée suggérée initialement par S. Sokolov en 1928 [Sokolov, 1935].

Le premier antécédent de l'utilisation de l'ultrason comme technique de diagnostic médical ont été les recherches de H. Gor et Th. Wedekind [Gohr and Wedekind, 1940]. Ils proposèrent la possibilité du diagnostic ultrason pour détecter des tumeurs en se basant sur le même principe physique utilisé pour la détection de défauts dans des métaux. Cependant, le premier à obtenir des résultats positifs dans l'application de l'ultrason dans le diagnostic médical a été k. Dussik en 1941. Il a présenté les considérations théoriques de la génération, la transmission et les effets des ultrasons, ainsi que la possibilité de différencier les tissus du corps [Dussik, 1941]. En 1945, K. Dussik a présenté un prototype pour faire des images du cerveau et des ventricules humains, et en 1953 il a publié des résultats sur la recherche avec ultrason des maladies du cerveau [Dussik, 1952].

Dès le début du diagnostic par ultrason, le mode A, ou mode d'amplitude a été utilisée. Dans ce mode, l'amplitude de l'écho peut être affichée en fonction de la profondeur de pénétration de l'onde sonore. En 1953, Wild introduit un scanner ultrason à deux dimensions [Wild and Reid, 1952] avec lequel il est possible de sonder une région d'un organe.

2.3.3 Applications actuelles de l'ultrason dans la médecine

L'ultrason est une technologie de diagnostic médical largement utilisée. Elle présente plusieurs avantages [Cho *et al.*, 1993] :

- L'ultrason est une technologie de diagnostic non intrusive.
- L'utilisation de l'ultrason n'est pas dangereuse pour la santé du patient.
- L'application de l'ultrason est non douloureuse. Au contraire, l'ultrason est largement utilisé en physiothérapie.
- L'ultrason est une technologie relativement peu coûteuse.
- Généralement un échographe est un appareil mobile
- Le résultat de l'examen est immédiat.
- L'ultrason fournit une image en temps réel, par conséquent, c'est un bon outil pour guider des procédures d'inspection, et il permet de suivre le mouvement d'organes.

L'ultrason a d'importantes applications en médecine, parmi celles-ci citons [Webb, 1988; Piñeiro, 2005] :

- En Obstétrique : pour superviser le développement du fœtus, et pour diagnostiquer des désordres maternels et fœtaux.

- En Gynécologie : pour mesurer la taille et de la forme de l'utérus, diagnostiquer des tumeurs malignes de l'utérus, et détecter des kystes ovariens.
- Dans l'abdomen : pour mesurer la taille et la forme du foie, détecter les calculs et l'inflammation de la vessie, diagnostiquer le carcinome pancréatique, et traiter les maladies de la rate.
- Dans le système cardiovasculaire : pour détecter les désordres des valves cardiaques, mesurer la fonctionnalité des ventricules, diagnostiquer l'épanchement pericardial, évaluer les maladies cardiaques congénitales et détecter les tumeurs cardiaques.

C'est ce dernier type d'application qui forme le sujet de notre étude. Nous souhaitons en effet fournir un outil logiciel permettant de détecter certaines maladies congénitales cardiaques qui se manifestent par la rigidité d'une partie des parois des cavités.

2.4 L'ultrason et les images échographiques

2.4.1 Introduction

Les images échographiques correspondent à une des applications les plus importantes de l'ultrason dans la médecine. Dans ce travail, nous nous sommes intéressé aux images ultrasons du cœur, appelées échocardiographiques, lesquelles représentent un des moyens les plus utilisés pour l'analyse et le diagnostic de maladies cardiaques.

Dans cette section, nous abordons la formation et la visualisation des images échographiques. En 2.4.2, nous expliquons la transmission des ultrasons dans les tissus humains. Ensuite, en 2.4.3, nous analysons les phénomènes physiques associés à la propagation de l'onde ultrason dans les tissus. Finalement, en 2.4.4, nous présentons les différentes modes de visualisation des signaux ultrasons.

2.4.2 L'ultrason dans les tissus du corps humain

Les scanners ultrason en utilisation clinique fonctionnent de la manière suivante. On émet une onde ultrason dans le corps du patient à l'aide d'un transducteur. L'onde ultrason pénètre dans les tissus internes, qui reflètent ou dispersent une partie de l'énergie transmise. Ce signal réfléchi sera détecté par le transducteur. Si on connaît la vitesse de transmission de l'ultrason dans le tissu, nous pouvons déterminer la distance entre le transducteur et le lieu où s'est produit l'interaction. Les caractéristiques de l'onde reçue (amplitude, phase, etc...) nous donnent de l'information sur la nature de l'interaction, c'est-à-dire, le type de tissu dans lequel s'est produit cette interaction.

Les ondes ultrasons se propagent dans le tissu à une vitesse caractéristique. La vitesse du son dans les tissus varie en fonction du type de tissu, de la température et de la pression. On considère normalement la température et la pression normales du corps, donc la différence de vitesse va seulement dépendre du type de tissu. La table 2.1 présente quelques exemples de propriétés acoustiques des tissus. En général la vitesse moyenne dans un tissu humain est de 1450 m/s.

TAB. 2.1 – Propriétés acoustiques des tissus

Type de tissu	Densité [g/cm ³]	Vitesse [m/s]	Atténuation 1 MHz [dB/cm]
Sang	1.055	1580	0.295
Os	1.738	2770	13.029
Cerveau	1.03	1460	0.521
Sein	-	1510	1.911
Grasse	0.937	1479	0.608
Cœur	1.048	1546	1.607
Rein	1.040	1572	0.782
Foie	1.064	1569	1.294
Poumon	0.4	658	37.35
Muscle	1.07	1566	1.303
Eau	1.0	1500	-

2.4.3 Phénomènes physiques de la transmission d'ondes ultrason

Dû au fait qu'une partie de l'énergie de l'onde transmise est absorbée, dispersée ou réflétee de manière continue en traversant les tissus, l'onde s'atténue à mesure qu'elle pénètre plus profondément dans le tissu. L'atténuation est due à plusieurs facteurs, mais principalement à l'absorption et à la dispersion. L'atténuation est une fonction exponentielle de la distance, et normalement représentée selon l'expression suivante :

$$A(x) = A_0 * e^{-\alpha x} \quad (2.1)$$

où $A(x)$ est l'amplitude de l'onde, x est la distance parcourue, A_0 est à l'amplitude initiale et α est le coefficient d'atténuation en Nepers, lequel dépend de la fréquence.

L'énergie acoustique retourne au transducteur à cause de deux effets : la réflexion et la diffraction.

La réflexion est due à des changements dans l'impédance acoustique dans des zones qui sont significativement plus grandes en extension que la longueur d'onde acoustique. De la même manière qu'une onde électromagnétique se propage dans une ligne de transmission, quand une onde acoustique perpendiculaire à l'interface se déplace, d'un milieu ayant une impédance Z_1 à un autre milieu caractérisé par une impédance Z_2 , une partie de l'onde incidente se reflète et une autre partie se transmet. Le coefficient de réflexion est donné par :

$$\Gamma = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \quad (2.2)$$

Si l'onde incidente n'est pas perpendiculaire à la surface de séparation entre les deux matières, l'onde transmise sera réfractée selon la loi de Snell. En interprétant la loi de Snell, on apprend que l'amplitude de l'onde reçue par le transducteur dépend de l'orientation angulaire du signal incident. Une structure interne va retourner un signal fort, si la surface est perpendiculaire à la direction de propagation de l'onde, et un signal très faible, si la surface est parallèle à la direction de propagation.

La diffraction se produit quand les ondes acoustiques ont une interaction avec des structures comparables ou plus petites que la longueur de l'onde. Ces structures reflètent des ondes faibles dans toutes les directions (dispersion type Rayleigh). Un volume disperseur, comme les cellules sanguines ou les tissus organiques, se comporte comme un réflecteur diffus. L'amplitude du signal de retour d'un volume diffuseur ne dépend pas forcément de l'orientation angulaire, contrairement à la réflexion. Par exemple, à cause de la présence de zones striées, la dispersion dans un muscle dépend de l'orientation, tandis que la dispersion dans le tissu hépatique sain n'est pas particulièrement dépendante de l'orientation angulaire.

Ces phénomènes physiques produisent des bruits qui affectent les images ultrasons. Nous détaillerons plus loin ces bruits et les techniques de leur filtrage.

2.4.4 Modes de visualisation du signal

Il existe fondamentalement 4 modes de visualisation du signal d'échos : le mode A, le mode B, le mode B en temps réel, et le mode M [Shung *et al.*, 1992].

2.4.4.1 Le mode A

Ce mode de visualisation est le plus ancien et le plus simple. Le faisceau d'ultrason est dirigé dans une seule direction vers le corps. Le récepteur détecte l'enveloppe des échos, qui est visualisée dans un oscilloscope comme un déplacement vertical le long d'un axe horizontal. La valeur de déplacement vertical est une mesure de l'amplitude de l'écho, d'où le nom du mode A (pour amplitude). La position de l'écho le long de l'axe horizontal est une mesure du temps mis par le signal pour retourner depuis la transmission de l'impulsion, et par conséquent, une mesure de la profondeur à laquelle on trouve l'interphase qui crée l'écho. On calcule la profondeur à travers l'expression suivante :

$$x = \frac{c * \tau}{2} \quad (2.3)$$

où c est la vitesse, et τ est le retard.

L'avantage du mode A est qu'il fournit une information sur la position des irrégularités du tissu de manière rapide avec un appareil simple. L'inconvénient est qu'il est unidimensionnel.

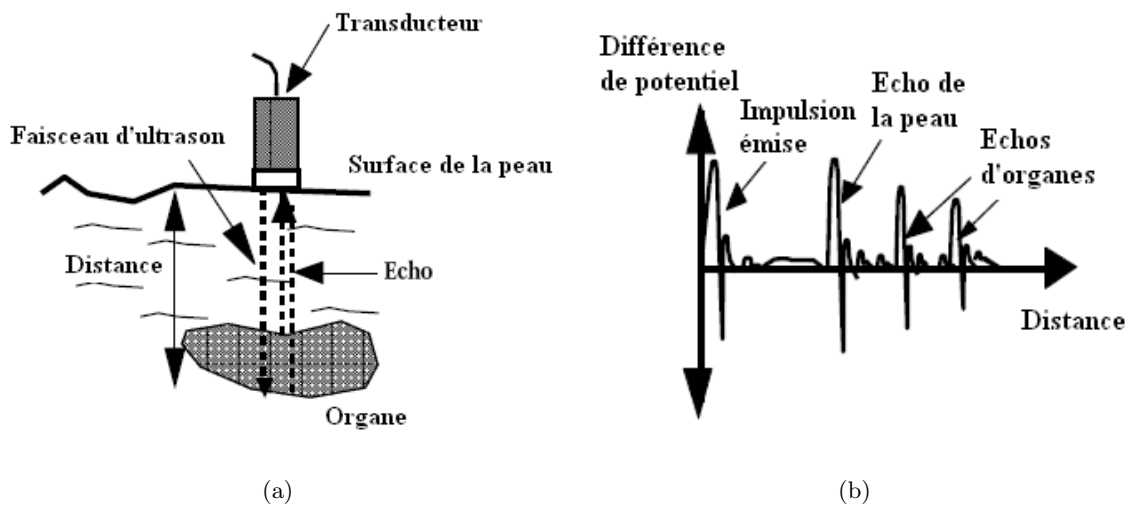


FIG. 2.3 – Mode de visualisation A : (a) Le transducteur et son fonctionnement général. (b) Visualisation des échos dans l'oscilloscope

La figure 2.3 illustre le fonctionnement du mode A. La figure 2.3a montre schématiquement le transducteur, un organe, le faisceau d'ultrasons, et les échos produits par l'organe. La figure 2.3b illustre la manière dont sont visualisés les échos sur l'écran de l'oscilloscope.

2.4.4.2 Le mode B

Dans ce mode, la puissance de l'écho module le signal de l'écran en luminosité, pas en amplitude comme le mode précédant. L'écran montre une ligne sur l'axe, dont la luminosité dans chaque point et à chaque moment, dépend de la puissance du signal reçu. L'axe le long de la direction du faisceau correspond à la profondeur de pénétration en distance. Le mode B permet d'avoir une représentation visuelle d'un point de tissu ou d'un organe.

Le transducteur contrôlé manuellement, se déplace pour balayer un plan du corps, tandis que des capteurs de position détectent l'angle et le déplacement du faisceau d'ultrasons par rapport à un point de repère. On dessine sur l'écran le faisceau avec cet angle et ce même déplacement, on obtient ainsi une image 2D du plan balayé. Ces dispositifs ont cessé d'être utilisés en faveur du mode B en temps réel.

2.4.4.3 Le mode B en temps réel

Dans cette configuration, le faisceau d'ultrasons effectue périodiquement un balayage sur le plan en exploration, en utilisant des moyens mécaniques ou électroniques, pour modifier seulement l'angle d'orientation du transducteur.

Un balayage complet le long d'un plan se traduit par plusieurs lignes espacées régulièrement, qui partent de la position de la sonde vers différentes orientations, en balayant une certaine région. Pour remplir les espaces qui peuvent rester entre des lignes adjacentes de l'image, on utilise l'interpolation et la combinaison de balayages successives. Ce mode est appelé temps réel par la capacité de produire entre 5 et 40 images 2D par seconde.

2.4.4.4 Le mode M

Dans cette modalité, on prétend représenter la position d'un objet en fonction du temps. Les faisceaux d'ultrasons sont orientés dans une direction unique. Les échos reçus sont montrés sur l'écran comme des lignes modulées en luminosité par rapport au temps. Les lignes correspondant à des impulsions consécutives sont visualisées une à côté de l'autre, en formant une image 2D qui montre comment varient les positions des interfases par rapport au temps. Le mode est appelée M en faisant allusion au mouvement qu'on prétend représenter.

Les images que nous analyserons dans cette thèse sont issues du mode B temps réel.

2.5 Le speckle dans les images ultrasons

2.5.1 Introduction

Il existe plusieurs avantages à l'utilisation de l'ultrason, et particulièrement des images échocardiographiques dans le diagnostic de maladies cardiaques. Cependant, étant donné les caractéristiques propres du scanner ultrason, les images résultantes ont deux propriétés qui rendent complexe la tâche du diagnostic médical : (i) Les images ultrasons ont un contraste faible, et (ii) elles possèdent un important niveau de bruit.

Cette section est consacrée à l'étude du bruit présent dans les images échographiques, lequel est appelé communément *speckle*. La section 2.5.2 présente les origines physiques du speckle dans les images ultrasons, et ensuite, dans la section 2.5.3 on décrit les distributions statistiques pour modéliser le speckle.

2.5.2 Origine du speckle

Comme il a été exposé dans la section 2.4.3, les échos qui retournent au transducteur ont deux origines : (i) la réflexion, et (ii) la diffraction. La première correspond aux échos qui se produisent quand il y a des changements d'impédance acoustique dans des zones dont les dimensions sont supérieures à la longueur d'onde du faisceau d'ultrason. La seconde origine correspond aux échos produits par des éléments dont la dimension est comparable avec la longueur d'onde.

Les échos produits par la diffraction, c'est-à-dire par des structures microscopiques, produisent une moucheture aléatoire dans l'image ultrason, qui dissimule les petits détails et complique l'analyse médicale. Ce type d'interférence est appelé "speckle".

2.5.3 Les modèles statistiques du speckle dans les images ultrasons

Le signal à l'entrée du récepteur est le résultat de la somme des échos des éléments diffuseurs. Le signal a des caractéristiques aléatoires, parce qu'il est formé par la somme de signaux d'éléments situés dans des positions aléatoires. Cependant, il est possible que certains de ces éléments présentent une certaine périodicité dans leur disposition géométrique, ce qui donne lieu à l'apparition d'une composante déterministe dans le signal. De cette manière, le signal reçu est formé par des composantes aléatoires et par des composantes déterministes.

Divers modèles statistiques ont été utilisés pour représenter la densité de probabilité de l'enveloppe du signal d'échos reçu. Les modèles supposent certains comportements de la densité des éléments diffuseurs et leur disposition géométrique.

2.5.3.1 Le modèle de Rayleigh

Il a été démontré dans [Goodman, 1976] et [Oosterveld *et al.*, 1985] que, s'il y a un grand nombre de diffuseurs comparables avec la longueur d'onde du signal ultrason, et que la distribution spatiale des diffuseurs est totalement aléatoire, les statistiques de l'enveloppe suivent une distribution de Rayleigh. Cette modélisation a permis la caractérisation de tissus dans des images ultrasons [Tuthill *et al.*, 1988].

Le signal reçu est considéré comme une somme de vecteurs complexes d'amplitude et phase aléatoires, tournant à la fréquence angulaire ω_0 . Si chaque diffuseur reflète un écho d'amplitude x_n , qui arrive au récepteur avec la phase ϕ_n , le signal reçu est donné par :

$$X = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{i\phi_n} \quad (2.4)$$

En utilisant la distribution de Rayleigh, la modélisation de l'enveloppe est donnée par l'expression suivante :

$$f_R(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.5)$$

Un élément pour vérifier la validité des suppositions concernant les diffuseurs est le rapport signal sur bruit (SNR), défini par l'expression suivante :

$$SNR = \frac{E\{X\}}{\sqrt{E\{X^2\} - E^2\{X\}}} \quad (2.6)$$

Le SNR pour cette distribution est approximativement 1.91 [Dutt, 1995]. Si en mesurant la SNR de l'enveloppe on obtient des valeurs proches de 1.91, le nombre de diffuseurs peut être considéré grand et sans composante déterministe ; par conséquent, la distribution Rayleigh serait appropriée pour la modélisation du speckle.

2.5.3.2 Le modèle de Rice

L'existence d'une disposition régulière des diffuseurs produit une composante déterministe dans le signal d'échos reçu et une augmentation de la valeur du SNR [Tuthill *et al.*, 1988]. Ce signal est représenté par :

$$X = X_s + \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{i\phi_n} \quad (2.7)$$

où X_s est la composante cohérente ajoutée au modèle initial.

Considérant la composante déterministe, l'enveloppe du signal reçu peut être représentée par une distribution de Rice [Rice, 1945] :

$$p_X = \frac{X}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2+s^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{sX}{\sigma^2}\right) \quad (2.8)$$

où I_0 est une fonction de Bessel modifiée du premier type et d'ordre zéro. Cette distribution a été utilisée pour analyser la texture dans des images ultrasons [Insana *et al.*, 1986; Wagner *et al.*, 1986].

2.5.3.3 Le modèle de la distribution K

Quand le nombre de diffuseurs est élevé et qu'il n'existe pas de composante déterministe le modèle Rayleigh est adéquat. Mais, si le nombre effectif de diffuseurs est petit, le modèle de Rayleigh cesse d'être adéquat. Dans ce cas l'enveloppe peut être représentée par une distribution K, qui devient une distribution de Rayleigh quand le nombre effectif de diffuseurs est très grand.

L'amplitude du signal d'échos reçu peut être modélisée par l'expression suivante :

$$p_X = 2 \left(\frac{X}{2}\right)^\alpha \frac{b^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha)} K_{\alpha-1}(bX) \quad (2.9)$$

où :

- $b = \sqrt{\frac{4\alpha}{E\{X^2\}}}$.
- $K_{\alpha-1}$ est la fonction de Bessel du deuxième type et d'ordre $\alpha - 1$.
- α caractérise l'agrégation spatiale des diffuseurs.

Les résultats de la modélisation de l'enveloppe du signal par la K-distribution ont montré l'adéquation de cette distribution pour représenter le speckle quand la densité de diffuseurs est variable [Molthen *et al.*, 1993; Weng *et al.*, 1991]. Ce modèle a été utilisé pour l'identification de tumeurs de la poitrine dans des images en modalité B [Shankar *et al.*, 1993], et pour filtrer d'une manière adaptative le speckle dans le même type d'images [Dutt and Greenleaf, 1996].

2.5.3.4 Le modèle de la distribution K-Homodine

Le modèle qui utilise la distribution K suppose une généralisation de la distribution Rayleigh, qui considère la possibilité d'avoir des densités faibles de diffuseurs. Cependant, la distribution K ne prend pas en compte la présence d'une composante déterministe dans le signal reçu. D'autre part, la distribution de Rice est une généralisation de la distribution

Rayleigh, qui prend en considération la présence d'une composante déterministe, mais qui n'est pas valable quand le nombre de diffuseurs est petit. Pour construire un modèle général qui prend en compte la possibilité d'avoir un nombre effectif de diffuseurs petit ainsi que la présence d'une composante déterministe dans le signal reçu, la distribution K-Homodine a été proposée [Dutt and Greenleaf, 1994].

L'expression de la distribution K-Homodine est la suivante [Dutt, 1995] :

$$p(A) = \int_0^{\infty} p_r(A/x)p_{\gamma}(x)dx \quad (2.10)$$

où $p_r(x)$ est la distribution de Rice avec l'expression suivante :

$$p(A/x) = \frac{A\alpha}{\sigma^2 x} e^{-\frac{\alpha}{2\sigma^2 x}(A^2+s^2)} I_0\left(\frac{\alpha}{\sigma^2 x} sA\right) \quad (2.11)$$

et $p_{\gamma}(x)$ est la distribution Gamma avec l'expression suivante :

$$p_{\gamma}(x) = \frac{x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} e^{-x} \quad (2.12)$$

L'équation précédente montre que la distribution K-Homodine peut être vue comme une distribution de Rice dont la variance est une variable aléatoire qui suit une distribution Gamma.

2.6 La segmentation par ensembles de niveaux

2.6.1 Introduction

Les contours actifs sont des techniques de segmentation permettant d'extraire un objet d'intérêt d'une image. Cette segmentation requiert une phase dynamique du contour qui évoluera itérativement au cours du temps artificiel t , de sa position initiale vers les bords de l'objet à extraire. Une telle évolution temporelle peut se formaliser mathématiquement sous la forme d'une équation d'évolution exprimant la vitesse du contour actif. Il existe fondamentalement deux façons de représenter un contour actif : la "représentation explicite", et la "représentation implicite".

La représentation explicite du contour actif a émergé en premier grâce aux travaux pionniers de Kass, Witkin et Terzopoulos [Kass *et al.*, 1987; Kass *et al.*, 1988]. Cette représentation consiste à paramétrer le contour actif par un paramètre arbitraire et le temps. L'idée de représenter un contour actif par des polynômes à support compact a eu un énorme succès, en particulier le modèle appelé "B-snake" [Menet *et al.*, 1990; Tauber, 2005; Troadec *et al.*, 2000] utilisant des courbes B-splines.

Contrairement aux modèles explicites, la représentation "implicite" considère une équation implicite pour localiser les points du contour actif. Parmi les méthodes implicites, la méthode des ensembles de niveaux (Level Sets) [Osher and Sethian, 1988] a été proposée pour résoudre le problème de propagation de courbes avec vitesse dépendante de la courbure. Cette méthode a été largement utilisée dans différents domaines d'application, parmi lesquels la géométrie, la mécanique des fluides, et la vision par ordinateur. Une vision d'ensemble des applications de cette méthode peut être trouvée dans [Sethian, 1996].

Pour le traitement d'images, notamment dans le domaine médical, cette méthode a été proposée pour résoudre des problèmes comme le filtrage [Malladi and Sethian, 1995; Malladi and Sethian, 1996], la segmentation [Malladi *et al.*, 1995] et le recalage d'images [Vemuri *et al.*, 2003; Vemuri *et al.*, 2000].

Nous consacrons cette section à l'étude de la méthode d'ensembles de niveaux et ses applications à la segmentation d'images médicales. Nous organisons cette section de la manière suivante : tout d'abord nous commençons par poser le problème de la propagation de courbes avec vitesse dépendant de la courbure et les problèmes des approches classiques dans la section 2.6.2. Ensuite, dans la section 2.6.3 nous abordons la résolution de ce problème de propagation de courbe au moyen des ensembles de niveaux. La section 2.6.4 présente les détails de l'application de la méthode des ensembles de niveaux au problème de segmentation d'images. Nous introduisons notamment le premier contour actif qui fait usage de la méthode des ensembles de niveaux, appelé Contour Actif Géométrique. Finalement, la section 2.6.5 est destinée à effectuer une révision des contours actifs implicites proposées pour la segmentation d'images.

2.6.2 La propagation de courbes avec vitesse dépendant de la courbure

Le problème de l'évolution de courbes avec vitesse dépendant de la courbure a été traité dans [Sethian, 1985]. Dans le but d'introduire le problème, considérons sa formulation de Lagrange. Étant donné le vecteur position d'une courbe plane $\gamma(s, t)$ en mouvement $\mathbf{x}(s, t) = (x(s, t), y(s, t))$, si la vitesse F de la courbe dans le plan dépend uniquement de la courbure, l'équation qui représente le mouvement est :

$$\mathbf{x}_t(s, t) = F(\kappa)N \quad (2.13)$$

où κ correspond à la courbure et N à la direction normale à la courbe. Il découle de la théorie des courbes paramétriques que κ et N sont données par les expressions suivantes :

$$N = \frac{(y_s, -x_s)}{(x_s^2 + y_s^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.14)$$

$$\kappa = \frac{y_{ss}x_{ss} - x_{ss}y_s}{(x_s^2 + y_s^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (2.15)$$

En remplaçant les expressions précédentes dans l'équation (2.13), on obtient les équations de mouvement pour les deux composants :

$$x_t = F(\kappa) \frac{y_s}{(x_s^2 + y_s^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.16)$$

$$y_t = F(\kappa) \frac{-x_s}{(x_s^2 + y_s^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.17)$$

Parmi les problèmes utilisant cette approche, traités dans [Sethian, 1985; Sethian, 1996], nous citons :

- Des instabilités dans le calcul des positions des marqueurs se produisent si les pas utilisés ne sont pas petits.
- Malgré l'existence de conditions initiales lisses l'évolution de la courbe développe des singularités, ce qui entraîne la non différenciabilité de la solution.
- Les changements de topologie de l'interface sont difficiles à gérer quand il y a séparation où fusion de la courbe.

2.6.3 La propagation de courbes avec vitesse dépendant de la courbure par Level Sets

Les problèmes précédents sont levés par la méthode proposée dans [Osher and Sethian, 1988] pour faire évoluer des courbes dont la vitesse dépend de la courbure. Comme point de départ de cette approche, on considère une courbe fermée $\gamma(t)$ en mouvement sur le plan x-y. L'objectif est d'obtenir une formulation d'Euler pour le mouvement de la courbe dans sa direction normale avec la vitesse F; F pouvant être fonction de la courbure, de la direction normale, etc. L'idée centrale de la méthode est de considérer le front en propagation comme le niveau zéro (ou la courbe de niveau zéro) d'une surface de dimension plus grande $\Psi(t)$.

La surface initiale (pour t=0), est donnée par l'expression suivante :

$$\Psi(x, t = 0) = \pm d \quad (2.18)$$

où d est la distance depuis x à la courbe $\gamma(0)$, et le signe est "+" si le point x est à l'extérieur de la courbe initiale et "-" négatif si le point x est à l'intérieur de la courbe. Pour illustrer ces idées, on considère l'exemple d'un cercle en expansion dans la figure 2.4. Le cercle initial de la figure 2.4a correspond au niveau zéro de la surface de la figure 2.4b. Dans la figure 2.4c on montre l'évolution du cercle dans le temps t , et la surface correspondante est montrée dans la figure 2.4d.

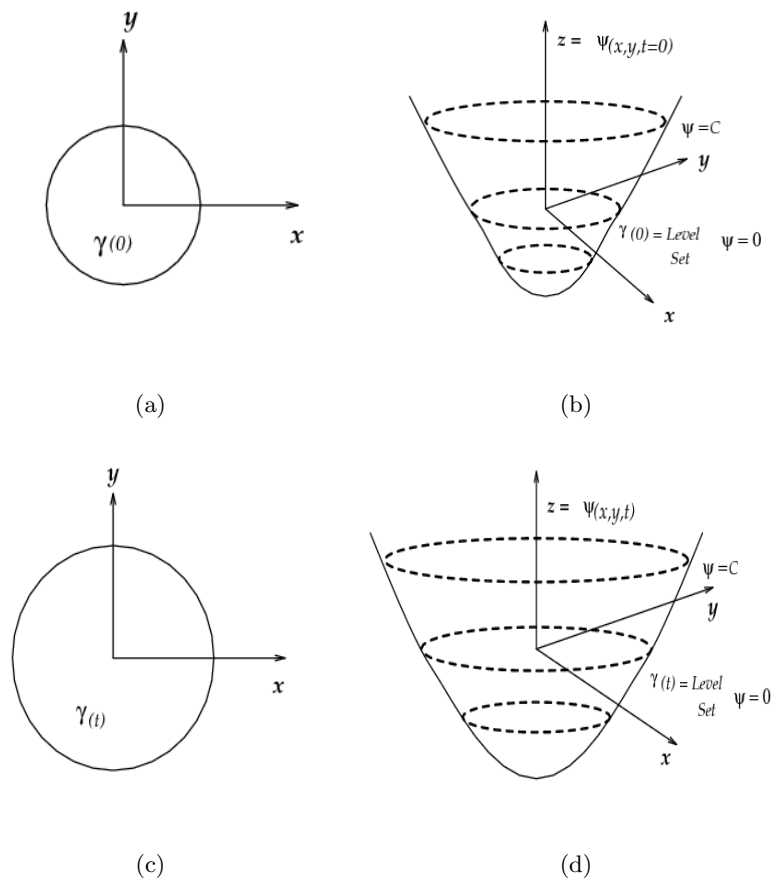


FIG. 2.4 – Exemple d'un cercle en expansion : (a) Cercle initial $\gamma(0)$ (b) Surface initiale $\Psi(0)$ (c) Cercle dans le temps t $\gamma(t)$ (d) Surface dans le temps t $\Psi(t)$

Nous établissons ici l'équation d'évolution de la surface $\Psi(x, t)$ [Mulder *et al.*, 1992]. Étant donné que $\gamma(t)$ est le niveau zéro de Ψ , nous pouvons écrire :

$$\Psi(x(t), t) = 0 \quad (2.19)$$

Ainsi :

$$\frac{d\Psi(x(t), t)}{dt} = 0 \quad (2.20)$$

En utilisant la règle de la dérivation en chaîne, nous obtenons :

$$\frac{\partial\Psi(x(t), t)}{\partial t} + \frac{\partial\Psi(x(t), t)}{\partial x} \frac{\partial x(t)}{\partial t} = 0 \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial\Psi(x(t), t)}{\partial t} + \frac{\partial x(t)}{\partial t} \nabla\Psi(x(t), t) = 0 \quad (2.22)$$

Comme la courbe se déplace selon sa direction normale, alors F est donnée par :

$$F = \frac{\partial x(t)}{\partial t} \mathbf{n} \quad (2.23)$$

De l'expression précédente on déduit :

$$\mathbf{n} = \frac{F}{\frac{\partial x(t)}{\partial t}} \quad (2.24)$$

En outre, en considérant que \mathbf{n} correspond au vecteur normal à la surface, nous pouvons écrire :

$$\mathbf{n} = \frac{\nabla\Psi(x(t), t)}{|\nabla\Psi(x(t), t)|} \quad (2.25)$$

Des équations (2.24) et (2.25), nous avons :

$$\frac{F}{\frac{\partial x(t)}{\partial t}} = \frac{\nabla\Psi(x(t), t)}{|\nabla\Psi(x(t), t)|} \quad (2.26)$$

$$F|\nabla\Psi(x(t), t)| = \frac{\partial x(t)}{\partial t} \nabla\Psi(x(t), t) \quad (2.27)$$

En remplaçant l'équation (2.27) dans l'équation (2.22) nous obtenons :

$$\frac{\partial\Psi(x(t), t)}{\partial t} + F|\nabla\Psi(x(t), t)| = 0 \quad (2.28)$$

L'équation (2.28) est connue comme la formulation Level Set de l'équation de Hamilton-Jacobi. Cette formulation présente les avantages suivants :

- Tandis que la surface Ψ évolue, la courbe γ peut se casser, être combinée, et changer de topologie.

- Les propriétés géométriques de la courbe depuis un ensemble de niveaux particulier sont facilement déterminables. Par exemple le vecteur normal à n'importe quel point de la courbe est déterminé par :

$$n = \nabla \Psi \quad (2.29)$$

et la courbure K est obtenue comme la divergence du vecteur normal unitaire :

$$K = \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \Psi}{|\nabla \Psi|}\right) = \frac{\Psi_{xx}\Psi_y^2 - 2\Psi_x\Psi_y\Psi_{xy} + \Psi_{yy}\Psi_x^2}{(\Psi_x^2 + \Psi_y^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (2.30)$$

- Cette formulation eulerienne présente des avantages pour l'approximation numérique.
- L'évolution de la courbe est facilement étendue à des dimensions supérieures.

2.6.4 Détection de contours par Level Sets : Le contour actif géométrique

Dans le but d'utiliser l'évolution de courbes dans la détection d'objets, [Caselles *et al.*, 1993] et [Malladi *et al.*, 1995] proposent le contour actif géométrique. Le terme F de l'équation de mouvement est décomposé en deux parties selon l'expression suivante :

$$F = F_A + F_G \quad (2.31)$$

Le premier terme F_A est constant et force la courbe à s'étendre ou à se contracter uniformément en se basant sur son signe, de la même manière que dans le modèle traditionnel de "snakes" dans [Cohen, 1991]. Le deuxième terme F_G dépend de la géométrie de la courbe, notamment de la courbure K , et agit pour lisser des régions de courbure élevées, de la même façon que le terme d'énergie interne [Kass *et al.*, 1988].

Pour arrêter l'évolution de la courbe sur les contours, deux fonctions d'arrêt fondées sur le gradient de l'image sont proposées dans [Malladi *et al.*, 1995] :

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|^p}, p \geq 1 \quad (2.32)$$

et

$$g(\nabla I) = e^{-|\nabla(G * I)|} \quad (2.33)$$

En réécrivant l'équation de mouvement (2.28) de la surface Ψ , et en considérant les nouvelles expressions pour la vitesse F ainsi que le terme d'arrêt g , on obtient :

$$\Psi_t + g(\nabla I)(F_A + F_G)|\nabla\Psi| = 0 \quad (2.34)$$

$$\Psi_t + g(\nabla I)(F_A|\nabla\Psi| + F_G|\nabla\Psi|) = 0 \quad (2.35)$$

Le schéma de différences finies introduit dans [Malladi *et al.*, 1995] pour résoudre l'équation 2.35 est le suivant :

$$D_-^x = \Psi_{i,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n \quad (2.36)$$

$$D_+^x = \Psi_{i+1,j}^n - \Psi_{i,j}^n \quad (2.37)$$

$$D_-^y = \Psi_{i,j}^n - \Psi_{i,j-1}^n \quad (2.38)$$

$$D_+^y = \Psi_{i,j+1}^n - \Psi_{i,j}^n \quad (2.39)$$

$$F_A|\nabla\Psi| = [\max(D_-^x, 0)^2 + \min(D_+^x, 0)^2] + \max(D_-^y, 0)^2 + \min(D_+^y, 0)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2.40)$$

$$F_G|\nabla\Psi| = -\epsilon K \left[\left(\frac{\Psi_{i+1,j}^n - \Psi_{i-1,j}^n}{2} \right)^2 + \left(\frac{\Psi_{i,j+1}^n - \Psi_{i,j-1}^n}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.41)$$

L'équation de mouvement (2.28) est définie sur tout le domaine de la surface Ψ , cependant le terme de vitesse basé sur l'image est défini seulement sur la courbe en évolution. Pour remédier à ce problème, [Malladi *et al.*, 1995] proposent d'étendre la fonction de vitesse F à une fonction \hat{F} définie globalement. La vitesse d'un point quelconque de la surface correspondra au point le plus proche sur la courbe. La même procédure est effectuée pour obtenir le critère d'arrêt étendu \hat{g} .

Finalement, le schéma numérique d'évolution est :

$$\Psi_{i,j}^{n+1} = \Psi_{i,j}^n - \Delta t \hat{g}(\nabla I)(\hat{F}_A|\nabla\Psi| + \hat{F}_G|\nabla\Psi|) \quad (2.42)$$

2.6.5 Les méthodes de segmentation par Level Sets

En plus du contour actif géométrique initial, proposée dans [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995], il existe plusieurs contours actifs qui ont été proposés pour la segmentation d'images. Dans cette section nous présentons quelques uns de ces travaux. Cette présentation

considère la classification suivante : (i) contours actifs avec un critère d'arrêt basé sur le gradient (ii) contours actifs avec un critère d'arrêt régularisé et (iii) contours actifs basées sur des régions.

2.6.5.1 Contours actifs avec un critère d'arrêt basé sur le gradient

Le premier contour actif basé sur le gradient est proposé dans [Malladi and Sethian, 1997] :

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \left(-\nu + \frac{\nu}{(M_1 - M_2)} (|\nabla G_\sigma * u_0| - M_2) \right) \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \text{ dans } [0, \infty) \times \mathbb{R}^2 \end{cases} \quad (2.43)$$

où ν est une constante, et M_1 et M_2 sont les valeurs maximale et minimale de $|\nabla G_\sigma * u_0|$.

Un autre travail important, dans la ligne des contours actifs avec un critère d'arrêt basé sur le gradient a été le contour actif géodésique proposé dans [Caselles et al., 1997] et défini par le problème de minimisation suivant :

$$\inf J_2(C) = 2 \int_0^1 |C'(s)| g(|\nabla u_0(C(s))|) ds \quad (2.44)$$

La formulation Level Sets de ce contour actif est :

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \operatorname{div} \left(g(|\nabla u_0|) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} + \nu g(|\nabla u_0|) \right) \\ \text{dans } [0, \infty) \times \mathbb{R}^2 \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \text{ dans } \mathbb{R}^2 \end{cases} \quad (2.45)$$

Le problème des modèles précédents est que dans la pratique, pour arrêter la courbe la fonction d'arrêt doit s'annuler sur les bords des objets de l'image. L'absence de contours fermés fait que la courbe traverse les bords. Plusieurs travaux ont essayé de résoudre ce problème d'arrêt.

Une première approche est l'ajout d'un critère d'arrêt au modèle. En ce sens, [Kichenassamy et al., 1996] et [Yezzi et al., 1997] introduisent un terme appelé "pull back term", exprimé mathématiquement comme :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = c(x)(\kappa + V_0)|\nabla \phi| + \underbrace{(\nabla c \cdot \nabla \phi)}_{\text{Pull Back Term}} \quad (2.46)$$

avec $c(x)$ la fonction d'arrêt, κ la courbure et V_0 une constante. $\nabla c \cdot \nabla \phi$ correspond à une projection d'un vecteur de force attrayante sur la normale de la surface. Un autre terme

d'arrêt appelé "Area Minimization Term" est proposé dans [K. Siddiqui and Zucker, 1998] et [Kichenassamy *et al.*, 1996]. L'expression de ce terme d'arrêt est donnée par :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = c(x)(\kappa + V_0)|\nabla \phi| + (\nabla c \cdot \nabla \phi) + \underbrace{\frac{V_0}{2} x \cdot \nabla c |\nabla \phi|}_{\text{Area Minimization Term}} \quad (2.47)$$

Une autre approche plus radicale est proposée dans [Sarti and Malladi, 1999] en supprimant le terme d'expansion exigeant une initialisation proche de la solution finale. Tandis que [Jin *et al.*, 2002] proposent de maintenir ce terme initialement et de l'inhiber quand la courbe est près des contours.

Une autre approche concernant le problème de segmentation d'un objet avec des frontières absentes a été présenté dans [Sarti and Malladi, 1999] en proposant un nouveau modèle géométrique pour les surfaces subjectives.

Toutes les méthodes que nous venons de présenter sont basées sur l'intensité du gradient ; par ceci, la courbe continue à évoluer dans les zones qui ont un contraste faible. Un autre problème réside dans le fait que la segmentation est très sensible à l'initialisation de la courbe ; en effet le processus peut converger vers des faux contours qui correspondent aux minima locaux d'une fonctionnelle à optimiser. Deux approches peuvent être suivies pour résoudre ces limitations. La première approche est fondée sur l'idée de régulariser la fonction de vitesse. Ce type d'approches peuvent être trouvées dans [Suri *et al.*, 2002]. Une deuxième approche est de formuler le problème en termes de méthodes de segmentation basées sur des régions, inspirées par la fonctionnelle de Mumford-Shah [Mumford and Shah, 1989].

2.6.5.2 Contours actifs avec un critère d'arrêt régularisé

Cette classe de contours actifs incorpore une information statistique provenant de l'image pour éviter des erreurs de segmentation quand le critère d'arrêt est défini par le gradient.

Clustering-Based Regularizers : Pour la segmentation basée sur des ensembles de niveaux [Suri, 2000] propose la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (\epsilon \kappa + V_p)|\nabla \phi| - V_{ext} \nabla \phi \quad (2.48)$$

où V_p est un terme flou de force régionale exprimé comme la combinaison d'une aire régionale interne et externe de la courbe en propagation.

Bayesian-Based Regularizers : [Baillard and Barillot, 2000; Baillard *et al.*, 2000] proposent une fonctionnelle d'énergie semblable à celui du travail précédent conformément au modèle suivant :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla \phi|)(\epsilon \kappa + V_0)|\nabla \phi| \quad (2.49)$$

où V_0 est une modification du terme de propagation. Ce terme est dérivé à partir de la densité de probabilité interne et externe de la structure à segmenter.

Shape-Based Regularizers : L'approche proposée dans [Leventon *et al.*, 2000] incorpore l'information de la forme des objets à segmenter dans le processus d'évolution du contour actif géodésique. La méthode calcule en premier lieu un modèle statistique de forme en utilisant un ensemble de courbes d'entraînement. Pour segmenter un objet dans l'image, on fait évoluer le contour actif basé localement sur le gradient et sur la courbure, et globalement sur une estimation de la probabilité maximale a posteriori de la forme. L'expression de la surface en évolution est la suivante :

$$\phi(t+1) = \phi(t) + \alpha_1 \{g(|\nabla \phi|)(c + \kappa)|\nabla \phi| + g(|\nabla \phi|) \cdot \nabla \phi(t)\} + \alpha_2 \{\phi^*(t) - \phi(t)\} \quad (2.50)$$

où α_1 et α_2 sont des paramètres pour déterminer l'influence du terme basé sur le gradient de la courbure, et le terme représentant la forme de l'objet à segmenter, respectivement.

Coupling-Surfaces Regularizers : En se basant sur la méthode proposée dans [X.Zeng *et al.*, 1998], le travail effectué dans [Zeng *et al.*, 1999] propose une nouvelle approche pour la propagation de paires de surfaces dans le but de segmenter et de mesurer l'écorce cérébrale.

2.6.5.3 Contours actifs basées sur des régions

Le modèle de contour actif proposé dans [Chan and Vese, 2001] ne se base pas sur l'information des contours fournie par le gradient pour contrôler l'évolution de la courbe, comme c'est le cas pour tous les modèles de contours actifs précédents. En faisant évoluer une courbe le modèle essaye de trouver la courbe qui minimise une fonctionnelle. Cette fonctionnelle est basé sur l'information que fournissent les régions définies par la courbe. À partir de la fonctionnelle de segmentation proposée par Mumford-Shah [Mumford and Shah, 1989], la fonctionnelle à minimiser correspond à l'expression suivante :

$$\begin{aligned}
F(c_1, c_2, C) &= \mu * \text{Lenght}(C) + \nu * \text{Area}(\text{inside}(C)) \\
&+ \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_o(x, y) - c_1|^2 dx dy \\
&+ \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_o(x, y) - c_2|^2 dx dy
\end{aligned} \tag{2.51}$$

où C correspond à la courbe en évolution, μ, ν, λ_1 et λ_2 sont des paramètres positifs, et c_1 et c_2 correspondent aux moyennes à l'intérieur et hors de la courbe respectivement.

Dans cette thèse nous proposons un modèle de level set avec un critère d'arrêt robuste au speckle. Le critère se fonde sur la statistique du coefficient de variation au lieu du gradient et adopte un réseau MLP (Multilayer Perceptron) pour estimer la proximité des contours.

2.6.5.4 Segmentation des images échocardiographiques par contours actifs implicites

Dans cette thèse nous nous intéressons à la segmentation des images échocardiographiques, lesquelles correspondent aux images ultrasons du cœur. Plusieurs sont les approches proposées dans la littérature pour la segmentation de ce type d'images. Parmi ces approches, nous pouvons citer : les champs aléatoires de Markov [Xiao *et al.*, 2002; Boukerroui *et al.*, 2003a], les modèles espace-temps multidimensionnels [Mulet-Parada and Noble, 2000; Angelini *et al.*, 2001], la logique floue [Sanchez-Ortiz *et al.*, 2002], les réseaux de neurones [Rekeczky *et al.*, 1999; Binder *et al.*, 1999], des approches bayésiennes [Mignotte *et al.*, 2001; Boukerroui *et al.*, 2003a], la morphologie mathématique [Klingler *et al.*, 1988], et les contours actifs paramétriques [Mignotte *et al.*, 2001; Mishra *et al.*, 2003], entre autres.

Nous pouvons trouver des travaux de segmentation par contours actifs implicites des images échocardiographiques selon le type de segmentation réalisée. Pour la segmentation des images 2D nous pouvons citer [Chen *et al.*, 2002; Yan and Zhuang, 2003; Lin *et al.*, 2003]. Pour la segmentation et le suivi de contours dans des séquences d'images nous mentionnons [Singh and Allen, 1992; Chalana *et al.*, 1996a; Kucera and Martin, 1997; Corsi *et al.*, 2002a; Paragios, 2003; Sarti *et al.*, 2005]. Finalement pour les images 3D et 4D nous citons [Sarti *et al.*, 2000; Sarti *et al.*, 2002; Corsi *et al.*, 2002b; Mikula *et al.*, 2004]

2.7 Le Recalage d'images 2D

2.7.1 Introduction

Dans cette thèse, nous adoptons la méthode de recalage pour estimer le mouvement cardiaque. Nous consacrons ainsi cette section à l'étude de cette technique de traitement d'images.

Tout d'abord, nous introduisons en section 2.7.2 le problème du recalage. Dans la section 2.7.3, nous présentons une formulation mathématique du recalage et nous présentons les différentes étapes nécessaires pour sa résolution. Nous effectuons une synthèse bibliographique.

2.7.2 Définitions

Donner une définition précise du recalage est une tâche difficile. En effet, sous ce nom, on regroupe plusieurs tâches de traitement d'images. De manière générale, le terme recalage est souvent utilisé comme synonyme aux expressions *mise en correspondance* ou *alignement*.

Selon [Roche, 2001] le recalage consiste essentiellement à "établir une relation géométrique entre les objets représentés par deux images". Dans [Noblet, 2006] le recalage est défini comme "le processus de déterminer une transformation spatiale entre deux images permettant de mettre en correspondance des caractéristiques équivalentes" ou "le déplacement ou la déformation d'une image afin qu'elle ressemble le plus possible à une autre", dans [Hill et al., 2001] "la détermination de l'alignement spatial entre des images du même ou de différents objets, acquises par la même modalité ou par des modalités différentes". Et dans [Crum et al., 2004] le recalage est défini comme "le processus de déterminer la correspondance de caractéristiques entre deux images prises en même temps ou à différents instants, en utilisant la même ou différentes modalités".

Dans le domaine du traitement d'images médicales nous pouvons mentionner les applications suivantes du recalage [Malandain, 2006] :

- Fusion d'information des images de modalités différentes du même patient.
- Mesure d'évolution des images de même modalité du même patient, mais acquises à des instants différents.
- Comparaison des images de même modalité, mais de sujets différents.
- Superposition d'atlas avec des images de modalités différentes de sujets différents.

Pour avoir une vision d'ensemble des différentes méthodes de recalage proposées dans la littérature, nous orientons le lecteur vers les travaux suivantes : [Brown, 1992; Zhang, 1993; Glasbey and Mardia, 1998; Maintz and Viergever, 1998; Zitova and Flusser, 2003; Crum et al., 2004]. Pour un état de l'art sur le recalage dans le traitement d'images médicales, le lecteur pourra consulter les travaux de [Weber and Ivanovic, 1994; Treves et al., 1998; Hutton et al., 2002] pour la médecine nucléaire, [Chen et al., 1990; Rosenman et al., 1998] pour la radiothérapie et l'oncologie, et particulièrement [Gilardi et al., 1996; Makela et al., 2002] pour l'imagerie cardiaque.

2.7.3 Formulation du problème du recalage et ses étapes

Le problème du recalage est formalisé par :

$$\hat{T} = \underset{T}{\operatorname{argmax}} S(I_{ref}, T(I_{test})) \quad (2.52)$$

Étant donné deux images, une image de test I_{test} et une image de référence I_{ref} , le recalage est un ensemble d'opérations consistant à estimer une transformation \hat{T} , qui permet d'aligner ou mettre en correspondance l'image I_{test} sur l'image I_{ref} . L'estimation de la transformation est faite par un processus d'optimisation d'une mesure de similitude S entre les deux images.

En considérant la formulation précédente, le recalage est composé de 4 étapes [Zitova and Flusser, 2003] :

1. Détection de caractéristiques sur les images I_{test} et I_{ref} .
2. Mise en correspondance des caractéristiques entre les images I_{test} et I_{ref} .
3. Estimation de la transformation.
4. Rééchantillonnage de l'image I_{test} .

2.7.3.1 Étape de détection de caractéristiques

L'étape de détection de caractéristiques consiste à trouver dans chacune des images des éléments comme points, courbes et surfaces. Les caractéristiques permettent de guider le processus de recalage et peuvent être trouvées de manière manuelle ou automatique. Selon la nature des caractéristiques choisies deux approches se distinguent [Noblet, 2006] : des *méthodes géométriques*, des *méthodes denses (ou iconiques)* et des *méthodes hybrides*.

Les méthodes géométriques consistent à extraire des primitives géométriques de l'image comme des points d'intérêt (landmarks), des courbes ou des surfaces, et les mettre en correspondance. Des méthodes de recalage basées sur des points peuvent être trouvées dans [Bookstein, 1989; Evans *et al.*, 1991; Hill *et al.*, 1991; Rohr *et al.*, 1996; Gansser *et al.*, 2004]. Pour des algorithmes de recalage non supervisés, des méthodes d'extraction automatique ont été proposées dans [Thirion, 1994; Amit, 1997; Rohr, 1999]. Une forte application de méthodes basées sur des courbes pour le recalage d'images cérébrales peut être trouvée dans [Bakircioglu *et al.*, 1998; Gueziec and Ayache, 1997; Subsol, 1999; Collins and Evans, 1999; Royackkers *et al.*, 1999; Pennec *et al.*, 2000]. Dans les méthodes basées sur des surfaces, nous trouvons préférentiellement l'utilisation de modèles déformables et level sets [Davatzikos, 1997; Thompson and Toga, 1990; Cootes *et al.*, 1995; Nikou *et al.*, 1999; Fleute and Lavallée, 1999;

[Montagnat *et al.*, 1999]. Une approche automatique pour extraire une zone d'intérêt à l'aide de méthodes statistiques est proposée dans [Carona *et al.*, 2007]. Cette méthode peut être utilisée pour initialiser les ensembles de niveaux.

Les approches denses utilisent l'ensemble de l'information portée par les niveaux de gris de l'image, soit directement en comparant les intensités, soit en comparant les valeurs de l'image ayant subi un traitement. Des approches basées sur des mesures différentielles de l'image peuvent être trouvées dans [VandenElsen *et al.*, 1995; Maintz *et al.*, 1996; Pluim *et al.*, 2000]. D'autres approches consistent à utiliser un espace de représentation de l'image au moyen de transformées comme la transformée de Fourier [Mellor and Brady, 2005] et les ondelettes [Xue *et al.*, 2004].

Quelques auteurs ont proposé l'utilisation de primitives hybrides où l'approche géométrique et l'approche dense sont utilisées conjointement. La fonction de similarité permettant de mettre en correspondance les objets à recaler est composée d'une contribution liée aux informations denses et d'une contribution liée aux amers géométriques. Des exemples de ces méthodes peuvent être trouvés dans [Cachier *et al.*, 2001; Johnson and Christensen, 2002; Hellier and Barillot, 2003].

Dans cette thèse, nous adoptons une approche géométrique basée sur les courbes de niveau détectées par notre modèle de level sets.

2.7.3.2 Étape de mise en correspondance de caractéristiques

Dans la formulation générale du recalage 2.52, le critère de similarité S permet d'associer une valeur à un couple d'images I_{test} et I_{ref} , permettant de quantifier leur proximité ou bien leur ressemblance. Cette fonction S devrait théoriquement être minimale (ou maximale) lorsque les images sont en parfaite correspondance.

Si le recalage est guidé par des primitives géométriques, le but de l'étape de mise en correspondance des caractéristiques, est de faire correspondre les caractéristiques 2 à 2 entre l'image de référence et l'image à transformer. Cette tâche a besoin d'un critère de similarité permettant de définir une certaine distance entre deux images. Pour mesurer la distance entre points correspondants, la norme euclidienne est classiquement utilisée [Arun *et al.*, 1987]. Dans le cas de courbes ou de surfaces, on utilise différentes méthodes dont : l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) [Besl and Mckay, 1992], l'algorithme Head and Hat [Pelizzari *et al.*, 1989], ou la construction d'une carte de distances [Borgefors, 1988]. Un état de l'art concernant les distances utilisées pour le recalage de primitives géométriques peut être trouvé dans [Veltkamp and Hagedoorn, 1999].

Pour les méthodes denses parmi les mesures de similarité on trouve le coefficient de corrélation [Pratt, 1991], l'algorithme de détection de similarité séquentielle (sequential similarity detection algorithm) [Barnea and Silverman, 1972], le rapport de corrélation [Roche *et al.*, 1998], la distance Hausdorff [Huttenlocher *et al.*, 1993] et la corrélation vectorielle [Pratt, 1974]. Pour accélérer le temps de calcul et une meilleure adaptation aux images bruitées, des méthodes basées sur la transformée de Fourier ont été proposées dans [Castro and Morandi, 1987; Chen *et al.*, 1994; Reddy and Chatterji, 1996]. Particulièrement adaptées au recalage multimodal, l'information mutuelle a été proposée initialement dans [Viola and Wells, 1997]. Pour plus de détails concernant les différents critères dans les méthodes denses voir [Hill and Hawkes, 2000].

2.7.3.3 Étape d'estimation de la transformation

Une fois défini le type de caractéristique et la mesure de similarité pour effectuer le recalage, il est nécessaire d'établir la transformation qui effectue la déformation de l'image. Le processus d'estimation de la transformée est effectué considérant l'ensemble de primitives trouvées. Il s'agit de mettre en œuvre un algorithme d'optimisation ayant pour fonction de coût la mesure de similarité.

On peut donc différencier les méthodes de recalage selon la nature de la transformation. Ainsi, on distingue les modèles linéaires et non linéaires, et des modèles globaux et locaux. Les modèles linéaires considèrent l'application de transformations rigides. Les modèles non linéaires sont caractérisés par la mise en œuvre de transformations non linéaires.

Parmi les modèles linéaires locaux, on peut mentionner l'utilisation d'un maillage triangulaire [Ashburner *et al.*, 1999], la décomposition de l'image en oct-arbre [Kochunov *et al.*, 1999], et plus récemment des transformations localement affines [Hellier, 2000; Arsigny *et al.*, 2005]. En considérant des modèles non linéaires, on trouve les polynômes [Woods *et al.*, 1998], les fonctions trigonométriques [Ashburner and Friston, 1999], les fonctions ondelettes [Amit, 1994], les fonctions B-splines [Szeliski and Coughlan, 1997; Musse *et al.*, 2003; Kybic and Unser, 2003; Sorzano *et al.*, 2005], les fonctions radiales [Bookstein, 1989], et les déformations de forme libre [Rueckert *et al.*, 1999; Schnabel *et al.*, ; Rohlfing *et al.*, 2003]. Cette dernière approche consiste à considérer une grille régulière de points de contrôle sous-jacente à l'image; l'image étant déformée en agissant sur chacun de ces points de contrôle. Une fonction interpolante assure au champ de déformation d'être lisse et continu.

Un modèle indépendant des méthodes globales et locales est le *recalage élastique*. Dans ce modèle il n'y a plus de fonction de mapping et la recherche d'un modèle se fait en même temps

que la mise en correspondance [Zitova and Flusser, 2003]. L'image est vue comme une feuille élastique dont la déformation engendrée par une force extérieure est régie par l'équation de Navier. La force tend à mettre en correspondance des caractéristiques communes entre les images à recaler au sens d'une distance [Noblet, 2006]. Le recalage vu comme un problème de déformation élastique a été introduite dans [Broit, 1981; Bajcsy and Broit,]. Un autre modèle très utilisé pour l'estimation du mouvement connue sous le nom de *flux optique* a été proposé dans [Horn and Schunck, 1981]. Cette méthode se base sur l'hypothèse exprimant que dans une séquence d'images l'intensité d'un même point reste constante au cours du temps. Des méthodes considérant le recalage comme un processus de diffusion ont été proposées dans [Thirion, 1998; Andersen and Nielsen, 2001]. On note aussi l'utilisation des ensembles de niveaux dans [Vemuri *et al.*, 2003].

Dans cette thèse, nous adoptons une transformation par B-splines hiérarchiques pour déformer l'image de test. Nous estimons les paramètres de cette transformation par une méthode itérative que nous exposons dans le chapitre 4.

2.7.3.4 Étape de rééchantillonnage

L'étape de *rééchantillonnage* correspond à la déformation de toute l'image selon la transformation estimée dans l'étape précédente, c'est-à-dire, la transformation pixel par pixel de l'image complète. Il y a fondamentalement deux façons pour effectuer cette tâche, la *méthode directe* et la *méthode indirecte*.

Dans la méthode directe les pixels de l'image sont transférés directement sur l'image de référence. Cette méthode est plutôt simple et intuitive, mais possède l'inconvénient de faire apparaître des trous et des superpositions de pixels sur l'image recalée.

Dans la méthode indirecte, on part d'un pixel de l'image de référence et on cherche sa correspondance par la transformation inverse. Si on ne tombe pas exactement sur un pixel, on déduit sa valeur par interpolation. Parmi les interpolations les plus utilisées, il y a le plus proche voisin, bilinéaires, bicubiques, splines quadratiques [Toraichi *et al.*, 1988], splines cubiques [Hou and Andrews, 1978], splines du haut ordre [Lehmann *et al.*, 2001], et les splines cardinaux [Keys, 1981].

Dans notre travail, pour déformer l'image nous avons adopté une transformation B-spline. Dû au fait que cette transformation n'a pas d'inverse définie, pour l'étape de rééchantillonnage, nous avons mis en œuvre une méthode directe en interpolant avec le plus proche voisin.

2.8 L'estimation de mouvement

2.8.1 Introduction

L'estimation de mouvement dans des séquences temporelles d'images est un des problèmes fondamentaux en analyse d'images. Parmi les domaines d'applications concernés, nous pouvons mentionner [Delhay, 2006] :

- la compression de vidéos dans la télévision numérique.
- l'interprétation de scènes animées en robotique.
- le suivi de masses nuageuses sur des images satellitaires en météorologie.
- l'estimation de mouvement d'organes mobiles (notamment des structures cardiaques) en médecine.

Dans cette section, nous présentons d'abord (section 2.8.2) la formulation générale du problème d'estimation de mouvement. Dans la section 2.8.3, nous esquissons une classification des méthodes d'estimation de mouvement. Nous nous concentrons dans la section 2.8.4 sur l'estimation du mouvement cardiaque, avec un intérêt particulier pour les images ultrasons.

2.8.2 Formulation générale du problème d'estimation de mouvement

Les méthodes d'estimation de mouvement reposent sur l'hypothèse que l'intensité de l'image reste constante au cours du mouvement ou qu'elle varie d'une manière prédictible d'une image à l'autre au cours du temps [Grava *et al.*, 2003].

Si $I(x, t)$ est l'intensité d'un point de coordonnées x dans une image à l'instant t , l'hypothèse de conservation de l'intensité peut être exprimée par l'équation suivante :

$$D(x, t, t + dt) = I(x + dx, t + dt) - I(x, t) = 0 \quad (2.53)$$

où dx représente le déplacement vectoriel du point x . Si on considère deux images d'une séquence aux instants t et $t + \Delta t$, l'équation 2.53 devient :

$$D(x, t, t + \Delta t) = I(x + u(x), t + \Delta t) - I(x, t) = 0 \quad (2.54)$$

où $u(x)$ correspond au déplacement du point x entre les deux images. La vitesse instantanée du point x peut être exprimée par :

$$v(x) = \frac{u(x)}{\Delta t} \quad (2.55)$$

En considérant les expressions précédentes, l'estimation de mouvement consiste à déterminer le champs u ou v à partir d'un ensemble fini d'images.

2.8.3 Méthodes d'estimation de mouvement

Dans la littérature, on peut distinguer des modèles non-paramétriques et paramétriques d'estimation de mouvement. Dans cette section, nous présentons brièvement quelques méthodes de chacune de ces classes.

2.8.3.1 Méthodes d'estimation de mouvement non-paramétriques

Parmi les méthodes d'estimation non-paramétriques de mouvement, nous pouvons distinguer *les méthodes différentielles*, *les méthodes de mise en correspondance de blocs*, et *les méthodes statistiques*.

Les méthodes différentielles se basent sur le travail fondateur effectué dans [Horn and Schunck, 1981] appelé *flux optique*. Le flux optique est défini comme la distribution de mouvement apparant dans une image. La méthode consiste à estimer le flux optique entre deux images à partir de l'estimation de gradients spatio-temporels de l'intensité en chacun des pixels de l'image. Le mouvement est estimé selon l'équation suivante :

$$I_t + \nabla I \cdot v = 0 \quad (2.56)$$

où v correspond à la vitesse, ∇I le gradient spatial de l'intensité, et I_t représente la dérivée temporelle de l'intensité. Dans le but d'obtenir un champ de mouvement lisse, des améliorations au travail original ont été proposées dans [Nagel, 1987; Ghosal and Vanek, 1996] en proposant des lissages anisotropes. D'autres développements intéressants ont été réalisés afin d'introduire la notion de discontinuité de mouvement dans un cadre variationnel [Deriche et al., 1996].

Les méthodes de *mise en correspondance de blocs* ont comme principe de base l'idée de découper une image de référence en blocs de pixels. Pour chacun des blocs, on essaie de trouver celui qui lui ressemble le plus dans l'image suivante de la séquence. Les caractéristiques associées à cette catégorie de méthodes sont les tailles des blocs et de la fenêtre de recherche, le critère de similarité et la stratégie de recherche du bloc correspondant [Stiller and Konrad, 1999].

Parmi les méthodes statistiques, les méthodes Markoviennes ou Bayésiennes sont les plus répandues. Elles reposent sur la formulation probabiliste du champ de mouvement. L'estimation du champ est considérée comme étant une réalisation particulière d'un champ aléatoire. Une formulation très répandue du problème d'estimation de mouvement repose sur l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) [Gee et al., 1995; Odobez and Bouthemy, 1995; Stiller and Konrad, 1999].

2.8.3.2 Méthodes d'estimation de mouvement paramétriques

Les méthodes d'estimation de mouvement paramétriques se fondent sur l'estimation des paramètres d'une transformation pour modéliser le champs de mouvement. Dans cette thèse nous adoptons une méthode de recalage qui rentre dans cette catégorie de méthodes paramétriques. Nous modélisons le mouvement par une transformation B-spline (voir 2.7.3.3).

2.8.4 Méthodes d'estimation de mouvement cardiaque

Cette partie du travail est consacrée à la revue des méthodes qui sont spécifiquement utilisées dans l'estimation de mouvement cardiaque. Nous montrons quelques exemples d'application dans les différentes modalités d'images médicales, parmi lesquelles les images de *résonance magnétique* (IMR), la *tomographie d'émission monophotonique* (SPECT), la *tomographie calculée* (CT), et les images *ultrasons* (US). La présentation des travaux d'analyse de mouvement cardiaque dans les images ultrasons est effectuée séparément étant donné son importance pour notre thèse.

2.8.4.1 Estimation de mouvement cardiaque dans des images non échocardiographiques

Les images IMR correspondent à la modalité de référence actuellement utilisée pour l'analyse de mouvement cardiaque. Dans cette modalité nous trouvons de nombreux travaux d'analyse de mouvement [Radeva *et al.*, 1997; Huang *et al.*, 1999; Clarysse *et al.*, 2000; McEachen *et al.*, 2000; Shi *et al.*, 1999; Declerck *et al.*, 1998; Ozturk and McVeigh, 2000; Rueckert *et al.*, 2002; Chandrashekhara *et al.*, 2002].

Parmi les travaux de la modalité SPECT, nous pouvons citer [Declerck *et al.*, 1999; Thirion and Benayoun, 2000] et pour la modalité CT nous pouvons citer [Nastar and Ayache, 1996; Gorce *et al.*, 1996].

2.8.4.2 Estimation de mouvement cardiaque dans des images échocardiographiques

Plusieurs méthodes ont été proposées pour étudier le mouvement du cœur par des images échocardiographiques de 2 dimensions.

Quelques méthodes proposent de quantifier le mouvement cardiaque en se basant sur la segmentation et le suivi des parois du cœur en utilisant des modèles déformables. Les plus

connues dans ce type sont les travaux trouvés dans [Giachetti, 1998; Mikiæ *et al.*, 1998; Chalana *et al.*, 1996b; Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005]. Un groupe intéressant de travaux de reconstruction du mouvement cardiaque [Jacob *et al.*, 2002; Bosch *et al.*, 2002] introduisent l'utilisation de la connaissance a priori pour représenter statistiquement le mouvement et les formes.

Une autre approche est celle qui considère l'utilisation de méthodes de flux optique [Horn and Schunck, 1981; Lucas and Kanade, 1981], dans lesquels nous pouvons souligner les travaux effectués dans [Mailloux *et al.*, 1989; Chunke *et al.*, 1996; Baraldi *et al.*, 1996; Zini *et al.*, 1997; Cohen and Dinstein, 2002; Boukerroui *et al.*, 2003b; Suhling *et al.*, 2005]. Un élément intéressant est celui apporté par le travail de [Baraldi *et al.*, 1996] car il considère l'utilisation des statistiques de Rayleigh.

Un autre groupe de travaux intéressants est celui qui utilise le suivi du speckle [Kaluzynski *et al.*, 2001] et techniques elastographiques [Hein and O'Brien, 1993; Konofagou and Ophir, 1998; D'Hooge *et al.*, 2002]. Ces méthodes sont basées sur le traitement de signaux de radio fréquence.

2.9 Conclusion

Dans cette thèse nous exploitons des images échographiques en mode B. Nous segmentons les cavités à l'aide de notre contour actif implicite robuste au speckle. Nous recalons les images successives d'une séquence pour estimer les paramètres de la transformation des parois du cœur. Ce traitement produit des champs de vecteurs de mouvement pour chaque couple d'images successives. Nous analyserons alors ces champs pour détecter les zones rigides qui indiquent des maladies.

Le reste de ce document présente ces différentes étapes du travail. Le chapitre suivant développe la méthode de segmentation. Le chapitre 4 traite le recalage et l'analyse du mouvement.

Chapitre 3

Ensembles de niveaux robustes pour la segmentation d'images ultrasons

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié en particulier le contour actif géométrique proposé dans [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995]. Dans ce chapitre, afin de détecter des cavités du cœur, nous présentons une adaptation de ce contour actif aux images ultrasons.

Notre modèle de contour actif adapté à la détection des contours des cavités du cœur repose sur deux éléments fondamentaux. Le premier consiste en une nouvelle fonction d'arrêt basée sur la norme de Tukey. Le deuxième élément est l'adaptation de la nouvelle fonction d'arrêt à la détection de contours dans des images ultrasons. Ainsi, tout d'abord nous proposons de remplacer l'utilisation de l'opérateur gradient par le coefficient de variation (CV), statistique qui a démontré être plus efficace pour la détection de contours dans les images affectées par du bruit multiplicatif. De plus, nous améliorons la détection de contours de notre fonction d'arrêt en incorporant un classificateur supervisé basé sur un réseau de neurones Multilayer Perceptron (MLP).

Le chapitre est construit de la manière suivante. La section 3.2 étudie le mécanisme de la détection de contours par contour actif géométrique, et énonce les problèmes de la détection de contours des images ultrasons. La section 3.3 étudie les caractéristiques du CV en tant que détecteur de contours dans des images avec bruit multiplicatif. Dans la section 3.4, nous proposons notre fonction d'arrêt, en montrant l'adaptation au speckle par l'utilisation du CV. Dans la section 3.5, nous montrons comment améliorer l'efficacité de la fonction d'arrêt en utilisant un schéma de classification supervisée. Dans la section 3.6, nous montrons les

résultats de l'application de notre méthode sur des images de synthèse et sur des images réelles. Finalement, les conclusions du chapitre seront présentées dans la section 3.7.

3.2 Étude des ensembles de niveaux pour la segmentation des images échographiques

Le contour actif proposé dans [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995] a été une importante contribution dans le domaine de la détection de contours en imagerie médicale. Dans cette partie du travail, nous revoyons le mécanisme de détection de contours par cette technique, et nous énumérons les problèmes rencontrés quand on l'applique aux images ultrasons.

3.2.1 Détection de contours par ensembles de niveaux

En considérant de nouveau l'équation de l'évolution du contour actif proposée dans [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995] nous avons :

$$\frac{\partial \Psi(x(t), t)}{\partial t} + gF|\nabla \Psi(x(t), t)| = 0 \quad (3.1)$$

où Ψ correspond à la surface en évolution, F représente la vitesse de la courbe, et g est connu comme la fonction d'arrêt.

Dans la détection de contours, la fonction d'arrêt g joue un rôle primordial. En effet, cette fonction est l'unique liaison entre la courbe en évolution et l'image. La fonction d'arrêt a été définie classiquement comme une fonction du gradient, et son expression est la suivante :

$$g(z = \nabla I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|^p}, p \geq 1. \quad (3.2)$$

où I est l'intensité de l'image, ∇ est l'opérateur gradient, et $G * I$ est la convolution de l'image d'intensité I par le filtre gaussien G .

Quand nous sommes en présence d'un contour, le gradient de l'image est élevé, ainsi la fonction d'arrêt g prend une petite valeur, stoppant de cette façon l'évolution de la courbe.

La fonction d'arrêt $g(z)$ doit avoir 3 propriétés [Caselles *et al.*, 1993; Chan and Vese, 2001] :

1. Être définie positive.
2. Avoir comme valeur maximale 1.

3. Être décroissante, et devant respecter $\lim_{z \rightarrow \infty} g(z) = 0$.

Ces trois conditions doivent être remplies pour que la fonction d'arrêt s'intègre correctement à l'équation de l'évolution, et pour assurer la stabilité du front.

3.2.2 Le problème de la fonction d'arrêt classique

En général, la fonction d'arrêt g traditionnelle a deux inconvénients qui ont été décrits dans la littérature [Chan and Vese, 2001] :

1. Dans la pratique, pour arrêter l'évolution de la courbe, il est nécessaire que la fonction d'arrêt s'annule complètement sur les contours des objets. Si ce n'est pas le cas, la courbe traverse les objets.
2. En étant dépendant du gradient, le contour actif détecte mal les contours quand les images sont bruitées ; ce qui rend nécessaire le lissage de l'image, et par conséquent le lissage des contours.

En plus de ces limitations générales, il faut ajouter un inconvénient important si l'on souhaite utiliser ce type de contour actif dans les images ultrasons. Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre précédent, ces images ultrasons sont touchées par un bruit de type multiplicatif nommé speckle. L'opérateur gradient n'est pas un bon détecteur de contours en présence de ce bruit. Avec pour objectif de dépasser ces problèmes et d'adapter le fonctionnement du contour actif aux images échographiques, nous proposons dans ce chapitre une fonction d'arrêt basée sur le Coefficient de Variation.

3.3 Le coefficient de variation comme détecteur de contours

Le coefficient de variation (CV) est une statistique qui a longuement été utilisée pour le filtrage du speckle. Les filtres de Lee [Lee, 1980], de Frost [Frost *et al.*, 1982], de Kuan [Kuan *et al.*, 1987], et de Lopes [Lopes *et al.*, 1990] sont des exemples de filtres basés sur le CV proposé pour le filtrage d'images radar. Pour le filtrage d'images ultrasons, des méthodes récentes de diffusion anisotrope basées sur le CV peuvent être trouvées dans les travaux de Black [Black *et al.*, 1998], Yu [Yu and Acton, 2002; Yu and Acton, 2004], et Tauber [Tauber *et al.*, 2004].

Dans cette section, nous réalisons une étude du CV avec pour but de déterminer ses propriétés en tant que détecteur de contours dans les images avec bruit multiplicatif. Pour plus de détails sur le CV et son utilisation dans le filtrage d'images ultrasons, nous renvoyons le lecteur vers [Tauber, 2005].

3.3.1 Le coefficient de variation global et local

Soit X une variable aléatoire, le CV de X est défini selon l'expression suivante :

$$CV^2 = \frac{var(X)}{\bar{X}^2}, \quad (3.3)$$

où $var(X)$ est la variance de la variable aléatoire, et \bar{X} est sa moyenne.

Le coefficient de variation global (CVG) ξ d'une image I correspond à l'évaluation de l'expression (3.3) sur toute l'image, et le coefficient de variation local (CVL) γ correspond à l'évaluation de l'expression (3.3) dans un voisinage de l'image I .

3.3.2 Le coefficient de variation dans une zone homogène d'une image avec bruit multiplicatif

Une image affectée par un bruit multiplicatif peut être exprimée ainsi :

$$I_{i,j} = R_{i,j} * n_{i,j},$$

où R est la réflectivité, et n le bruit multiplicatif. Sur une zone Ω avec N éléments et réflectivité constante k , nous pouvons écrire le CVG comme :

$$\xi^2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i,j \in \Omega} (kn_{i,j} - k\bar{n})^2}{(k\bar{n})^2} = \frac{var(n)}{\bar{n}^2} \quad (3.4)$$

Dans l'expression (3.4), le CV dépend uniquement du bruit multiplicatif, et ne dépend pas de la réflectivité de l'image.

3.3.3 Le coefficient de variation dans des zones de contour d'une image avec bruit multiplicatif

La variance d'une variable aléatoire A peut être écrite comme :

$$var(A) = E(A^2) - E(A)^2 \quad (3.5)$$

En remplaçant (3.5) dans (3.3) nous pouvons écrire l'équation du CVL de la façon suivante :

$$\frac{\text{var}(Rn)}{E(Rn)^2} = \frac{1}{E(Rn)^2} [E((Rn)^2) - E(Rn)^2] \quad (3.6)$$

En développant (3.6) nous pouvons obtenir (3.7) :

$$\frac{\text{var}(Rn)}{E(Rn)^2} = \underbrace{\frac{\text{var}(n)E(R)^2}{E(Rn)^2}}_{\text{premier terme}} + \underbrace{\text{var}(R) \frac{(\text{var}(n) + E(n)^2)}{E(Rn)^2}}_{\text{second terme}}. \quad (3.7)$$

Dans (3.7) le premier terme se rapproche du CVG. Le deuxième terme est toujours positif et croît à mesure que la variance croît. Nous pouvons ainsi conclure que dans des zones homogènes $\gamma \approx \xi$, et que dans les contours $\gamma \gg \xi$. Cette propriété fait du CV un bon détecteur de contours pour des images touchées par du bruit multiplicatif. En se basant sur la valeur du CVL et sa proximité avec le CVG, nous pouvons déterminer si nous sommes en présence d'un contour. Les filtres de bruit multiplicatif mentionnés au début de cette section reposent sur ce principe.

3.3.4 Comparaison de la détection de contours par le coefficient de variation et le gradient

La détection de contours par gradient n'est pas adaptée au cas d'images affectées de bruit multiplicatif. Nous comparons au travers d'un exemple l'efficacité de l'opérateur gradient et de l'opérateur CV dans cette tâche.

La figure 3.1(a) montre une image composée par deux zones d'intensité constante, un cercle gris sur fond blanc. Dans la figure 3.1(b), on peut voir l'image précédente avec bruit multiplicatif. Dans les figures 3.1(c) et 3.1(e), on montre le résultat de la détection de contours grâce respectivement au gradient et au CV.

En observant la figure 3.1(c), on peut remarquer que l'opérateur gradient détecte de petits contours sur toute l'image, et que les contours détectés ne sont ni nets ni précis par rapport au reste de l'image. La figure 3.1(d) montre un agrandissement de la zone du contour de l'image 3.1(c) ; on peut y observer des zones indiquées en rouge où l'opérateur gradient n'a pas réalisé une bonne détection du contour. Au contraire, dans la figure 3.1(d), nous observons que sur les zones homogènes il n'existe pas de détection de contours, alors que dans la région où ceux-ci se trouvent, les contours sont détectés de façon plus précises et avec un meilleur contraste par rapport au reste de l'image. Cette comparaison présente l'évidence empirique de la plus grande efficacité du CV pour détecter des contours par rapport à l'opérateur gradient dans les images touchées par un bruit multiplicatif.

Une autre constatation peut être faite en observant l'image 3.1(e) : la valeur du CV dans des zones d'intensité constante dépend seulement des caractéristiques du bruit. Comme on a appliqué à toute l'image un même modèle de bruit, la région circulaire et le fond de l'image sont représentés de la même façon par le CV, sans tenir compte de l'intensité de l'image sur ces zones, ce qui est en accord avec l'interprétation de l'expression (3.4).

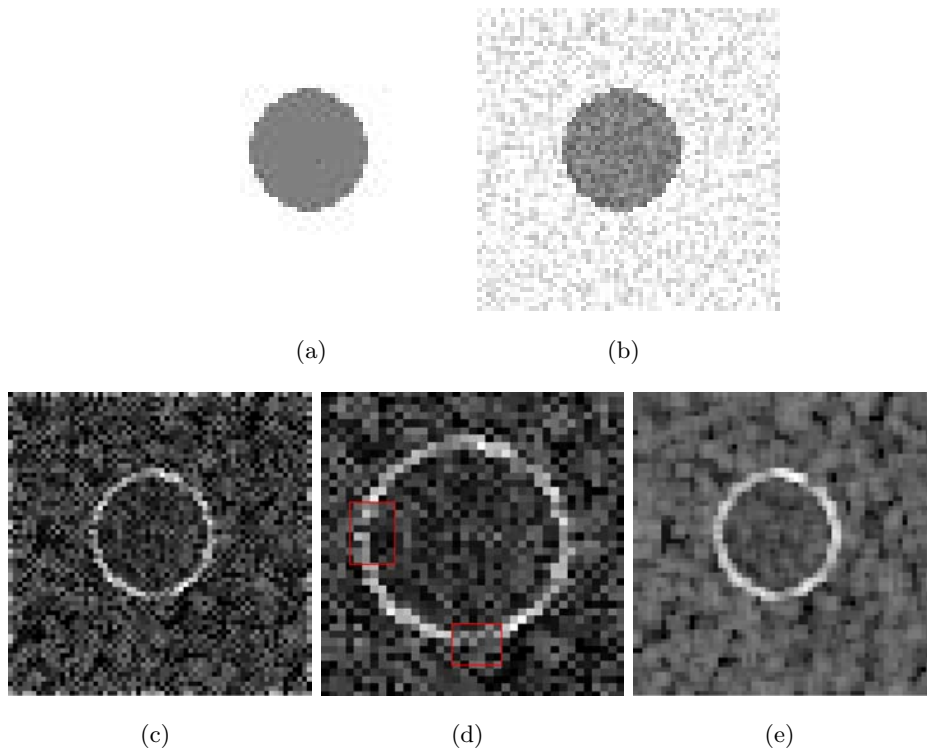


FIG. 3.1 – Détection de contours par gradient et par CV

3.4 Fonction d'arrêt basée sur le Coefficient de Variation

Dans cette section, nous développons une nouvelle fonction d'arrêt pour le contour actif géométrique proposé dans [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995]. L'objectif de cette nouvelle fonction d'arrêt est d'adapter ce contour actif à la détection de contours dans les images ultrasons.

Le champ de la statistique robuste est en relation avec des problèmes d'estimation de paramètres, dans lequel les données contiennent de grandes erreurs ou des valeurs aberrantes nommées outliers [Rousseeuw and Leroy, 1987]. Des techniques statistiques robustes ont été appliquées à différents problèmes en vision par ordinateur, et en particulier, dans la détection de contours [Lui *et al.*, 1990]. La statistique robuste nous offre un moyen de définir et de

détecter des contours dans une image, en considérant les contours comme des points aberrants [Hampel *et al.*, 1986].

3.4.1 Relation entre la fonction d'arrêt et la norme de Tukey

Une technique robuste d'estimation de paramètres correspond aux M-estimateurs. Dans cette partie du travail, nous mentionnerons des éléments très généraux des M-estimateurs, qui nous permettront d'introduire la relation qui existe entre cette méthode d'estimation robuste et la fonction d'arrêt du contour actif géométrique. Pour de plus amples détails sur les M-estimateurs et la statistique robuste voir [Rousseeuw and Leroy, 1987].

Soit r_i le résidu ou différence pour la i -ème donnée, c'est-à-dire la différence entre le i -ème échantillon et sa valeur approchée. La méthode standard des moindres carrés essaye de minimiser l'expression :

$$\min \sum_i r_i^2$$

Il est bien connu que la méthode des moindres carrés est instable s'il existe des points aberrants dans les données. Les M-estimateurs essayent de réduire l'effet des points aberrants en remplaçant le résidu carré par une autre fonction dépendante du résidu, laissant le problème de minimisation comme il est montré dans l'expression :

$$\min \sum_i \rho_i(r)$$

où ρ est une fonction symétrique, définie positive, avec un unique minimum en zéro, et possédant la propriété d'être moins croissante que le carré.

On définit la fonction d'influence $\psi(x)$, qui représente l'influence des données sur la valeur des paramètres estimés. La fonction d'influence est donnée par l'expression suivante :

$$\psi(x) = \rho'(x)$$

De plus, on définit la fonction poids de la façon suivante :

$$w(x) = \frac{\psi(x)}{x}$$

Une relation peut être réalisée entre la fonction d'arrêt qui contrôle l'évolution de la courbe des contours actifs classiques [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995; Caselles *et al.*, 1997]

et les M-estimateurs de la statistique robuste. En effet, la forme de la fonction d'arrêt des contours actifs est similaire à la fonction de poids $w(x)$ de l'estimateur Fair [Rousseeuw and Leroy, 1987], laquelle a pour expression :

$$w(x) = \frac{1}{1 + \frac{|x|}{c}} \quad (3.8)$$

Les inconvénients de cette fonction d'arrêt ont été abordés dans la section 3.2.2, et il est fondamental pour arrêter l'évolution de la courbe que, la fonction s'annule complètement sur les contours. Pour respecter cette propriété, c'est-à-dire nulle dans les contours, nous proposons comme fonction d'arrêt la fonction de poids de l'estimateur de Tukey. Cette fonction a été proposée pour arrêter le processus de diffusion anisotrope dans les travaux de Black [Black et al., 1998], et plus récemment dans le travail de Tauber [Tauber et al., 2004].

La fonction poids de l'estimateur de Tukey a pour expression :

$$w(x, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 - (\frac{x}{\sigma})^2]^2 & \text{if } |x| \leq \sigma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.9)$$

Le graphe de la fonction poids de Tukey est montré dans la figure 3.2. L'interprétation statistique de cette fonction est la suivante : les valeurs échantillonnées plus grandes qu'un seuil σ , sont considérées aberrantes, et sont négligées. Appliquée à la détection de contours, la fonction considérerait un pixel comme contour si sa valeur est plus grande que le seuil.

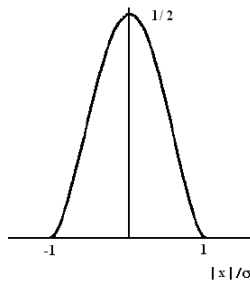


FIG. 3.2 – Fonction de poids de Tukey

3.4.2 Fonction d'arrêt fondée sur la norme de Tukey et le CV

Dans la section 3.3 nous avons établi que dans des images avec bruit multiplicatif, le CV permet une meilleure détection de contours que le gradient. De plus, nous avons établi dans la section 3.4.1 que la fonction de poids du M-estimateur de Tukey a de meilleures

caractéristiques en tant que détecteur de contours que la fonction de poids du M-estimateur Fair.

Dans cette section, nous utilisons les deux résultats antérieurs, et proposons une fonction d'arrêt pour les contours actifs. Celle-ci correspond à la fonction de Tukey, dans laquelle nous introduisons le coefficient de variation, pour pouvoir mieux détecter les contours dans les images ultrasons largement bruitées.

La première décision de conception consiste à établir correctement le domaine de définition de la fonction. Dû au fait que la variable x de l'expression (3.2) est toujours positive, nous pouvons simplifier la fonction de poids de l'estimateur de Tukey de la façon suivante :

$$w(x, \sigma) = \begin{cases} [1 - (\frac{x}{\sigma})^2]^2 & \text{if } x \leq \sigma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.10)$$

Avec cette modification, le graphique 3.2 sera seulement valable dans le deuxième quadrant.

La deuxième décision de conception est d'utiliser le coefficient de variation local (CVL) comme variable de la fonction. Il est à noter que dans le contexte de la diffusion anisotrope, le même type de modélisation a été adopté par [Tauber *et al.*, 2004].

Avec ces deux décisions, nous établissons la fonction suivante :

$$g'(\gamma_{i,j}) = \begin{cases} \left[1 - \frac{\gamma_{i,j}^2}{\gamma_s^2}\right]^2 & \text{if } \gamma_{i,j} \leq \gamma_s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.11)$$

où $\gamma_{i,j}$ est le coefficient de variation local CVL, et γ_s est le seuil à partir duquel la valeur dans un voisinage du CVL est considérée comme un contour (l'évolution de la courbe doit alors être stoppée).

A partir de l'expression (3.7), nous avons établi que dans les zones homogènes $\gamma \approx \xi$, et dans les contours $\gamma \gg \xi$. Nous avons ainsi un critère pour déterminer si nous sommes en présence d'un contour. Partant de toutes ces considérations, nous définissons notre fonction d'arrêt comme :

$$g(\gamma_{i,j}) = \begin{cases} 0 & \text{si } \gamma_{i,j} > \gamma_s \\ \left[1 - \frac{\gamma_{i,j}^2}{\gamma_s^2}\right]^2 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.12)$$

Pour rendre opérationnelle cette fonction, il reste à estimer le seuil γ_s au dessus duquel les valeurs du coefficient de variation seront considérées aberrantes. Ce seuil correspond à

une estimation du coefficient de variation global, qui doit être faite dans une zone homogène de l'image [Yu and Acton, 2002]. Malheureusement, cette estimation est difficilement automatisable car nous ne savons pas délimiter une zone homogène.

Dans [Black et al., 1998] il est proposé un calcul automatique de ce seuil de la façon suivante :

$$\gamma_s = \sqrt{5} * \gamma_e \quad (3.13)$$

où γ_e correspond à un facteur d'échelle donné par l'expression suivante :

$$\gamma_e = 1.4826 * MAD(x) \quad (3.14)$$

MAD étant la médiane absolue de la déviation des données :

$$MAD(X) = med(X - med(X)) \quad (3.15)$$

Cette estimation introduit un biais dans le filtrage (voir [Tauber, 2005]). Dans cette thèse, nous adoptons l'approche proposée dans [Tauber et al., 2004], qui correspond à un calcul plus robuste. L'expression du facteur d'échelle est donnée ainsi par :

$$\gamma_e = 1.4826 * MAD(\gamma) + med(\gamma) \quad (3.16)$$

3.4.3 Validation théorique de la fonction d'arrêt

Il est facile de vérifier que notre fonction respecte les trois propriétés de la section 3.2.1 :

1. Notre fonction est définie positive; de plus, elle n'est définie que dans le deuxième quadrant.
2. Elle a pour valeur maximale 1, et cette valeur est atteinte quand $\gamma_{i,j} = 0$.
3. Elle est décroissante, car $g'(z) < 0$, et prend la valeur zéro à partir du seuil.

3.5 Fonction d'arrêt basée sur un Perceptron Multicouche

La fonction de poids associée à l'estimateur de Tukey, a été utilisée avec succès dans divers travaux pour arrêter le processus de lissage d'une image dans des schémas de diffusion anisotrope [Black et al., 1998; Tauber et al., 2004]. Ce processus considère un modèle d'image

constante par morceau. Les itérations successives rapprochent l'image de son modèle en lissant les zones homogènes. Ainsi, dans [Tauber *et al.*, 2004], le seuil γ_s du coefficient de variation local est réestimé à chaque itération.

Dans notre cas, il s'agit de l'évolution d'une courbe guidée par l'estimation initiale de contours. Le seuil γ_s étant calculé uniquement une fois, il est souvent trop bas pour détecter tous les pixels contours. Par conséquent, la courbe du level set traverse les contours par ces pixels non détectés. Ce phénomène se produit en présence du speckle même pour une image initialement constante par morceau (voir section 3.5.2).

De plus, les images ultrasons présentent souvent un contraste très faible causant une vraie difficulté de détection des contours.

Pour toutes ces raisons, nous avons besoin de renforcer la détection des contours afin que notre fonction d'arrêt soit efficace. A cette fin, nous avons choisi de prendre en considération la connaissance a priori sur les contours en utilisant une classification supervisée par un réseau de neurones de type MLP.

3.5.1 Classification par un Perceptron Multicouches

Les réseaux de neurones MLP, et l'algorithme d'apprentissage backpropagation [Rumelhart and McClelland, 1986] ont été utilisés avec succès dans la classification de données et dans l'approximation de fonctions. Une caractéristique intéressante du MLP est sa capacité de regrouper des données dans des classes non linéairement séparables. De plus, il a été démontré qu'un MLP d'une couche cachée permet l'approximation de n'importe quelle fonction. C'est-à-dire qu'un MLP est un estimateur universel de fonctions [Funahashi, 1989]. La théorie et les applications des réseaux de neurones ont largement été traitées dans [Haykin, 1999]. Dans cette section nous présentons brièvement le MLP avec pour but de comprendre son fonctionnement.

Dans sa version la plus simple, le MLP a trois couches, une couche d'entrée qui reçoit les données de l'extérieur sans effectuer aucun type de traitement, une couche de sortie qui livre les classe des données, et une couche cachée de neurones. Les neurones de la couche cachée et de la couche de sortie ont chacune un paramètre connu comme le poids du neurone.

Un MLP peut être considéré comme une transformation non linéaire, et l'entraînement comme un processus d'optimisation dans lequel on calcule un ensemble de paramètres qui minimisent une certaine fonction de coût. Nous renvoyons à [Luenberger, 1984] un recueil des algorithmes d'optimisation. Les applications de ces algorithmes à l'entraînement de réseaux de neurones peuvent être trouvées dans [Demuht and Beale, 2003]. Ainsi, du point de vue

de l'optimisation, l'algorithme backpropagation correspond à la minimisation de l'erreur en utilisant la descente du gradient. D'un autre point de vue, le MLP peut être vu comme une technique d'interpolation, où les fonctions de bases sont les fonctions d'activation et les poids des neurones les pondérations de ces fonctions.

L'algorithme backpropagation a deux inconvénients : sa convergence lente, et ses erreurs de généralisation. Comme pour toute interpolateur, il est possible d'appliquer des techniques de régularisation pour améliorer la généralisation. Ceci se traduit par l'ajout d'un terme à la fonction à optimiser. Le lecteur pourra trouver des schémas de régularisation pour des réseaux neuronaux dans [Hinton, 1989], [Weigend *et al.*, 1991], et [Moody and Rogntvalddson, 1997]. Une autre technique de régularisation, appelée régularisation bayésienne, reprend la fonction de coût proposée dans [Hinton, 1989], et résout le problème d'optimisation grâce à l'algorithme de Levenberg-Marquardt [Foresee and Hagan, 1997]. Une approximation bayésienne est utilisée pour le calcul des paramètres de la fonction de coût [Mackay, 1992]. Les avantages de cette approche sont les suivantes :

1. L'algorithme de Levenberg-Marquardt permette une meilleure vitesse de convergence.
2. L'algorithme fournit les paramètres effectifs du réseau de neurones. On peut ainsi estimer le nombre de neurones dans la couche cachée [Foresee and Hagan, 1997].

3.5.2 Proposition d'une fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP

L'inclusion d'un MLP dans la fonction d'arrêt du contour actif a pour objectif de mieux s'adapter aux images ayant un fort niveau de bruit. Rappelons (cf. section 3.5) que le calcul du seuil déterminant l'appartenance d'un pixel au contour n'est pas précis. Nous allons illustrer ce problème grâce aux images de la figure 3.3. La figure 3.3(a) montre une image composée de deux régions d'intensité constante et un bruit multiplicatif faible. La figure 3.3(b) montre l'image du CVL ; la figure 3.3(c) montre les zones où le CVL est plus élevé que le seuil estimé. Les figures 3.3(d), 3.3(e) et 3.3(f) montrent le même type d'images, mais pour une image touchée par un bruit multiplicatif plus intense. En observant les images 3.3(c) et 3.3(f), nous pouvons noter qu'à cause du bruit intense, dans l'image de la figure 3.3(f) l'estimation du seuil est moins précise, ce qui fait que les contours ne sont pas détectés de manière adéquate.

Pour enrichir notre fonction d'arrêt (eq. 3.12), nous mettrons en œuvre un MLP pour réaliser une classification supervisée. Nous supposons que l'image est constituée par deux sortes de zones : des zones homogènes et des contours. Le MLP sera entraîné à reconnaître l'appartenance d'un pixel à une zone en fonction de son voisinage.

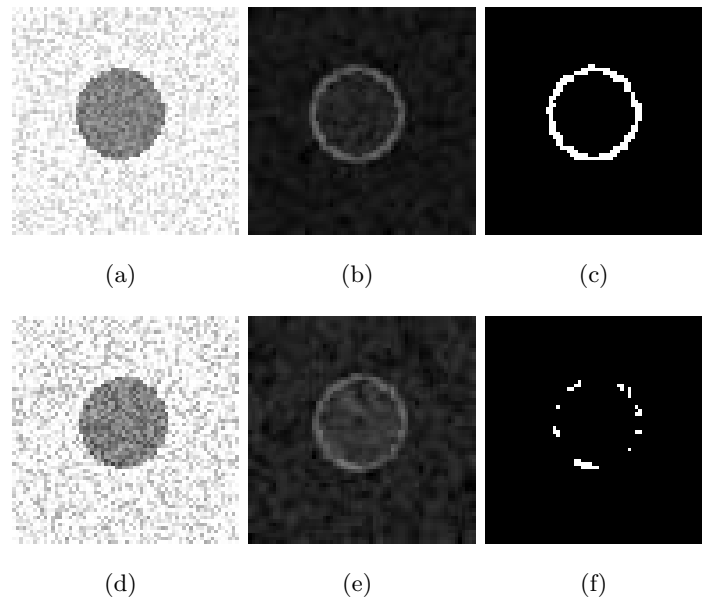


FIG. 3.3 – Détection imprécise du seuil dans des images avec un bruit fort.

3.5.2.1 Structure du réseau

La figure 3.4 montre la structure du MLP que nous avons mis en œuvre. Une entrée correspond à chaque pixel du voisinage du pixel candidat dans l'image du CVL, I_{cv} . Le réseau dispose d'une seule sortie qui indique la classe du pixel. Ainsi,

$$MLP = \begin{cases} 1 & \text{si } V\gamma_{i,j} \in \textit{Contours} \\ 0 & \text{si } V\gamma_{i,j} \in \textit{Zone homogène} \end{cases} \quad (3.17)$$

où $V\gamma_{i,j}$ correspond à un voisinage de l'image du CVL.

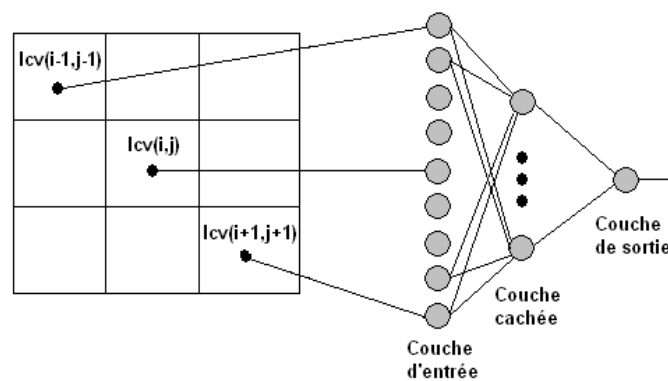


FIG. 3.4 – Perceptron Multicouche

3.5.2.2 Construction de l'ensemble d'entraînement

Pour construire l'ensemble d'entraînement nous suivons la procédure suivante :

- filtrer l'image par diffusion anisotrope [Yu and Acton, 2002],
- calculer la carte du CVL de l'image filtrée,
- calculer la fonction d'arrêt basée sur Tukey et CVL,
- détecter manuellement les zones à trous,
- dans ces zones, prendre un petit échantillon de pixels le long du contour (5%-10%)
- autour des zones, dans les régions homogènes, prendre un nombre semblable de pixels.

Nous illustrons cette procédure à l'aide de la figure 3.5. La figure 3.5(a) montre l'image originale, la figure 3.5(b) montre l'image filtrée, la figure 3.5(c) montre la carte du CVL, la figure 3.5(d) présente la fonction d'arrêt basée sur Tukey et CVL, et la figure 3.5(e) les zéros de cette fonction. Dans la figure 3.5(f), nous montrons une zone à trous encadrée par un rectangle rouge. Dans la figure 3.5(g), à l'intérieur du rectangle jaune, nous observons les points (choisis manuellement) représentant le contour manquant (en jaune), et les points de la région homogène (en vert).

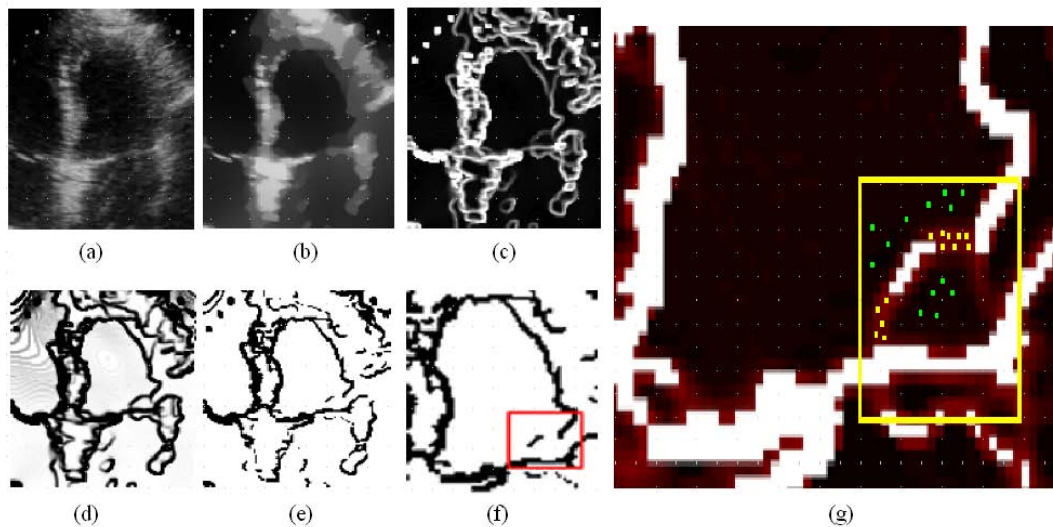


FIG. 3.5 – Construction de l'ensemble d'entraînement

3.5.2.3 Apprentissage du réseau

Pour l'apprentissage du réseau de neurones, nous avons adopté la méthode proposée dans [Foresee and Hagan, 1997]. L'ensemble d'entraînement d'un réseau de neurones d'apprentissage supervisé est composé de n paires (p_i, t_i) où p_i correspond à la donnée d'entrée i , et

t_i correspond à la classe de cette donnée. L'objectif du processus d'entraînement est la minimisation d'une fonction de coût F , laquelle correspond à la somme des carrés des erreurs d'entraînement (SSE) :

$$F = E_D = \sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2$$

où a_i correspond à la réponse du réseau associé à la donnée p_i .

La stratégie de régularisation consiste à modifier la fonction F en ajoutant un terme qui dépend des poids du réseau. La nouvelle fonction à minimiser devient :

$$F = \alpha * E_D + \beta * E_W$$

où E_W est la somme des carrés des poids du réseau (SSW) :

$$E_W = \sum_{i=1}^n w_i^2$$

et α et β sont connus comme les paramètres de régularisation.

Pour apprendre le réseau, nous utilisons 80% de l'ensemble d'entraînement. La méthode d'apprentissage consiste à faire des entraînements successifs en augmentant le nombre de neurones dans la couche cachée, jusqu'à atteindre la stabilité des paramètres effectifs du réseau. Nous choisissons alors le nombre de neurones minimum permettant d'avoir la stabilité des paramètres effectifs.

3.5.2.4 Validation du réseau

Pour valider le réseau, nous prenons les 20% des données de l'ensemble d'entraînement restants. Pour mesurer la validité nous adoptons le pourcentage de réussite, et la somme des carrés des erreurs de classification. Si le pourcentage de réussite est inférieur à un certain seuil, nous ré-entraînons le réseau.

3.5.2.5 Application du réseau

Pour appliquer le réseau dans une séquence, nous savons considéré les scénarios : (a) entraîner le réseau à chaque image de la séquence, (b) entraîner le réseau avec un petit nombre d'images (deux ou trois images), et appliquer le réseau créé au reste des images de la séquence. C'est ce dernier cas que nous avons adopté. Dans le cas où le réseau échoue à classer une nouvelle image de la séquence, nous renforçons l'apprentissage en choisissons de nouveaux points manuellement et ré-entraînons le réseau.

3.5.2.6 Fonction d'arrêt basée sur le CV et le MLP

Finalement, si on considère le CVL et le MLP, notre fonction d'arrêt devient :

$$g = \begin{cases} 0 & \text{si } \gamma_{i,j} > \gamma_s \text{ ou } MLP = 1 \\ \left[1 - \frac{\gamma_{i,j}^2}{\gamma_s^2}\right]^2 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.18)$$

Avec cette fonction, nous améliorons la détection de contours. Les points contour ayant un CVL sous le seuil calculé seront détectés par le MLP.

3.6 Expérimentations

Un fait bien connu est que l'algorithme standard des ensembles de niveaux a une haute complexité. Dans le but de réduire la complexité, quelques méthodes comme le fast marching et le narrow-band [Adalsteinsson and Sethian, 1995] ont été proposées. Nous avons adopté cette dernière méthode pour nos expérimentations. Nous avons aussi utilisé un voisinage 3x3, avec un réseau de 9 entrées et 1 sortie.

Par ailleurs, afin d'évaluer quantitativement la performance de notre méthode, nous avons adopté l'indicateur *Figure Of Merit* (FOM) proposé par Pratt [Pratt, 1991] :

$$FOM = \frac{1}{\max(I_I, I_A)} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{(1 + a * d^2(i))},$$

avec I_I et I_A représentant respectivement le nombre attendu et le nombre effectif retrouvé de pixels contours. a est un facteur d'échelle (habituellement 1/9). $d(i)$ est la distance séparant le pixel effectif i du plus proche pixel attendu. Les valeurs du FOM sont comprises entre 0 et 1 ; l'unité correspondant à une détection parfaite. Il est à noter que cet indicateur ne peut être utilisé que dans le cas où on dispose de vérité terrain. Dans notre expérimentation, nous nous en servons pour évaluer la détection dans les images de synthèse.

3.6.1 Expérimentations sur des images synthétiques

Dans cette section nous comparons la fonction d'arrêt classique basée sur l'opérateur gradient, celle basée sur le CV, et notre fonction d'arrêt basée sur le CV et le MLP sur des images de synthèse contenant un bruit multiplicatif. La séquence de figures 3.6(a-g) montre la détection des bords en utilisant une fonction d'arrêt basée sur le gradient. La séquence de figures 3.6(h-n) montre la détection en utilisant une fonction d'arrêt fondée sur le CV.

Finalement, la séquence de figures 3.6(o-u) montre la détection de contours avec notre fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP. Dans toutes les figures le nombre d'itérations du processus d'évolution de la courbe est précisé.

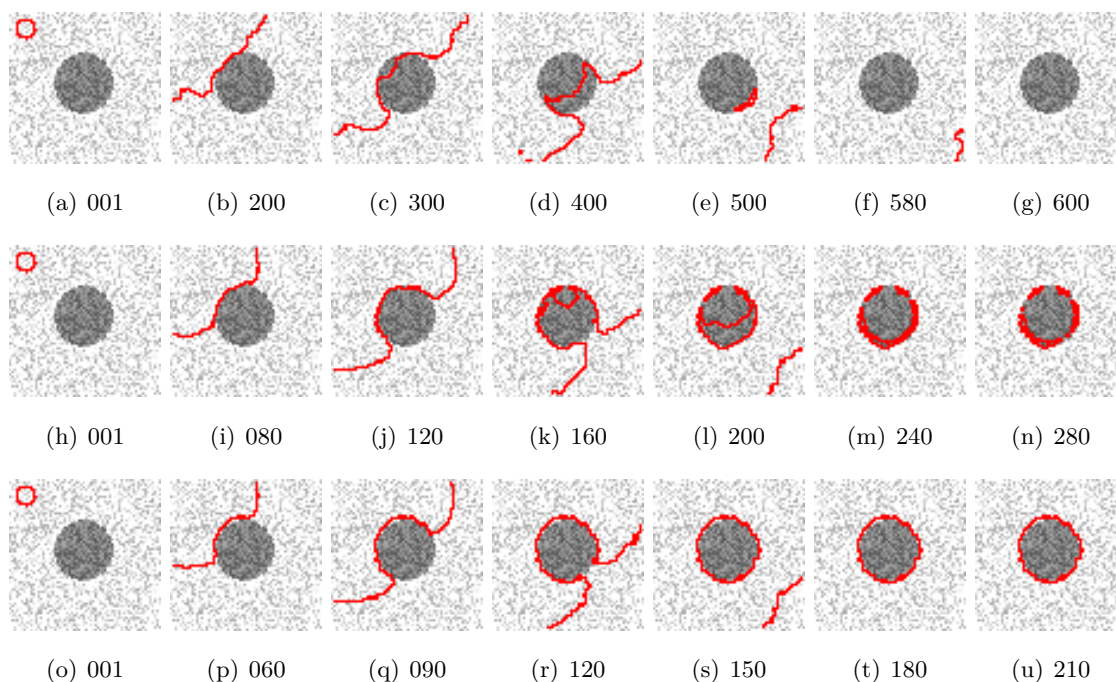


FIG. 3.6 – Résultats sur une image de synthèse avec du speckle : (a-g) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par le gradient (h-n) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par le CV (o-u) Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt paramétrée par CV et un MLP

La séquence de figures 3.6(a-g) illustre bien que la courbe mobile ne détecte pas convenablement les objets lorsque le critère d'arrêt est basé sur le gradient. Le bruit empêche d'arrêter l'évolution de la courbe sur les contours des objets. La séquence de figures 3.6(h-n) montre qu'en employant un terme d'arrêt basé sur le CV, la courbe entoure seulement une partie du contour d'objet circulaire. La séquence de figures 3.6(o-u) atteste que notre fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP est mieux adaptée pour la segmentation d'images ultrasons.

Les résultats présentés dans la figure 3.6 témoignent que la nouvelle fonction d'arrêt améliore la précision de la segmentation. En outre, nous observons que notre fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP permet de réduire le nombre d'itérations et donc le temps d'exécution. Cette expérimentation a nécessité une couche cachée de 3 neurones.

La table 3.1 montre les valeurs du FOM pour l'image finale obtenue par chacune des trois méthodes, respectivement figure 3.6(g), figure 3.6(n), et figure 3.6(u). Nous pouvons observer

que notre méthode combinant le CV et le MLP obtient le plus haut score. La méthode du gradient a un score nul ; ceci est dû au fait que la courbe a continué à évoluer en traversant l'objet rond.

TAB. 3.1 – Mesure du FOM pour les trois méthodes étudiées (gradient, CV, CV et MLP)

Method	Gradient	CV	CV-MLP
FOM	0	0.8697	0.9090

3.6.2 Expérimentations sur des images réelles

Dans cette section, nous abordons la détection de cavités du cœur en utilisant notre modèle de contour active géométrique. Dans toutes les expérimentations l'initialisation est faite manuellement.

La complexité des images ultrasons, en particulier leur haut niveau de bruit, requiert en pratique, la mise en œuvre d'une étape d'amélioration de l'image. Dans notre cas, l'amélioration est menée à bien au moyen d'un filtrage robuste au speckle (figure 3.7). La figure 3.7(a) montre une image ultrason réelle, et la figure 3.7(b) correspond à l'image du CVL. On y observe la difficulté de distinguer les vrais contours. Pour éviter cela, nous filtrons l'image par une méthode qui préserve les contours.

Des méthodes de filtrage robuste au speckle basées sur la diffusion anisotrope ont été proposées dans les travaux de Yu [Yu and Acton, 2002] et Tauber [Tauber *et al.*, 2004]. Ces deux méthodes arrêtent le processus de diffusion sur les contours en utilisant une fonction d'arrêt basée sur le CVL. Dans le cas du travail proposé dans [Yu and Acton, 2002], le seuil qui détermine si un point est aberrant, c'est-à-dire un contour, est calculé au moyen d'une estimation du CV global sur une zone homogène de l'image, choisie de manière manuelle. Au contraire, dans [Tauber *et al.*, 2004] est proposée une méthode automatique pour le calcul du seuil. Nous adoptons la méthode manuelle, avec l'objectif d'obtenir une estimation plus précise, et mieux préserver les contours. La figure 3.7(c) montre le filtrage de l'image de la figure 3.7(a). On y observe que grâce à ce filtrage la cavité a conservé de manière adéquate ses contours. La figure 3.7(d) montre l'image du CVL de l'image filtrée. Il est possible d'y noter que les contours sont bien définis.

La figure 3.8 montre l'évolution de la courbe contrôlée par la fonction d'arrêt basée sur le CVL. La figure 3.8(a) montre l'image de la fonction d'arrêt ; la figure 3.8(b) montre les points

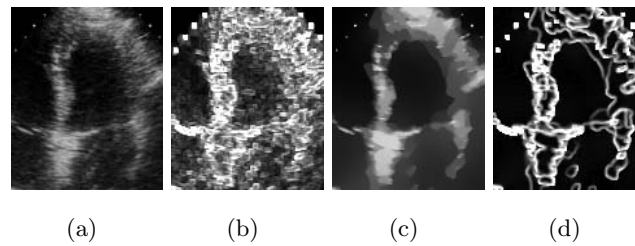


FIG. 3.7 – Nécessité du filtrage robuste au speckle dans les images réelles

où la fonction est complètement annulée. La figure 3.8(c) correspond à un agrandissement de la figure précédente. On y observe, dans le rectangle rouge, des zones où les contours de la cavité ne sont pas complètement fermés. L'existence de discontinuités sur la courbe de contours a un effet négatif sur la précision de la détection de la cavité. En effet, le front en évolution traversera le contour dans les zones avec des trous. La séquence de figures 3.8(d-h) montrent une évolution correcte de la courbe. Mais à partir de l'image 3.8(i) on observe le front traverser le contour par l'orifice, produisant une détection imprécise de la cavité.

Afin de présenter l'expérimentation avec notre fonction d'arrêt basée sur le MLP, nous commençons par donner un aperçu de l'entraînement du réseau. La figure 3.9 montre le processus de création de l'ensemble d'entraînement du MLP. Ce processus a été décrit dans la section 3.5.2. La figure 3.9(a) montre l'image du CVL. Les points où la fonction d'arrêt est nulle sont blancs. La figure 3.9(b) montre un agrandissement de la zone de la cavité. Les rectangles jaunes indiquent les zones d'où on obtient les voisinages qui correspondent à la classe contour, et le rectangle vert délimite la zone d'où on obtient les échantillons qui correspondent à des zones homogènes.

Dans ce cas particulier, l'ensemble d'entraînement est formé par 15 échantillons de contours (classe 1), et 15 échantillons de la classe non contour (classe 0). Le processus pour déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée consiste à effectuer des entraînements du réseau en augmentant le nombre de neurones de cette couche, jusqu'à obtenir la stabilité du nombre de paramètres effectifs du réseau. Les paramètres effectifs du réseau sont ceux qui sont réellement utilisés. À partir d'un certain nombre de neurones dans la couche cachée, le réseau n'a pas besoin d'autres paramètres pour classer correctement les données. Ainsi, il n'est pas nécessaire de continuer à augmenter le nombre de neurones dans la couche cachée. Le tableau 3.2 illustre ce processus. La première colonne du tableau montre le nombre de neurones (NN) de la couche cachée, la deuxième colonne montre le nombre d'époques (EP) nécessaires pour arriver à l'erreur souhaitée de classification des données ; la troisième colonne montre la somme des carrés des erreurs de classification (SSE) ; la quatrième colonne montre

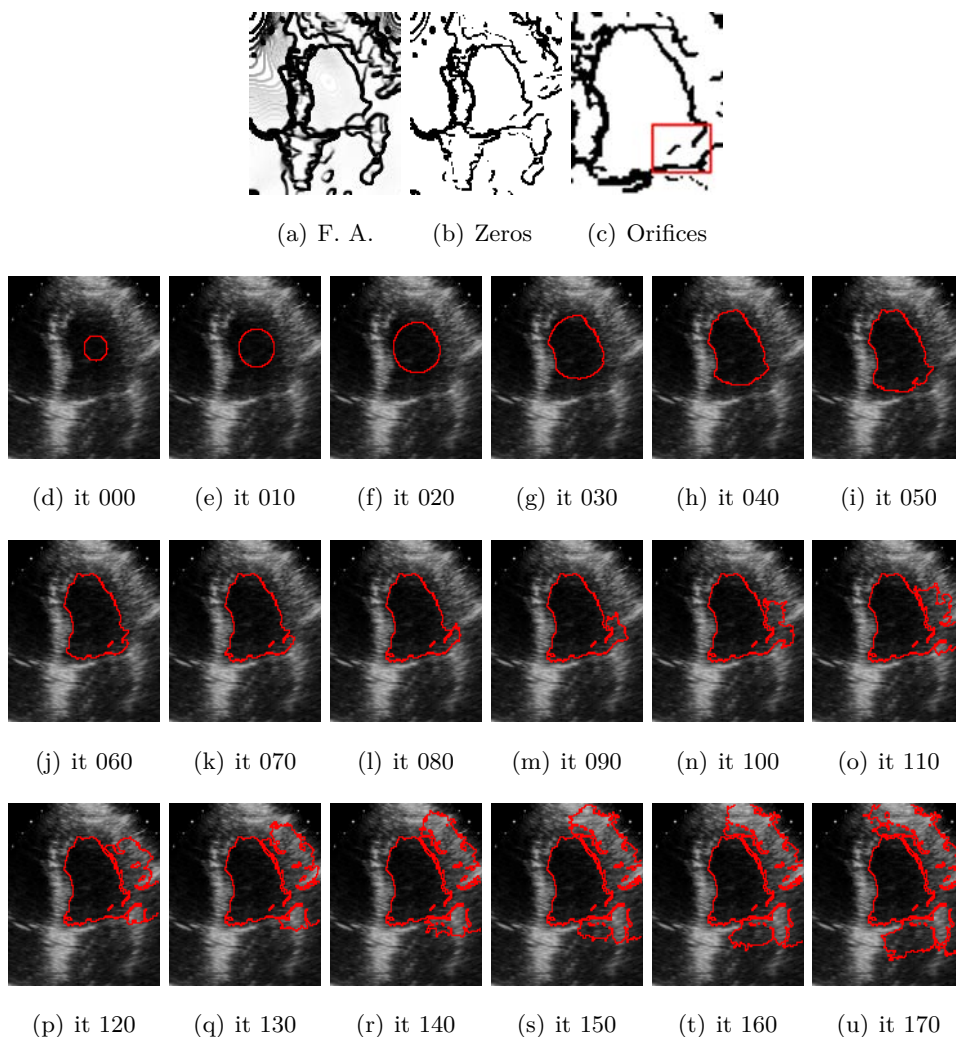


FIG. 3.8 – Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt basée sur le CV

la somme des carrés des poids des neurones (SSW) ; la cinquième colonne montre les paramètres effectifs du réseau (PE) ; la dernière colonne montre le total de paramètres du réseau. On observe qu'à partir de 2 neurones dans la couche cachée le nombre de paramètres effectifs ne croît plus, donc il suffit de 2 neurones dans la couche cachée pour classer les données.

La figure 3.10 montre l'entraînement du réseau en utilisant 2 neurones dans la couche cachée, et la classification de l'ensemble d'entraînement. Le graphique supérieur de la figure 3.10(a) montre l'évolution de l'erreur de classification (SSE). On y observe qu'au fur et à mesure des itérations, le SSE diminue progressivement, cela permettra une classification correcte de l'ensemble d'entraînement. Le graphique central de la figure 3.10(a) montre l'évolution de la somme des carrés des poids (SSW). La stabilisation de cette courbe à la fin des itérations

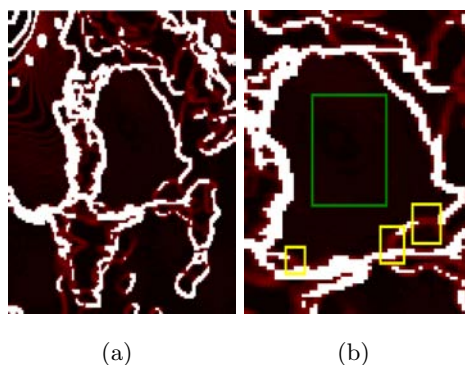


FIG. 3.9 – Sélection de l'ensemble d'entraînement : (a) Image du CVL avec zéros (b) Zones de sélection de points

TAB. 3.2 – Entraînement du MLP

NN	EP	SSE	SSW	PE	PT
1	23	0.0003	259.223	5.86	12
2	14	0.0008	88.043	13.03	23
3	19	0.0009	86.191	13.05	34
4	19	0.0009	80.791	13.13	45
5	16	0.0009	81.946	13.81	56

indique la convergence de l'algorithme, et un calcul correct des poids du réseau. Le graphique inférieur de la figure montre l'évolution du calcul des paramètres effectifs. La stabilisation de la courbe indique le calcul correct des paramètres effectifs. Les résultats positifs de l'analyse des courbes précédentes permettent de valider le processus d'entraînement du réseau. Finalement la figure 3.10(b) montre la classification du réseau de l'ensemble d'entraînement. On y observe que les 30 échantillons de l'ensemble d'entraînement ont été correctement classifiés grâce au processus d'apprentissage adéquat.

Les résultats de l'enrichissement de la fonction d'arrêt par un MLP sont illustrés par les images de la figure 3.11. La figure 3.11(a) montre l'image de la fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP, et la figure 3.11(b) montre les zéros de cette fonction. On observe dans cette dernière que les contours n'ont plus de discontinuités grâce à l'apport du MLP. Ce fait permettra une détection correcte du contour de la cavité. La séquence de figures 3.11(c-j) montre l'amélioration de la détection de la cavité. Après l'itération dans la figure 3.11(i) le front ne continue plus à évoluer.

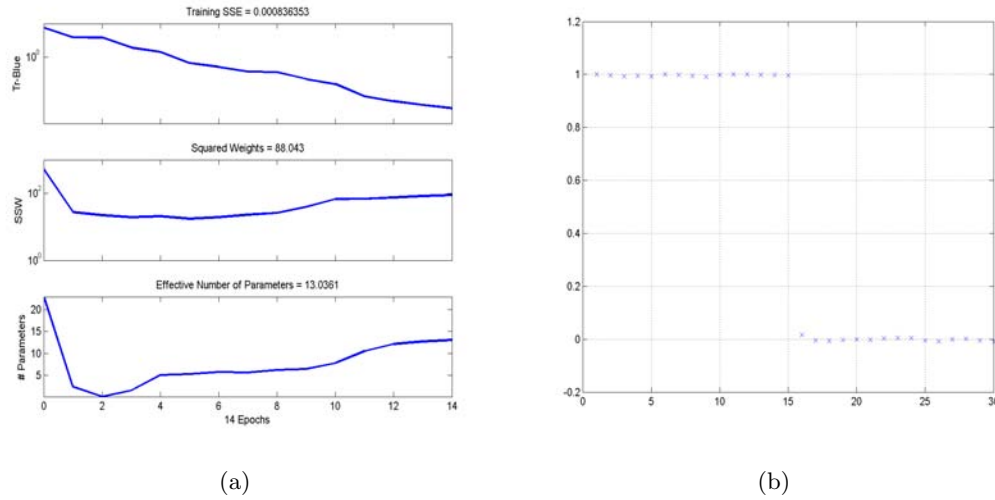


FIG. 3.10 – Entraînement du MLP et classification avec 2 neurones dans la couche cachée : (a) Courbes de l'apprentissage (b) Classification de l'ensemble d'entraînement

3.6.3 Comparaison des résultats

Pour comparer les résultats de notre méthode, nous avons choisi une méthode qui a eu une influence importante dans la segmentation d'images médicales. Il s'agit du contour actif appelé Active Contours without Edges (ACwE) proposé dans [Chan and Vese, 2001]. La caractéristique principale de ce contour actif est qu'il n'a pas de fonction d'arrêt. En partant d'une courbe initiale, ce modèle analyse l'information qui se trouve dans les régions intérieures et extérieures du front. L'évolution de la courbe correspond à la recherche de régions qui minimisent un certain fonctionnel. Ce minimum est atteint quand la courbe en évolution se trouve sur les contours des objets. Le fonctionnel proposé dans [Chan and Vese, 2001] est :

$$\begin{aligned}
 F(c_1, c_2, C) &= \mu * Length(C) + \nu * Area(inside(C)) \\
 &+ \lambda_1 \int_{inside(C)} |u_o(x, y) - c_1|^2 dx dy \\
 &+ \lambda_2 \int_{outside(C)} |u_o(x, y) - c_2|^2 dx dy
 \end{aligned} \tag{3.19}$$

où C correspond à la courbe en évolution, μ, ν, λ_1 et λ_2 sont des paramètres positifs, et c_1 et c_2 correspondent aux moyennes à l'intérieur et hors de la courbe respectivement.

Initialement nous allons effectuer une comparaison qualitative considérant les éléments globaux des deux méthodes. Ensuite, nous effectuerons une comparaison quantitative des résultats de la segmentation obtenus par les deux méthodes au moyen de l'indicateur FOM.

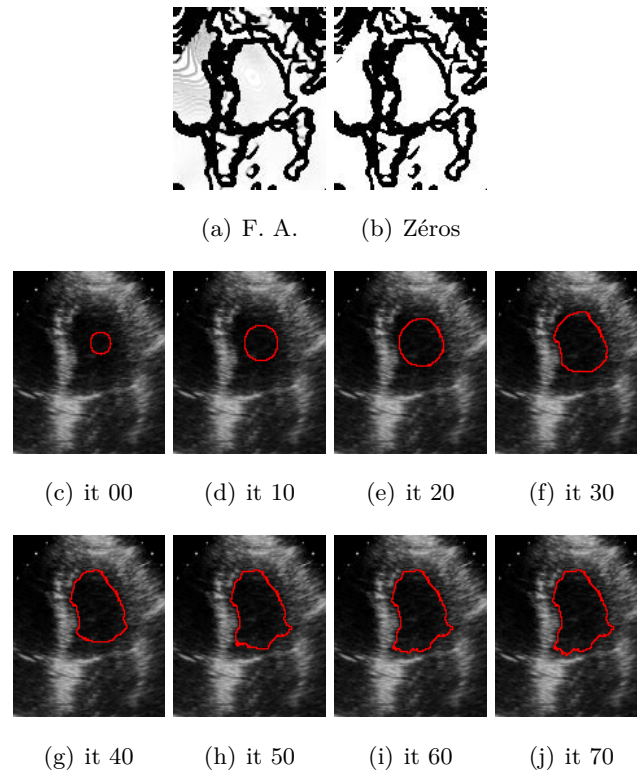


FIG. 3.11 – Évolution de la courbe avec une fonction d'arrêt basée sur le CV et un MLP

La comparaison qualitative se présente dans le tableau . La méthode 1 correspond à notre modèle, et la méthode 2 est le contour actif proposé dans [Chan and Vese, 2001]. Cette comparaison porte sur les caractéristiques générales des deux méthodes : le type de contour actif (implicite ou paramétrique), la méthode de segmentation mise en œuvre (basée contour ou basée région), l'existence d'une fonction d'arrêt, le type d'initialisation nécessaire pour détecter plusieurs cavités, et la nécessité du filtrage pour segmenter des images ultrasons.

En plus de la comparaison qualitative des méthodes de segmentation, nous effectuons une comparaison quantitative. Cette comparaison va être effectuée sur la base de 4 images qui sont montrées dans figure 3.12. La première colonne de la figure 3.12 montre les images à segmenter ; la deuxième colonne montre les images lissées en utilisant la méthode proposée dans [Yu and Acton, 2002] ; la troisième colonne montre les fonctions d'arrêt basées sur le CV ; et finalement la quatrième colonne montre les fonctions d'arrêt basées sur le CV et le MLP. On note encore une fois que les contours de la fonction d'arrêt basée sur le CV ont des discontinuités, et ceux de la fonction d'arrêt basée sur le CV et le MLP sont complètement fermés.

Les figures 3.13 et 3.14 montrent la détection de contours par notre méthode et la méthode

TAB. 3.3 – Comparaison qualitative des méthodes de segmentation

Méthode	Type de contour actif	Méthode de segmentation	Fonction d'arrêt	Initialisation pour détecter plusieurs cavités	Nécessité du filtrage images ultrasons
Méthode 1 (notre)	implicite	basée contour	oui	multiples courbes	oui
Méthode 2 (ACwE)	implicite	basée région	non	une seule courbe	oui

ACwE respectivement. Dans la figure 3.13 on peut observer que notre méthode détecte les contours de façon adéquate dans tous les cas. Au contraire, dans la figure 3.14 on peut y observer que la méthode ACwE détecte incorrectement les zones qui composent l'image de la cavité à cause du contraste faible des parois cardiaques.

Nous effectuons une évaluation numérique de la qualité des contours obtenus à l'aide de l'indicateur FOM. Le figure 3.15 montre les contours concernés pour l'évaluation. La première colonne de cette figure montre les images à segmenter ; la deuxième colonne montre les contours tracés manuellement ; la troisième colonne montre les contours obtenus par notre méthode ; et la dernière colonne montre les contours obtenus par la méthode ACwE. Le tableau 3.4 montre les valeurs du FOM pour chacune des deux méthodes. La première colonne du tableau montre les valeurs du FOM de notre méthode, et la dernière colonne les valeurs par la méthode ACwE. On y observe que les valeurs de FOM de notre méthode sont plus élevées, ce qui indique une meilleure précision.

3.7 Conclusions

La détection de contours des cavités du cœur dans des images ultrasons est une tâche complexe dû principalement à deux problèmes : le premier est que ce type d'images présente un haut niveau de bruit, appelé speckle. Le second problème est que ces images ont un contraste faible.

Dans ce chapitre, nous avons proposé un contour actif implicite pour la détection des cavités du cœur. Pour adapter le contour actif aux images ultrasons, nous avons proposé trois contributions dans le but d'améliorer la fonction d'arrêt.

TAB. 3.4 – Comparaison quantitative des méthodes de segmentation

Image	FOM Méthode 1 (notre)	FOM Méthode 2 (ACwE)
Image 1	0.5750	0.2141
Image 2	0.5295	0.1551
Image 3	0.6337	0.1695
Image 4	0.6190	0.2650

La première contribution consiste à remplacer la fonction d'arrêt classique par la fonction de poids du M-estimateur de Tukey. Nous avons montré que cette nouvelle fonction a toutes les propriétés mathématiques que doit avoir une fonction d'arrêt.

La fonction d'arrêt classique dépend de l'opérateur gradient pour détecter les contours. Notre deuxième contribution est d'utiliser le coefficient de variation comme détecteur de contours au lieu du gradient. Le coefficient de variation est une statistique plus robuste que le gradient d'intensité permettant une meilleure détection de contours dans les images ultrasons.

Dans la pratique, la fonction d'arrêt classique d'un contour actif ne permet pas d'arrêter l'évolution de la courbe du fait qu'elle ne s'annule jamais totalement sur les contours. Ces deux contributions ont permis d'adapter le contour actif aux images ultrasons, de manière à arrêter entièrement l'évolution de la courbe sur les contours. En outre, nous avons proposé une méthode automatique pour le calcul des paramètres de la fonction d'arrêt.

Finalement, pour enrichir la détection des contours de la fonction d'arrêt, nous avons proposé l'utilisation de la connaissance a priori sous la forme d'un MLP classificateur de contours.

Avec l'ensemble de ces améliorations, nous avons proposé un nouveau modèle de contour actif implicite adapté à la segmentation d'images ultrasons. Les résultats expérimentaux que nous avons présentés montrent le potentiel de cette approche.

Dans le chapitre suivant, nous montrons comment nous exploitons les contours ainsi détectés pour estimer le mouvement de parois des cavités cardiaques.

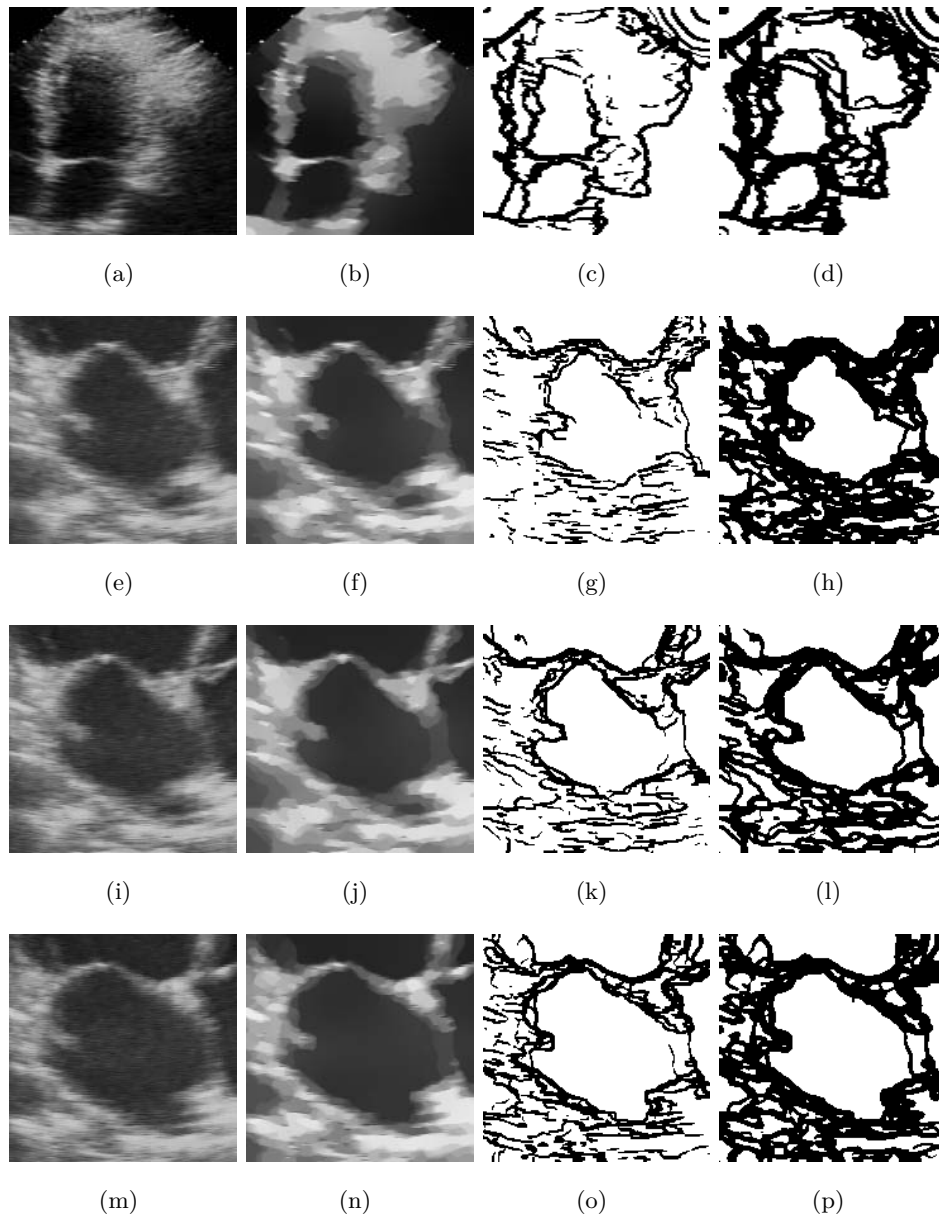


FIG. 3.12 – Images à segmenter et leurs fonctions d'arrêt

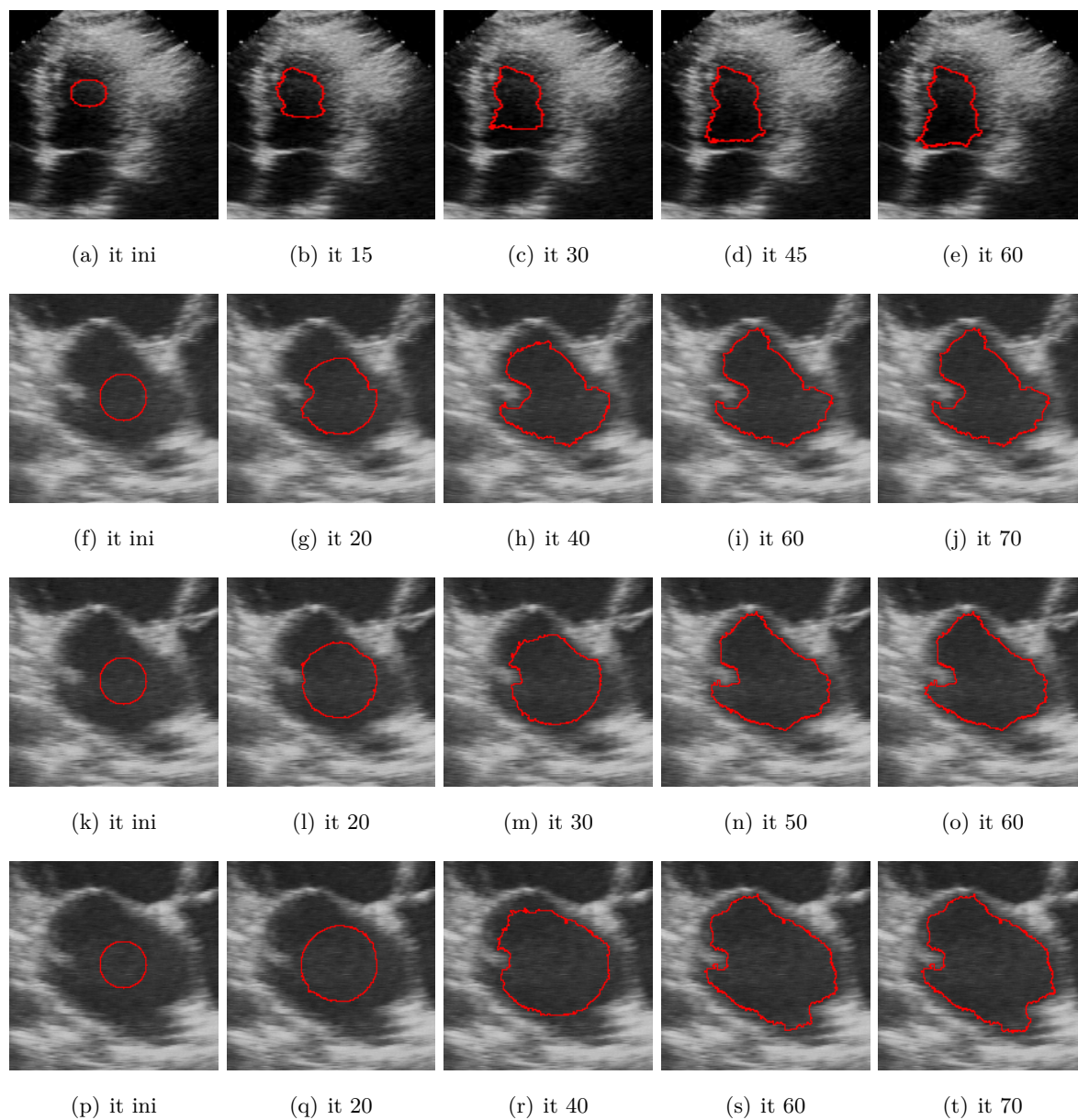


FIG. 3.13 – Segmentation basée sur notre méthode

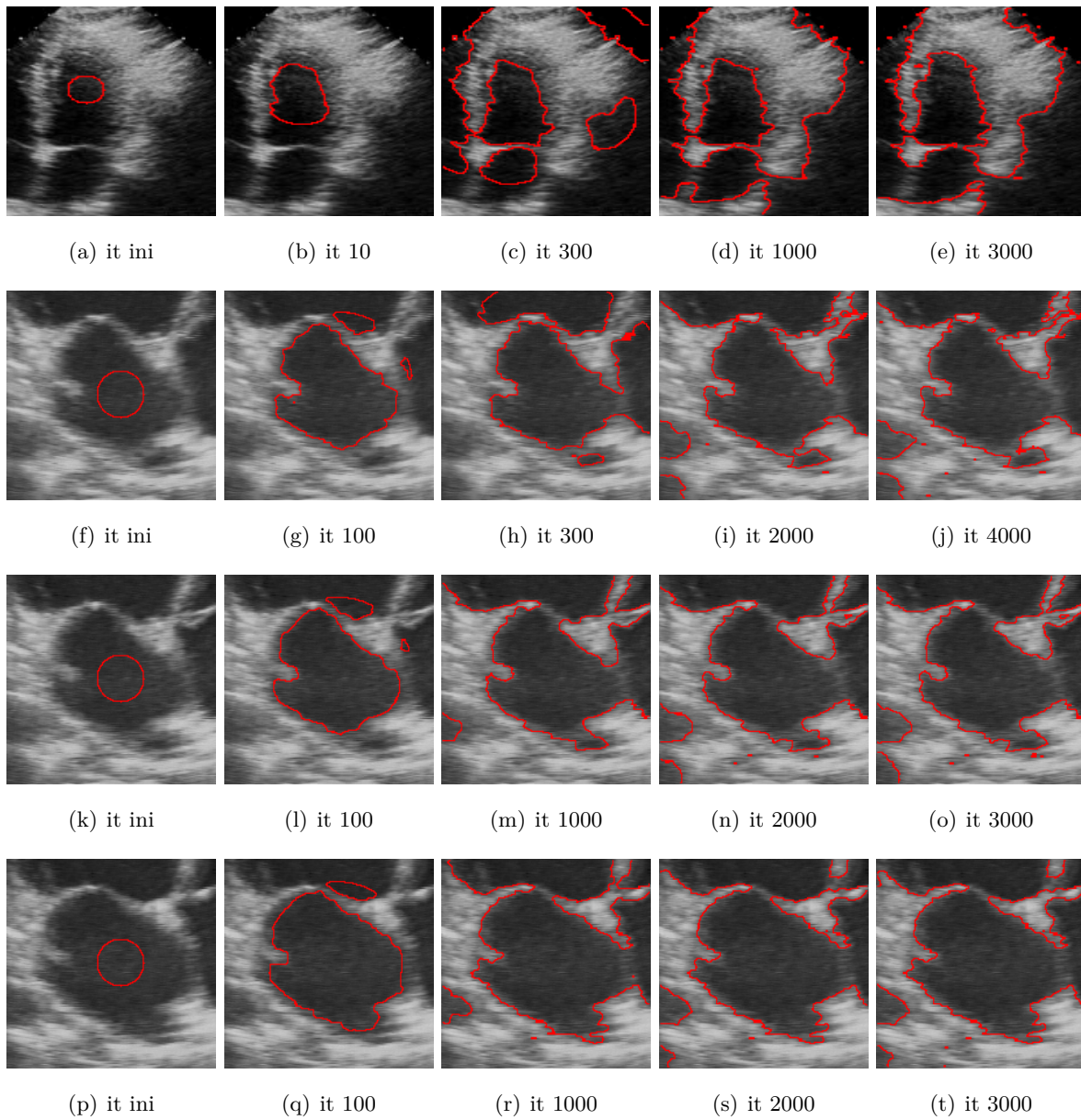


FIG. 3.14 – Segmentation basée sur la méthode ACwE

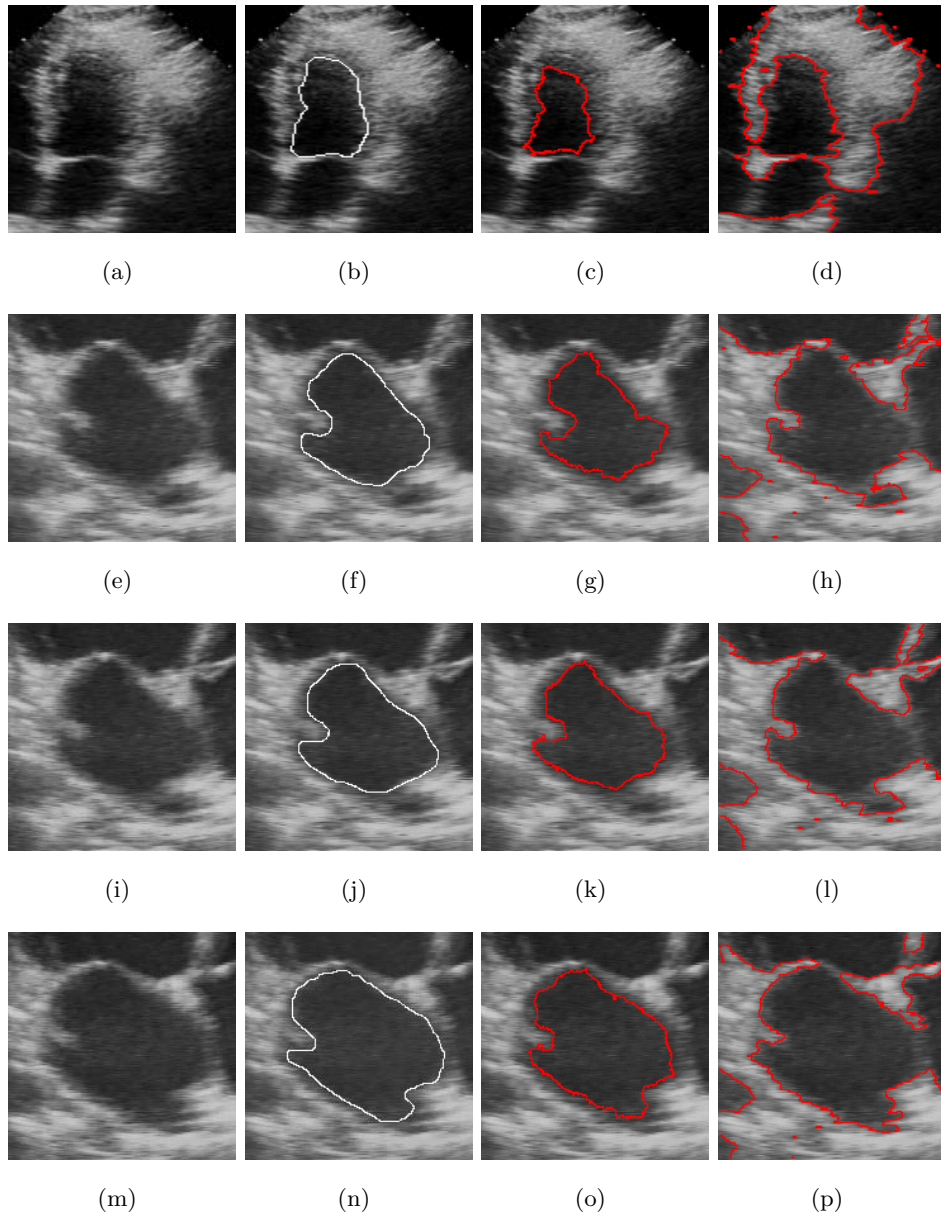


FIG. 3.15 – Contours finaux et contours tracés manuellement

Chapitre 4

Analyse du mouvement du cœur par recalage géométrique B-spline hiérarchique

4.1 Introduction du chapitre

Au chapitre précédent nous avons proposé une méthode de détection robuste des cavités du cœur à travers le contour actif implicite basé sur le coefficient de variation et un réseau de neurones d'apprentissage supervisé. Dans ce chapitre, nous développons une méthode pour l'analyse du mouvement du cœur basée sur le recalage hiérarchique B-spline des contours des cavités.

Nous supposons que la cavité correspond à une partie significative de la surface totale de l'image du cœur, donc l'image entière se déforme en suivant le mouvement des cavités. En plus, nous travaillons avec des séquences d'images, et le modèle est basé sur la supposition que deux images consécutives de la séquence ont un mouvement faible, et qu'on observe approximativement la même section du cœur dans chaque image de la séquence.

Le chapitre est organisé de la façon suivante. La section 4.2 traite du problème d'interpolation des courbes par des bases B-splines. En suivant les mêmes concepts exposés dans la section précédente, la section 4.3 explique le problème du recalage élastique B-spline des images en utilisant les courbes de contours. Cette section traite le problème du recalage des courbes comme la résolution d'un système d'équations sur-déterminé, lequel est résolu par l'approximation aux moindres carrés. En outre, il traite l'usage des contraintes de mouvement

sur le calcul des points de contrôle de la transformation B-spline, afin d'obtenir des déformations qui représentent d'une façon appropriée le mouvement des cavités. On discute aussi l'usage de l'algorithme ICP pour la mise en correspondance entre les points des courbes de test et de référence. Dans la section 4.4, nous développons notre proposition pour l'analyse du mouvement du cœur. Cette proposition considère d'une façon fondamentale deux étapes : premièrement une détection des contours des cavités ; deuxièmement, la mise en correspondance des contours trouvés. L'étape de mise en correspondance considère trois types de recalage consécutifs, tout d'abord un recalage rigide, ensuite un recalage B-spline, et pour finir un raffinement hiérarchique B-spline. En outre, ce chapitre présente en section 4.5 les résultats expérimentaux de l'application de notre méthode à une paire d'images, afin de montrer en détail tout le procédé. Ensuite, nous comparons les résultats de notre méthode avec ceux qui sont obtenus avec une méthode récente de recalage proposée dans la littérature [Arganda-Carreras *et al.*, 2006]. Après cette comparaison, nous montrons les résultats sur une séquence d'images. Pour évaluer d'une façon numérique l'erreur de recalage de chaque étape, on fait l'usage de l'indicateur figure of Merit (FOM) et le Coefficient de Corrélacion (CC), mesures qui sont largement utilisées pour évaluer les résultats du recalage. Le chapitre se termine par la section 4.6 où des conclusions sont tirées.

4.2 Interpolation par B-splines

Cette section est consacrée à la introduction des éléments généraux de l'interpolation B-splines. La théorie des splines est approfondie et exposée d'une façon détaillée dans les travaux de [Farin, 2001]. Dans les sous-sections qui suivent, on développe seulement les éléments nécessaires pour la compréhension de son usage dans cette thèse. Dans la section (4.2.1), on introduit le problème d'interpolation des courbes à une dimension. Dans la section (4.2.2), on traite le problème d'interpolation de ces courbes à travers l'utilisation des bases splines à une dimension. Finalement, dans la section (4.2.3) nous traitons l'interpolation des courbes dans deux dimensions à travers des bases B-splines. Ces éléments basiques seront le soutien de la méthode de recalage géométrique pour les courbes des contours des cavités et de l'analyse du mouvement du cœur.

4.2.1 Présentation générale du problème d'interpolation des courbes

Les polynômes peuvent être utilisés pour approcher des fonctions continues localement. La série de Taylor

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{f^{(n)}(a)}{n!} (x-a)^n$$

fournit une approximation satisfaisante de $f(x)$ si f est suffisamment lisse, et x est suffisamment près de a . Si on désire approcher une fonction dans tout un intervalle $[a, b]$, le degré n du polynôme résultant peut être très élevé.

Une alternative est de diviser l'intervalle $[a, b]$ en une quantité l suffisante de petits intervalles $[\xi_j, \xi_{j+1}]$, avec $a = \xi_0$ et $b = \xi_{l+1}$; tel que, sur chaque petit intervalle, un polynôme p_j de degré relativement faible, permet une bonne approximation de $f(x)$. Cette séquence de polynômes est appelée *spline*. On peut écrire les polynômes p_j de la manière suivante :

$$p_j(x) = \sum_{i=1}^k c_{ji} (x - \xi_j)^{k-i} \quad j=1 \dots l \quad (4.1)$$

où $[\xi_0 \dots \xi_j, \xi_{j+1} \dots \xi_{l+1}]$ correspond aux l intervalles, et c_{ji} correspond aux k coefficients de chaque polynôme p_j .

4.2.2 Interpolation des courbes par B-splines

Les courbes B-splines sont des courbes polynômiales construites de la manière suivante. Étant donné l'ensemble $\{t_j\}$ $j=0$ à m ; tel que $t_j \in [0, 1]$ et $t_j < t_{j+1} \forall j$, on définit une courbe spline de degré k

$$f(u) = \sum_{j=0}^{m-k-1} b_j N_{j,k}(u), \quad u \in [0, 1]$$

où les b_j sont appelés points de contrôle et forment le polygone de contrôle. Noter que ce polygone est formé de $m-k$ points.

Les bases B-splines $N_{j,k}$ sont définies par récurrence de la manière suivante :

$$N_{j,0}(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } t_j \leq u \leq t_{j+1} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$N_{j,k}(u) = \frac{u - t_j}{t_{j+k} - t_j} N_{j,k-1}(u) + \frac{t_{j+k+1} - u}{t_{j+k+1} - t_{j+1}} N_{j+1,k-1}(u)$$

L'ensemble $\{t_j\}$ est appelé les nœuds de la courbe.

Les bases B-splines ont les propriétés suivantes :

– Les fonctions de bases $N_{j,k}$ sont déterminées par la position des nœuds.

$$- N_{j,k}(u) = \begin{cases} > 0 & \text{si } t_j \leq u \leq t_{j+k+1} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

par conséquent le déplacement d'un point de contrôle modifie la forme de la courbe uniquement localement.

– Les fonctions de base forment une partition de l'unité :

$$\sum_{j=0}^{m-k-1} N_{j,k}(u) = 1$$

– Les fonctions sont $k - 1$ différentiables.

D'un point de vue numérique, étant donné un ensemble de n points (x_i, y_i) de la courbe, on peut exprimer le problème de l'interpolation de la courbe spline comme un système linéaire :

$$y_i = \sum_{j=0}^{n-1} b_j N_{j,k}(x_i) \quad (4.2)$$

La résolution de ce système permet de déterminer n points de contrôle parmi les $n + 2$ nécessaires. Les deux points de contrôles extrêmes seront retrouvés par une autre technique, telle que les points fantômes.

4.2.3 Interpolation de courbes en deux dimensions

La détection des cavités du cœur à travers les contours produit des courbes situées sur le plan X O Y. Ainsi, pour travailler avec des courbes dans le plan, il faut une extension du modèle proposé par l'expression (4.2), laquelle fait usage du produit tensoriel B-spline [Xie and Farin, 2004] :

$$z_l = f(x_l, y_l) = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} b_{i,j} N_{i,3}(x_l) N_{j,3}(y_l) \quad (4.3)$$

où $l = 1, \dots, L = nxm$, L étant le nombre d'échantillons disponibles de la courbe à interpoler, $b = [b_{i,j}]$ est un vecteur qui contient nxm points de contrôle, $N_{i,3}$ est la i -ème base B-spline cubique sur l'axe X, et $N_{j,3}$ est la j -ème base B-spline cubique sur l'axe Y. Le groupe de vecteurs et matrices concernées dans l'expression (4.3) est le suivant :

$$Q = [z_l = f(x_l, y_l)]^T = [z_1 \ z_2 \ z_3 \ \dots \ z_L]^T$$

$$B = [b_{i,j}]^T = [b_{11} \dots b_{1m} \ b_{21} \dots b_{2m} \dots b_{n1} \dots b_{nm}]^T$$

$$N = \begin{pmatrix} N_{1,3}(x_1)N_{1,3}(y_1) & N_{1,3}(x_1)N_{2,3}(y_1) & \dots & N_{n,3}(x_1)N_{m,3}(y_1) \\ N_{1,3}(x_2)N_{1,3}(y_2) & N_{1,3}(x_2)N_{2,3}(y_2) & \dots & N_{n,3}(x_2)N_{m,3}(y_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ N_{1,3}(x_L)N_{1,3}(y_L) & N_{1,3}(x_L)N_{2,3}(y_L) & \dots & N_{n,3}(x_L)N_{m,3}(y_L) \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

Le système d'équations à résoudre est :

$$Q = N * B \quad (4.5)$$

où le vecteur B contient les inconnues.

4.3 Recalage élastique d'images par B-splines

Si on considère les méthodes de recalage selon les caractéristiques qui guident la mise en correspondance, il en existe essentiellement trois classes [Zitova and Flusser, 2003] : des méthodes fondées sur des points, des méthodes fondées sur des courbes et surfaces, et des méthodes fondées sur l'intensité de l'image. Les références qui concernent chacune des méthodes ont été traitées dans le chapitre de l'état de l'art. Notre méthode d'analyse du mouvement du cœur est fondée sur la deuxième catégorie. Dans ce sens, nous proposons une méthode d'analyse du mouvement du cœur, en réalisant une mise en correspondance des contours des cavités de paires d'images consécutives.

Par suite, dans cette partie nous abordons les détails techniques du recalage guidé par des courbes de contours, notamment sur le recalage B-spline. Nous traitons dans cette section le calcul de la transformation, le rôle des contraintes du mouvement pour l'estimation correcte de la déformation, l'usage de l'algorithme ICP dans la recherche automatique des caractéristiques correspondantes, et une méthode adaptative de réduction de l'erreur de recalage fondée sur les B-splines Hiérarchiques.

4.3.1 Le Recalage B-spline d'images basé sur des courbes

Le problème du recalage de deux ensembles de points \mathbf{q} et \mathbf{p} sur le plan, peut être formulé comme la recherche d'une fonction telle que :

$$\begin{aligned} \mathbf{f} : R^2 &\rightarrow R^2 \\ \mathbf{q}_i &= \mathbf{f}(\mathbf{p}_i) \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.6)$$

où n est le nombre d'éléments de chaque ensemble de points. Autrement dit, on désire trouver la transformation qui met en relation les points de \mathbf{p} sur les points de \mathbf{q} .

Si un point p_i de p est composé par la paire (p_i^x, p_i^y) , et en même temps, un point q_i de q est composé par la paire (q_i^x, q_i^y) , le problème proposé dans l'expression (4.6) est transformé en deux problèmes d'interpolation. Le premier d'entre eux rattache (p_i^x, p_i^y) avec q_i^x , et le deuxième (p_i^x, p_i^y) avec q_i^y . Plus précisément, les problèmes d'interpolation sont analogues à celui de l'expression (4.3), et sont décrits par :

$$q_i^x = f_1(p_i^x, p_i^y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{i,j} N_{i,3}(p_i^x) N_{j,3}(p_i^y) \quad (4.7)$$

$$q_i^y = f_2(p_i^x, p_i^y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{i,j} N_{i,3}(p_i^x) N_{j,3}(p_i^y) \quad (4.8)$$

Les deux systèmes d'équations (4.7) et (4.8) sont résolus d'une façon indépendante, avec un vecteur de nœuds equi-distants.

Un problème important qui se pose au moment d'appliquer directement les transformations trouvées à l'image complète, est l'obtention de déformations brusques. La raison de ce comportement est que la transformée, plus précisément, les points de contrôle calculés ne se disposent pas d'une façon régulière sur le plan. Pour obtenir une déformation lisse de l'image, il est nécessaire d'appliquer des contraintes au mouvement des points de contrôle. Ces contraintes s'expriment sous forme d'équations qui sont ajoutées aux systèmes (4.7) et (4.8).

Le premier type de contraintes est celui minimisant $\partial^2 b / \partial x \partial y$. La forme discrète de ces contraintes est [Farin, 2001] :

$$(b_{i+1,j+1} - b_{i+1,j}) - (b_{i,j+1} - b_{i,j}) = 0, \forall i,j \quad (4.9)$$

lesquelles obligent que les points de contrôle $\{b_{i,j}, b_{i,j+1}, b_{i+1,j}, b_{i+1,j+1}\}$ forment un parallélogramme (figure 4.1). On nomme grille de la B-spline l'ensemble de ces parallélogrammes ; et chaque parallélogramme sera nommé cellule de la grille dans la suite.

Le nombre d'équations qui proviennent de ce type de contraintes, correspond au nombre de cellules de la grille. Afin de mettre en pratique ces contraintes, définissons les éléments suivants :

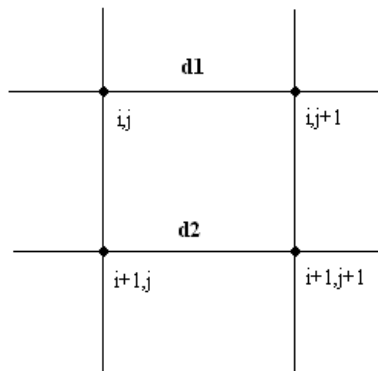


FIG. 4.1 – Représentation géométrique de contraintes de premier type

$$Q_{r1} = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0]^T$$

où Q_{r1} est un vecteur de $(n-1) \times (m-1)$ éléments nuls.

$$B = [b_{i,j}]^T = [b_{11} \ \dots \ b_{1m} \ b_{21} \ \dots \ b_{2m} \ \dots \ b_{n1} \ \dots \ b_{nm}]^T$$

où B est le vecteur de points de contrôle.

$$N_{r1} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & \dots & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & & & & & \dots & & & & & & & & \dots \end{pmatrix}$$

où N_{r1} est une matrice de $(n-1) \times (m-1)$ lignes et $n \times m$ colonnes. Chaque ligne est constituée par m groupes de n éléments chacun. Dans la première ligne de la matrice, le premier et le second élément du premier et second groupe sont respectivement 1 et -1 . Les autres éléments de la ligne sont nuls. Les autres lignes se construisent en décalant la ligne précédente d'un élément vers la droite.

Le nouveau système d'équations à résoudre, devient :

$$\begin{bmatrix} Q \\ Q_{r1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N \\ N_{r1} \end{bmatrix} * B \quad (4.10)$$

Les contraintes précédentes assurent que chaque cellule de la grille a la forme d'un parallélogramme, mais elles n'empêchent pas qu'un point de contrôle se trouve à l'intérieur de la cellule formée par d'autres points de contrôle, et en plus, que les arêtes opposées du parallélogramme soient éloignées. Pour résoudre ce problème, on fait l'usage d'un autre type de contraintes en minimisant le fonctionnel d'énergie dénommé *Thin Plate Spline* [Bookstein, 1989], dont l'expression est la suivante :

$$\iint \alpha \left[\left(\frac{\partial^2 b}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 b}{\partial xy} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 b}{\partial y^2} \right)^2 \right] dx dy = 0$$

La forme discrète pour la fonctionnelle d'énergie précédente correspond à [Forsey and Wong, 1998] :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \alpha \left[(b_{i,j})_{xx}^2 + 2(b_{i,j})_{xy}^2 + (b_{i,j})_{yy}^2 \right] = 0 \quad (4.11)$$

où :

- α est un paramètre de régularisation de l'approximation.
- Le terme $(b_{i,j})_{xx}^2$ est calculé à travers l'opérateur $[1 \ -2 \ 1]$.
- Le terme $(b_{i,j})_{yy}^2$ est calculé à travers l'opérateur $[1 \ -2 \ 1]^T$.
- Le terme $(b_{i,j})_{xy}^2$ est calculé à travers l'opérateur $\begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$.

Tenant compte du calcul de tous les termes de l'expression (4.11) dans une seule équation, la forme discrète est exprimée ainsi :

$$b_{i-1,j} + b_{i,j-1} - 6b_{i,j} + 3b_{i,j+1} + 3b_{i+1,j} - 2b_{i+1,j+1} = 0 \quad (4.12)$$

L'expression (4.12) donne lieu à une contrainte pour chacune des 4 cellules voisines. Pour implémenter cette contrainte, nous définissons :

$$Q_{r2} = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0]^T$$

où Q_{r2} est un vecteur de $(n-2) \times (m-2)$ éléments nuls.

$$B = [b_{i,j}]^T = [b_{11} \ \dots \ b_{1m} \ b_{21} \ \dots \ b_{2m} \ \dots \ b_{n1} \ \dots \ b_{nm}]^T$$

où B est le vecteurs de points de contrôle.

$$N_{r2} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -6 & 3 & 3 & -2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 1 & -6 & 3 & 3 & -2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & -6 & 3 & 3 & -2 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

où N_{r2} est une matrice de $(n-2) \times (m-2)$ lignes et $n \times m$ colonnes. Les six premiers éléments de la première ligne correspondent aux valeurs 1, 1, -6, 3, 3, -2. Le reste des éléments de la ligne sont nuls. Les autres lignes de la matrice sont obtenues en décalant la ligne précédente d'un élément vers la droite.

Le nouveau système d'équations à résoudre, devient :

$$\begin{bmatrix} Q \\ Q_{r1} \\ Q_{r2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N \\ N_{r1} \\ N_{r2} \end{bmatrix} * B \quad (4.13)$$

Le système d'équations linéaires de l'expression (4.10) et celui de l'équation (4.13) correspondent à des systèmes sur-déterminés, c'est à dire, avec plus d'équations que d'inconnues, et se résolvent par la méthode des moindres carrés.

4.3.2 L' algorithme ICP

L'algorithme ICP (Iterative Closet Points) proposé en [Borgefors, 1986] fournit une méthode efficace pour aligner un ensemble de points source sur un ensemble de points objectif. L'idée centrale de cet algorithme est de réaliser un rapprochement itératif entre deux courbes, en calculant les paramètres d'une transformation qui minimise la distance entre les courbes.

L'algorithme ICP a été appliqué avec succès dans la mise en rapport des diverses représentations géométriques d'objets. Dans [Borgefors, 1988], on trouve la mise en correspondance des ensembles de points qui représentent les contours d'objets. Dans [Besl and Mckay, 1992], on trouve la généralisation de la mise en correspondance à des ensembles de points, ensembles de lignes, des courbes implicites, des courbes paramétriques, ensembles de triangles, surfaces implicites et surfaces paramétriques. Les recherches mentionnées précédemment estiment des transformations de type rigides. L'usage de transformations non linéaires produit deux problèmes décrits dans [Xie and Farin, 2004] qui ne sont pas désirables en recalage d'images. Le premier est dû à ce qu'une transformation non linéaire puisse mettre en correspondance dans une seule itération deux ensembles de points, et le recalage de l'image va dépendre de la position initiale des objets. Le second problème est que des

transformations locales peuvent se produire sur les zones proches des objets mis en correspondance, non dans le reste de l'image. D'autres références par rapport à l'usage de l'algorithme ICP dans le recalage d'images peuvent être trouvées dans [Feldmar and Ayache, 1994; Malandain *et al.*, 1994].

Considérant deux ensembles de points : un ensemble de points p de n éléments dénommé de test, et un ensemble de points q de m éléments dénommés de référence, l'algorithme ICP peut être résumé ainsi [Xie and Farin, 2004] :

1. Pour une itération k , pour chaque p_i^k , calculer les points q_i^k correspondants, plus proches selon la distance euclidienne.
2. Une fois calculés les correspondants, estimer les paramètres d'une transformation T^k qui minimise $\sum_{i=1}^n (T^k(p_i^k) - q_i^k)$.
3. Calculer un nouvel ensemble de points de test $p_i^{k+1} = T^k(p_i^k)$.
4. Vérifier le critère d'arrêt indiquant la proximité entre les points p_i^{k+1} et q_i^k . Si le critère de proximité n'est pas atteint, $k = k + 1$, refaire le processus depuis le point 1.

4.3.3 Raffinement du Recalage avec des B-splines Hiérarchiques

Les méthodes de raffinement hiérarchique de B-splines, aussi connues comme B-splines à plusieurs niveaux, ont été proposées pour diminuer l'erreur de recalage dans des zones localisées de l'image. Ce processus est réalisé en général en augmentant le nombre de bases B-spline dans des zones où l'erreur de mise en correspondance est plus grande qu'un seuil déterminé .

Un schéma de raffinement B-spline a été proposé dans [Lee *et al.*, 1997], où on commence avec une grille B-spline comportant peu de fonctions de bases par axe ; classiquement on choisit 4x4, et on augmente d'une façon progressive le nombre de fonctions de bases jusqu'à l'obtention d'une erreur de recalage acceptable. Cette méthode nécessite un changement de coordonnées des points de l'ensemble source ; par conséquent la déformation est influencée par la position relative entre les points et les cellules. Dans [Forsey and Bartels, 1988; Forsey and Bartels, 1995] est développé une méthode pour ajuster des surfaces en utilisant des splines hiérarchiques adaptatives avec des grilles rectangulaires. Une méthode de déformation d'images basée sur des ensembles de points et B-splines hiérarchiques a été proposée dans [Xie and Farin, 2001]. Dans [Xie and Farin, 2004] la méthode précédente a été généralisée pour déformer des images en se basant sur des ensembles de points, courbes, surfaces, et en utilisant l'information de l'intensité de l'image.

Dans cette thèse, nous avons mis en œuvre une méthode de raffinement hiérarchique à deux dimensions [Xie and Farin, 2004]. Après avoir trouvé une déformation initiale, on vérifie la proximité de chaque point p_i de l'ensemble de test par rapport à ses correspondants q_i dans l'ensemble de référence. Pour les points qui ont une déviation plus grande qu'un seuil fixé, la déformation est modifiée selon la procédure suivante :

1. La grille B-spline est localement raffinée en insérant des nœuds.
2. Les quatre points de contrôle dans la grille raffinée qui sont les plus proches du point p_i en question sont recalculés. On calcule d'abord les déplacements des points de contrôle, puis, on ajoute ces déplacements à la position actuelle.

La figure 4.2 montre graphiquement le raffinement. La figure 4.2(a) montre un point p avec déviation non désirable et la grille B-spline de nœuds avant le raffinement. La zone en gris correspond au voisinage à raffiner. La figure 4.2(b) montre l'insertion de nœuds au voisinage. Finalement, la figure 4.2(c) montre les 4 points de contrôle qui seront recalculés.

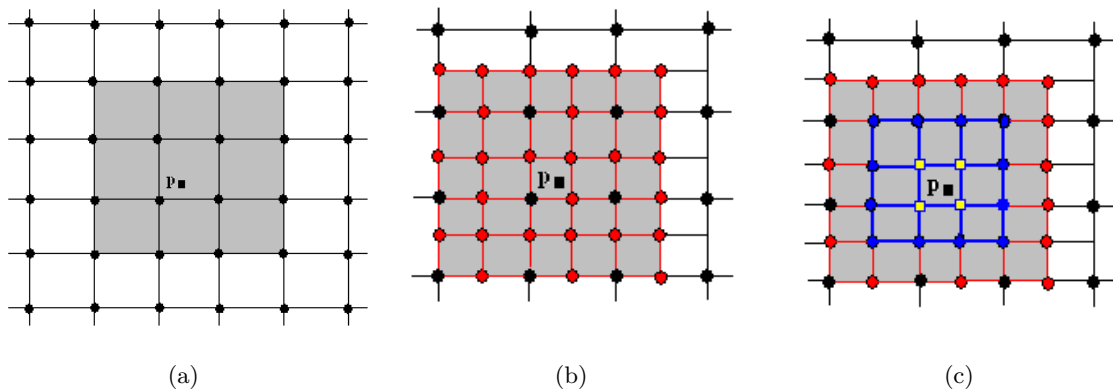


FIG. 4.2 – (a) Grille avant raffinage (b) Insertion de nœuds (c) Nouveau voisinage et 4 points de contrôle à recalculer

Il est important de remarquer que, les points de contrôle recalculés produisent des changements dans l'image seulement à l'intérieur de la zone en gris de la figure 4.2(c), ceci est dû au fait que le raffinement du recalage est effectué de façon localisée.

4.4 Analyse du mouvement du cœur basée sur le recalage élastique

Cette section est consacrée à décrire notre méthode pour l'analyse du mouvement du cœur basée sur le recalage hiérarchique B-spline. Des études récentes considèrent des modèles de

déformation libre basés sur des B-splines pour analyser le mouvement du cœur en imagerie ultrason [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2001; Ledesma-Carbayo *et al.*, 2002; Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005; Suhling *et al.*, 2005]. De manière analogue à ces études, nous adoptons un modèle de déformation libre pour représenter le mouvement des cavités du cœur, mais basé sur des B-splines hiérarchiques.

Notre approche comporte fondamentalement deux étapes :

1. Détection robuste des contours des cavités du cœur de notre contour actif adapté au speckle. Ce contour actif est décrit dans le chapitre 3 ; il est basé sur l'usage du coefficient de variation et d'un réseau de neurones.
2. Recalage hiérarchique B-spline des contours des cavités du cœur.

4.4.1 Méthode de recalage élastique pour les contours des cavités du cœur

En considérant les problèmes de recalage utilisant une transformation non linéaire exposés dans la section 4.3, notre méthode de recalage est composée de trois étapes principales :

- La première étape met en œuvre un recalage rigide. L'objectif est d'éliminer les différences linéaires entre une paire de courbes de contours.
- La deuxième étape recherche une transformation non linéaire de type B-spline.
- La troisième étape consiste à raffiner hiérarchiquement la transformation B-spline trouvée dans l'étape précédente.

La première étape de recalage rigide correspond à l'élimination des différences linéaires entre deux courbes de contours. Dans cette étape, on recherche une transformation rigide de translation (T) et de rotation (R) telle que :

$$q = T + R * p$$

qui s'écrit plus précisément :

$$\begin{bmatrix} q^x \\ q^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t^x \\ t^y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p^x \\ p^y \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

où p est le point à transformer, q est le point transformé, T le vecteur de déplacements, et R la matrice de rotation d'angle θ . L'étape de recalage rigide réalise un rapprochement itératif de deux courbes de cavités en insérant la transformation rigide dans l'algorithme ICP. Chaque itération correspond à un processus, où on calcule les valeurs de t^x, t^y et θ qui minimisent la distance euclidienne entre la courbe de test et la courbe de référence.

Dans l'étape de recalage non linéaire B-spline, on calcule les coefficients de la transformation en résolvant le système (4.13). A cette fin, nous adoptons des bases B-splines cubiques, et des vecteurs de nœuds uniformes pour les deux axes du plan X O Y, ainsi que les contraintes de régularisation pour le calcul des points de contrôle de la transformation B-spline.

Dans l'étape finale, on met en œuvre un raffinement hiérarchique B-spline, dans le but d'éliminer les erreurs encore existantes dans le recalage des courbes. Ce raffinement est réalisé selon la procédure détaillée dans la section (4.3.3).

4.4.2 Algorithme général de mesure de mouvement

Nous présentons ci-dessous, l'algorithme d'estimation de mouvement. Étant données deux images successives I_r et I_t , l'algorithme général de mesure de mouvement est le suivant :

1. *Détecter les contours C_r et C_t , respectivement des images I_r et I_t*
2. *Recalage rigide*
 - *Estimer la transformation linéaire T_0 par l'algorithme ICP pour ramener C_t sur C_r*
 - *Calculer la courbe transformée $C_t^0 = T_0(C_t)$.*
 - *Appliquer T_0^{-1} pour ré-échantillonner l'image : $I_t^0 = T_0^{-1}(I_t)$*
3. *Recalage initial*
 - *Estimer une déformation initiale B-spline T_1 pour ramener C_t^0 sur C_r*
 - *Calculer $C_t^1 = T_1(C_t^0)$*
 - *Calculer les erreurs $\delta_i \forall i \in [1, \text{card}(C_t^1)]$*
 - *Appliquer T_1^{-1} à I_t^0 : $I_t^1 = T_1^{-1}(I_t^0)$*
4. *Raffinage*
 - *Lors de l'itération k , soit S une cellule B-spline telle qu' $\exists j, \delta_j > \epsilon$*
 - *Subdiviser le voisinage S en une nouvelle grille 7×7*
 - *Estimer la B-spline locale L_k*
 - *Calculer $T_k = L_k \circ T_{k-1}$*
 - *Calculer le contour déformé $C_t^k = T_k(C_t^{k-1})$*
 - *Appliquer T_k à l'image transformée de l'itération précédente $I_t^k = T_k^{-1}(I_t^{k-1})$*
 - *Répéter jusqu'à $\delta_i < \epsilon, \forall i \in [1, \text{card}(C_t^k)]$*

Cependant, la transformation B-spline n'est pas inversible. Nous effectuons le rééchantillonnage de l'image par application de la transformation directe et en interpolant l'image résultante.

4.4.3 Méthode d'analyse du mouvement des cavités du cœur

Notre modèle d'analyse du mouvement considère une séquence d'images des cavités du cœur. Le modèle est basé sur la supposition que deux images consécutives de la séquence ont un mouvement faible, et qu'on observe approximativement la même section du cœur dans chaque image de la séquence.

Dans les images que nous avons utilisées dans ce travail, la cavité correspond à une partie significative de la surface totale de l'image du cœur. Nous pouvons supposer donc, que l'image entière se déforme en suivant le mouvement des cavités.

Dans nos expérimentations nous prenons deux images consécutives de la séquence, nous détectons les courbes des contours des cavités, et nous calculons la déformation que subissent les contours. Après l'estimation de la déformation des contours, nous appliquons cette déformation au reste de l'image. Ainsi, à partir du mouvement des contours des cavités, nous pouvons estimer le champs de mouvement qui concerne toute l'image.

Pour déterminer les zones rigides des cavités, notre méthode d'analyse se décompose en deux étapes : le calcul de la distance parcourue par les points du contour de la première cavité, et la détermination des points ayant un mouvement faible. Pour effectuer cette analyse, nous procédons de la manière suivante :

Soit I_{t_0}, \dots, I_{t_k} la séquence d'images.

On considère la courbe de la cavité à l'instant t_0 comme étant la référence. Soit $C_0 = \{p_1^0, \dots, p_n^0\}$ l'ensemble des pixels de cette courbe.

Nous appliquons la transformation T obtenue par le recalage de l'image I_t avec l'image I_{t+1} à C_{t-1} . Nous obtenons l'ensemble :

$$C_t = \{p_1^t, \dots, p_n^t\}$$

où

$$p_i^t = T(p_i^{t-1}).$$

Nous calculons pour chaque pixel de l'ensemble C_t son déplacement par rapport à C_{t-1} . Nous obtenons ainsi l'ensemble des quantités de mouvement

$$D_t = \{d_1^t, \dots, d_n^t\}$$

où

$$d_i^t = d(p_i^{t-1}, p_i^t)$$

d étant la distance euclidienne.

Ces quantités de mouvement sont alors cumulées pour maintenir le mouvement global de chaque pixel. Nous avons ainsi l'ensemble de mouvement cumulés à l'instante t :

$$M_t = \{m_1^t, \dots, m_n^t\}$$

où

$$m_i^t = \sum_{j=0}^t d(p_i^{j-1}, p_i^j)$$

Ainsi, M_{tk} représentera le mouvement cumulé total. La représentation de ces quantités sur une image permet de visualiser la mobilité des parois, par exemple à l'aide de couleurs. La binarisation de cette image montrerait les zones rigides.

4.5 Résultats

Dans cette section, on présente les résultats de notre algorithme d'analyse de mouvement basé sur la détection robuste des contours des cavités du cœur et le recalage B-spline hiérarchique. En premier lieu, on présente le détail du recalage d'une paire d'images ultrasons ; puis, on présente les résultats obtenus dans une séquence d'images représentant le mouvement d'une cavité du cœur. Finalement, on présente une stratégie pour analyser le mouvement du cœur, où on segmente les points des cavités avec mobilité réduite.

Pour évaluer quantitativement l'erreur de recalage, nous avons adopté l'indicateur Figure of Merit (FOM) proposé par Pratt [Pratt, 1991]. De plus, nous utilisons l'opérateur Coefficient de Corrélacion (CC), pour évaluer la similitude entre l'image déformée et l'image de référence [Xie and Farin, 2004].

4.5.1 Résultats sur une paire d'images ultrasons

On a validé notre méthode initialement sur une paire d'images échographiques cardiaques fournies par le Service de Cardiologie de l'Hôpital de Talca, Chili. Les images et leurs contours obtenus sont présentés dans la figure 4.3. Les figures 4.3(a) et 4.3(b) correspondent aux images de test et référence respectivement, les figures 4.3(c) et 4.3(d) montrent les contours des cavités des images précédentes.

La figure 4.4 montre l'étape du recalage rigide. Pour observer clairement l'effet de la transformation rigide sur une image, nous avons choisi d'illustrer le processus de recalage à l'aide d'une grille couvrant l'image. La figure 4.4(a) montre la grille initiale, et la figure 4.4(b)

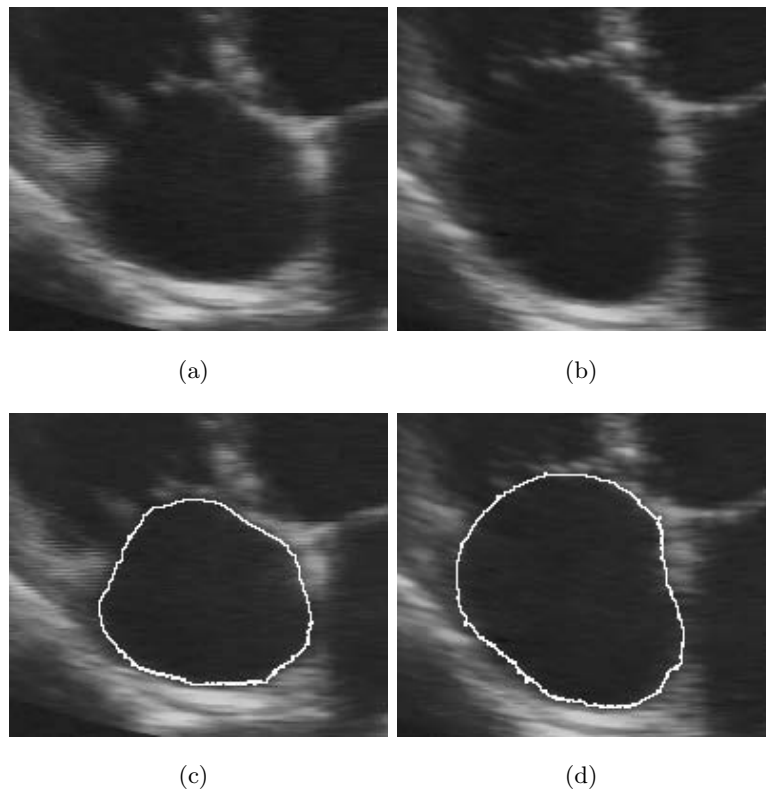


FIG. 4.3 – (a) Image de Test (b) Image de Référence (c) Contour de l'image de Test (d) Contour de l'image de Référence

montre la déformation rigide appliquée à la grille de synthèse, où le carré en bleu correspond aux bords de l'image originale. On observe que la grille a subi une translation et une rotation. Dans la figure 4.4(c), la courbe bleue correspond au contour de l'image de test ; la courbe en couleur verte correspond au contour de référence ; et la courbe rouge au recalage rigide obtenu de la courbe de test. La figure précédente montre l'effet de la transformation rigide, qui peut être appréciée en observant les courbes de couleurs bleue et rouge. La figure 4.4(d) montre l'application de la transformation obtenue à l'image de test. Dans cette étape, il existe une erreur de recalage importante, qui est nettement perceptible en observant la séparation entre les courbes rouge et verte. Cette erreur sera corrigée dans les étapes suivantes.

La figure 4.5 montre le recalage obtenu par la transformation B-spline. Dans ce cas on montre un recalage en utilisant 11 nœuds (knots) par axe (7 bases ou 7 points de contrôle). Les figures 4.5(a) et 4.5(b) montrent respectivement l'image de test et l'image de référence avec la grille de nœuds utilisée pour effectuer le recalage. On choisit une grille plus large afin de effectuer l'interpolation dans les zones proches du bord de l'image. La figure 4.5(c) montre les contours, en bleu le contour obtenu dans l'étape de recalage rigide, en rouge le contour

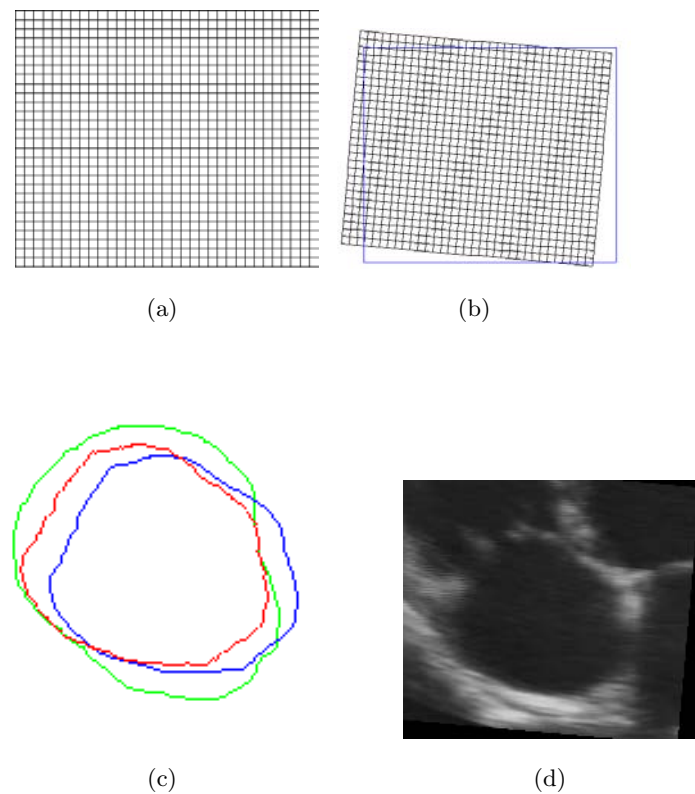


FIG. 4.4 – Recalage rigide : (a) Image de synthèse (b) Image de synthèse transformée (c) Contours (d) Image réelle transformée

obtenu avec la transformation B-spline, et en vert le contour de référence. On observe que le contour rouge est en grande partie superposé sur les points de contour en vert, ce qui indique une amélioration dans la correspondance, par rapport à l'étape de recalage rigide. La figure 4.5(d) montre la grille de points de contrôle obtenus pour réaliser le recalage. On y observe l'effet des contraintes de régularisation imposées aux points de contrôle, qui permettent de maintenir une grille formée par des parallélogrammes. La figure 4.5(e) montre la grille de points de contrôle et les contours, où on constate que le mouvement des points du contour de test correspond à celui qui est indiqué par les ondulations de la grille. La figure 4.5(f) montre la déformation B-spline de la grille de synthèse en plus de la transformation rigide (figure 4.4(b)). Finalement dans la figure 4.5(g) on montre l'image transformée, où on observe que la grille de points de contrôle permet une déformation harmonieuse de toute l'image.

La figure 4.6 montre les résultats globaux de l'étape de raffinement hiérarchique. La figure 4.6(a) montre la grille de nœuds, en rouge le contour obtenu dans l'étape B-spline, et en vert, le contour de référence. Les cercles bleus montrent les points où persistent des erreurs indésirables. Dans le but de mieux visualiser l'erreur, la figure 4.6(b) montre en détail la

partie de la figure précédente qui se trouve entre les nœuds 3 et 9. La figure 4.6(c) montre une série de 4 raffinements de premier niveau. Les zones concernées dans les raffinements sont délimitées par les carrés. On observe que les raffinements de premier niveau ont réduit l'erreur qui provient de l'étape B-spline. La figure 4.6(d) montre une série de 4 améliorations de deuxième niveau. Les raffinements de premier et deuxième niveau ont notamment amélioré la mise en correspondance des contours en question. La figure 4.6(e) montre uniquement les contours, où on y observe que le contour raffiné (en couleur rouge) est presque superposé au contour de référence (en couleur verte). La figure 4.6(f) montre la déformation subie par l'image de synthèse. Finalement, la figure 4.6(g) montre la déformation de l'image. On y observe que la différence de cette image par rapport à l'image résultante du recalage B-spline est minimale, ceci est dû au fait que le recalage hiérarchique produit des effets locaux.

Les figures 4.7, 4.8, 4.9 et 4.10 montrent des détails du processus de raffinement hiérarchique. La figure 4.7 montre des améliorations progressives de la mise en correspondance des contours au moyen des raffinements de premier et deuxième niveau. Les figures 4.7(a),(b),(c) et (d) correspondent à 4 grilles raffinées de premier niveau, et les figures 4.7(e),(g),(h) et (h) présentent les grilles correspondant à 4 raffinements de deuxième niveau. Dans la figure 4.8 on observe la déformation de l'image de synthèse dû au raffinement hiérarchique. Dans cette figure, on montre des paires d'images avant et après le raffinement. Nous pouvons voir que des changements de la déformation se produisent seulement à l'intérieur des rectangles, ceci est dû à la localité de ce processus. Finalement, les figures 4.9 et 4.10 montrent les raffinements hiérarchiques de premier et deuxième niveau respectivement sur l'image réelle. Chaque rangée est constituée de 3 images, la première et la deuxième montrent l'image avant et après la déformation, la troisième image correspond à la différence entre ces deux images. On y observe que le mouvement se produit exclusivement dans le rectangle rouge où la différence entre les deux images ne s'annule pas.

Pour évaluer les résultats du recalage, nous faisons usage de deux indicateurs, le FOM et le CC. On utilise le FOM pour évaluer l'erreur de recalage des contours des cavités. En outre, on fait usage du CC afin de mesurer le degré de similitude entre l'image déformée et l'image de référence.

Le tableau 4.1 présente l'indicateur FOM pour le contour initial (deuxième colonne), pour le contour obtenu dans l'étape de recalage rigide (troisième colonne), celui de l'étape spline (quatrième colonne), et celui de l'étape hiérarchique (cinquième colonne), par rapport au contour de référence. Le tableau présente par chaque rang les indicateurs selon le nombre de bases splines utilisées pour effectuer le recalage (le nombre de bases est indiqué dans la première colonne).

TAB. 4.1 – Indicateur FOM de la paire d’images selon nombre de bases B-splines

n bases	FOM Initial	FOM Rigide	FOM B-spline	FOM Hiérarchique
6	0,13851	0,26475	0,49076	0,78919
7	0,13851	0,26475	0,57498	0,75959
8	0,13851	0,26475	0,61347	0,77889
9	0,13851	0,26475	0,67067	0,78179
10	0,13851	0,26475	0,69656	0,78177
11	0,13851	0,26475	0,71560	0,77841
12	0,13851	0,26475	0,73142	0,77958
13	0,13851	0,26475	0,73906	0,77721
14	0,13851	0,26475	0,74975	0,78002
15	0,13851	0,26475	0,75719	0,77470
16	0,13851	0,26475	0,76329	0,77811
17	0,13851	0,26475	0,76852	0,78049
18	0,13851	0,26475	0,77213	0,78439
19	0,13851	0,26475	0,77615	0,78540
20	0,13851	0,26475	0,77872	0,78804

Indépendamment du nombre de bases utilisées, on observe dans le tableau que le FOM augmente avec les étapes de recalage mises en œuvre. Ceci montre numériquement l’amélioration progressive de la mise en correspondance des contours. Ainsi, les contours non recalés ont une valeur du FOM proche de 0, et pour l’étape hiérarchique la valeur est proche de 1 (le FOM est égal à l’unité quand on compare les mêmes courbes). Il peut être constaté en plus que les valeurs du FOM de l’étape hiérarchique sont très semblables, même en augmentant le nombre de bases splines. Ce comportement est dû au fait qu’ à partir d’un nombre de bases déterminé, le résultat de l’interpolation pour recalcr les contours ne s’améliore pas substantiellement. Au contraire, si on augmente excessivement le nombre de bases, le coût de calcul du recalage augmente de façon inacceptable.

Le tableau 4.2 présente la similitude entre les images déformées et l’image de référence pour les transformations B-spline et hiérarchique selon le nombre de bases B-splines. La première colonne indique le nombre de bases splines, la seconde colonne montre le CC pour

la transformation B-spline, et la troisième colonne montre le CC pour la transformation hiérarchique. Selon l'inspection du tableau, il peut être dit que, la similitude générale de l'image ne présente pas d'améliorations substantielles entre la transformation B-spline et les raffinements. Ceci est dû à deux éléments ; le premier élément est que les raffinements sont très localisées ; et le second est que le critère de similitude du recalage considère seulement les contours, pas la similitude globale entre les images de test et référence.

TAB. 4.2 – Indicateur CC de la paire d'images selon nombre de bases B-splines

n bases	CC	CC
	B-spline	Hiérarchique
6	0,82894	0,84830
7	0,83716	0,83886
8	0,83469	0,82970
9	0,83435	0,83466
10	0,83207	0,83290
11	0,82870	0,82928
12	0,83006	0,82964
13	0,82816	0,82803
14	0,82464	0,82381
15	0,82391	0,82468
16	0,81793	0,81842
17	0,81766	0,81809
18	0,81351	0,81368
19	0,81159	0,81198
20	0,80921	0,80952

Le tableau 4.3 présente le temps en secondes de la transformation B-spline et des raffinements. La première colonne montre le nombre de bases b-splines, la deuxième colonne montre le temps de la transformation B-spline, la troisième colonne montre le temps des raffinements, la quatrième colonne montre le temps total, et la dernière colonne montre le nombre de raffinements effectués. On ne considère pas dans le tableau le temps pour calculer le recalage rigide parce que celui-ci est constant et ne dépend pas du nombre de bases splines. Il est intéressant de constater qu'au fur et à mesure que le nombre de bases augmente, le temps

pour calculer la transformation B-spline augmentée. Un autre fait intéressant est que plus le nombre de bases augmente, moins de raffinements sont nécessaires pour obtenir une erreur de recalage acceptable. Dû au fait précédent on observe dans la troisième colonne que le temps de calcul des raffinements diminue. En observant la troisième colonne, il peut être noté que le temps pour effectuer les deux transformations a le comportement suivant : le temps diminue jusqu'à arriver à une valeur minimale, et ensuite la valeur commence à augmenter progressivement. Cette valeur minimale de temps permet de décider du nombre de bases adéquat pour effectuer le recalage de l'image. Dans notre cas 11 bases splines permettent le recalage le plus rapide.

TAB. 4.3 – Temps pour les transformations selon le nombre de bases

n bases	Temps Trans. B-spline (secs.)	Temps Trans. Hiérarchique (secs.)	Temps Total (secs.)	Nombre Raffinements
6	0,23	1,50	1,73	10
7	0,21	0,94	1,15	8
8	0,23	1,11	1,34	10
9	0,27	0,67	0,94	6
10	0,48	0,58	1,06	5
11	0,44	0,43	0,87	4
12	0,59	0,43	1,02	4
13	0,69	0,34	1,03	3
14	0,87	0,26	1,13	2
15	1,05	0,17	1,21	1
16	1,41	0,16	1,57	1
17	1,69	0,16	1,85	1
18	2,19	0,18	2,36	1
19	2,98	0,16	3,14	1
20	3,78	0,18	3,96	1

4.5.2 Comparaison des résultats

Pour comparer les résultats de notre méthode, nous avons choisi une méthode récente qui a été proposée dans [Arganda-Carreras *et al.*, 2006]. Cette méthode calcule les coefficients B-

splines en minimisant une fonction de coût au moyen de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. La fonction de coût à minimiser correspond à l'expression (4.15) :

$$E = w_i * E_{img} + w_\mu * E_\mu + (w_d * E_{div} + w_r * E_{rot}) + w_c * E_{cons} \quad (4.15)$$

L'expression précédente a 4 termes, E_{img} qui correspond à la différence entre l'image de test et de référence, E_μ correspond à la distance entre des points de type landmarks, E_{div} et E_{rot} correspondent à une stratégie de régularisation pour le calcul des points de contrôle, et E_{cons} qui correspond à un terme de consistance lequel permet d'estimer la transformation inverse dans le processus d'optimisation. Les coefficients w_i , w_μ , w_d , w_r , w_c sont des paramètres qui doivent être fixés, et d'eux dépend l'importance de chacun des termes dans le calcul de la transformation. Des recommandations des valeurs que doivent prendre ces paramètres peuvent être trouvées dans [Arganda-Carreras *et al.*, 2006]. Les détails du processus de régularisation peuvent être trouvés dans [Sorzano *et al.*, 2005], et en ce qui concerne le calcul des coefficients B-spline pour l'obtention de la transformation inverse nous renvoyons le lecteur à [Christensen and He, 2001].

Nous allons effectuer une comparaison qualitative considérant les éléments globaux des deux méthodes. Ensuite nous effectuerons une comparaison quantitative des résultats du recalage obtenus par les deux méthodes au moyen des indicateurs CC et FOM.

La comparaison qualitative se présente dans le tableau 4.4. La méthode 1 correspond à la méthode proposée dans [Arganda-Carreras *et al.*, 2006] et la méthode 2 correspond à la notre. Cette comparaison porte sur les procédures de recalage des deux méthodes : les types de points correspondants, la similitude entre les images, la régularisation pour le calcul de la transformation, et la consistance pour le calcul de la transformation inverse. On note aussi que notre méthode n'emploie pas une mesure globale de similitude entre les images. Ce fait n'est pas particulièrement significatif parce que nous nous intéressons fondamentalement à la précision du recalage des contours. En outre, notre méthode ne permet pas l'estimation de la transformation inverse, ce qui n'est pas non plus significatif car nous appliquons la transformation par rééchantillonnage de l'image en utilisant une interpolation (du plus proche voisin).

Après cette comparaison qualitative, nous effectuons une comparaison quantitative des méthodes de recalage. Cette comparaison va être effectuée sur la base de 4 paires d'images qui sont montrées dans la figure 4.11. Chacune des rangées de la figure 4.11 montre l'image de test, l'image référence, l'image transformée par la méthode 1, et l'image transformée par la méthode 2 (la notre). À première vue, il n'est pas possible de constater une différence

TAB. 4.4 – Comparaison qualitative des méthodes

Méthode	Types de points correspondants	Mesure de similitude	Stratégie de Régularisation	Estimation de l'inverse
Méthode 1	landmarks	globale	oui	directe
Méthode 2 (Notre)	countours	local	oui	par rééchantillonnage

substantielle entre les images déformées au moyen des deux méthodes mises en œuvre. Afin d'effectuer une comparaison exhaustive, nous présentons dans le tableau 4.5 les indicateurs CC et FOM des deux méthodes. La première colonne indique le numéro de la paire d'images que nous comparons, la seconde colonne montre le CC entre l'image déformée et l'image de référence de la méthode 1, la troisième colonne montre le CC de la méthode 2 (la notre), la quatrième colonne montre le FOM des contours obtenues par la méthode 1, et la dernière colonne montre le FOM pour les contours obtenues en utilisant la méthode 2 (la notre). Il est possible d'observer que pour toutes les paires, la mesure de similitude est meilleure pour la méthode 1, cependant, dans le cas des contours, notre méthode a des résultats considérablement supérieurs. Ce comportement est justifié par le fait que notre méthode n'incorpore pas dans le calcul de la transformation la similitude entre les images, en revanche, notre méthode de recalage se concentre sur la précision de la mise en correspondance des contours.

TAB. 4.5 – Comparaison quantitative des méthodes

n paire	CC	CC	FOM	FOM
	Méthode 1	Méthode 2 (la notre)	Méthode 1	Méthode 2 (la notre)
1	0.9596	0,92133	0,37038	0,83734
2	0.9789	0,91958	0,60426	0,89993
3	0.9419	0,88824	0,44782	0,84613
4	0.9604	0,95501	0,72366	0,86633

4.5.3 Résultats de la méthode d'analyse du mouvement

Notre méthode d'analyse de mouvement consiste à détecter le mouvement qui existe entre une paire de contours de cavités du cœur (voir section 4.4.3), et ensuite à quantifier ce mouvement pour mesurer le degré de mobilité des parois cardiaques.

Premièrement nous montrerons le détail du processus d'estimation du mouvement pour la paire d'images que nous avons utilisée pour les trois étapes de recalage ; deuxièmement nous présenterons de manière globale l'estimation du mouvement pour une séquence d'images. Finalement nous montrerons les résultats de la méthode d'analyse de mouvement.

4.5.3.1 Résultats de la méthode d'estimation du mouvement sur une paire d'images

La figure 4.12 montre le détail de l'estimation du mouvement pour une paire d'images. La première rangée correspond au mouvement produit par la transformation rigide. La figure 4.12(a) montre le mouvement entre le contour de test et le contour produit par la transformation rigide, la figure 4.12(b) montre le champ de mouvement extrapolé à toute l'image, et la figure 4.12(c) montre le champ précédent sur l'image de test. La deuxième et la troisième rangées montrent le mouvement produit par la transformation B-spline et les raffinements. Il est nécessaire de faire remarquer que les trois premières rangées ne montrent pas des mouvements réels subis par l'image du cœur. Uniquement la dernière rangée montre le mouvement réel entre l'image de test et l'image de référence, c'est-à-dire, celui produit par l'accumulation des trois transformations. Il peut être observé dans la dernière rangée que, grâce à la série de transformations appliquées, l'image dans sa totalité suit harmonieusement le mouvement des parois des cavités.

4.5.3.2 Résultats de la méthode d'estimation du mouvement sur une séquence d'images

Après les détails de notre méthode d'estimation de mouvement sur une paire d'images, nous nous consacrons à montrer l'estimation de mouvement dans une série d'images. La figure 4.13 montre une séquence d'images, où on apprécie le mouvement d'une cavité du cœur. Les deux premières rangées de figures montrent une séquence de 8 images, et les deux dernières montrent les contours de la cavité dans ces images. La séquence représente le mouvement d'expansion de la cavité, ce qui peut être apprécié en comparant les contours de la première et dernière image de la séquence.

La figure 4.14 montre l'estimation de mouvement entre des images consécutives de la figure 4.13. La courbe blanche correspond au contour de test, et la courbe rouge au contour de référence. On observe que le mouvement global de l'image suit la déformation imposée par les contours.

4.5.3.3 Résultats de la méthode d'analyse du mouvement sur une séquence d'images

La figure 4.15 montre graphiquement le degré de mouvement des contours de la cavité. La première image montre le contour de la cavité dans la première et dernière image de la séquence (rouge et bleu respectivement). Les flèches vertes permettent d'apprécier visuellement la quantité de mouvement du point correspondant. Les autres figures de l'image montrent avec des couleurs le degré de mobilité du point respectif. Les zones bleues correspondent à des points de mouvement faible, et les zones jaunes et rouges correspondent à des zones avec un mouvement fort. Cette figure souligne le fait qu'il est possible d'identifier et de segmenter les zones d'un certain degré de mouvement de la cavité en se basant sur le recalage des coupes.

Finalement la figure 4.16 quantifie dans un graphique le mouvement de points sur le contour. La figure 4.16(a) montre deux zones de la cavité, celle enfermée dans un carré noir avec un mouvement faible, et la zone enfermée dans un carré rouge avec un mouvement fort. Nous avons choisi 4 points de chaque zone, et montrons l'évolution du mouvement de ces points dans le graphique de la figure 4.16(c). La quantification est effectuée comme montre la figure 4.16(b), c'est-à-dire, nous évaluons la distance de déplacement du point depuis l'origine. Les points avec mouvement fort sont montrés avec un carré, et les points avec mouvement faible sont montrés avec un cercle. On y observe que, la tendance des points du même degré de mouvement est similaire. C'est-à-dire, les points avec un mouvement faible ont une courbe qui s'approche d'une droite horizontale, et les points avec mouvement fort ont une courbe avec une pente positive. Le graphique en question permet de caractériser le mouvement, et la forme de la courbe pourrait être utilisée pour analyser l'activité cardiaque.

4.6 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode d'estimation du mouvement des cavités cardiaques basé sur un recalage hiérarchique B-spline. La méthode suppose que les cavités du cœur forment une partie importante de la surface de l'image, et que la totalité du cœur suit le mouvement des cavités.

La méthode consiste à utiliser les courbes des contours des cavités, à effectuer un recalage entre ces courbes, et à appliquer la transformation calculée à l'image entière. Le recalage proposé pour les contours des cavités du cœur est composé de trois étapes, la première correspond à un recalage rigide, ensuite un recalage B-spline, et finalement un raffinement hiérarchique du recalage B-spline.

Les 3 étapes proposées ont permis d'effectuer des déformations globales dans l'image, avec une grande précision dans la mise en correspondance des contours. La précision du recalage des contours a permis d'effectuer une bonne estimation du mouvement de l'image entière.

La comparaison effectuée avec une méthode récente de recalage de la littérature permet d'affirmer que nos résultats sont adéquats. Nous avons finalement montré que notre méthode permet d'effectuer une analyse du degré de mobilité des parois du cœur, ce qui peut être utilisé pour étudier la dynamique cardiaque.

L'intérêt de ces méthodes devient évident quand on analyse des coupes cardiaques géoréférencées, mais aussi quand on les généralise aux images échographiques 3D.

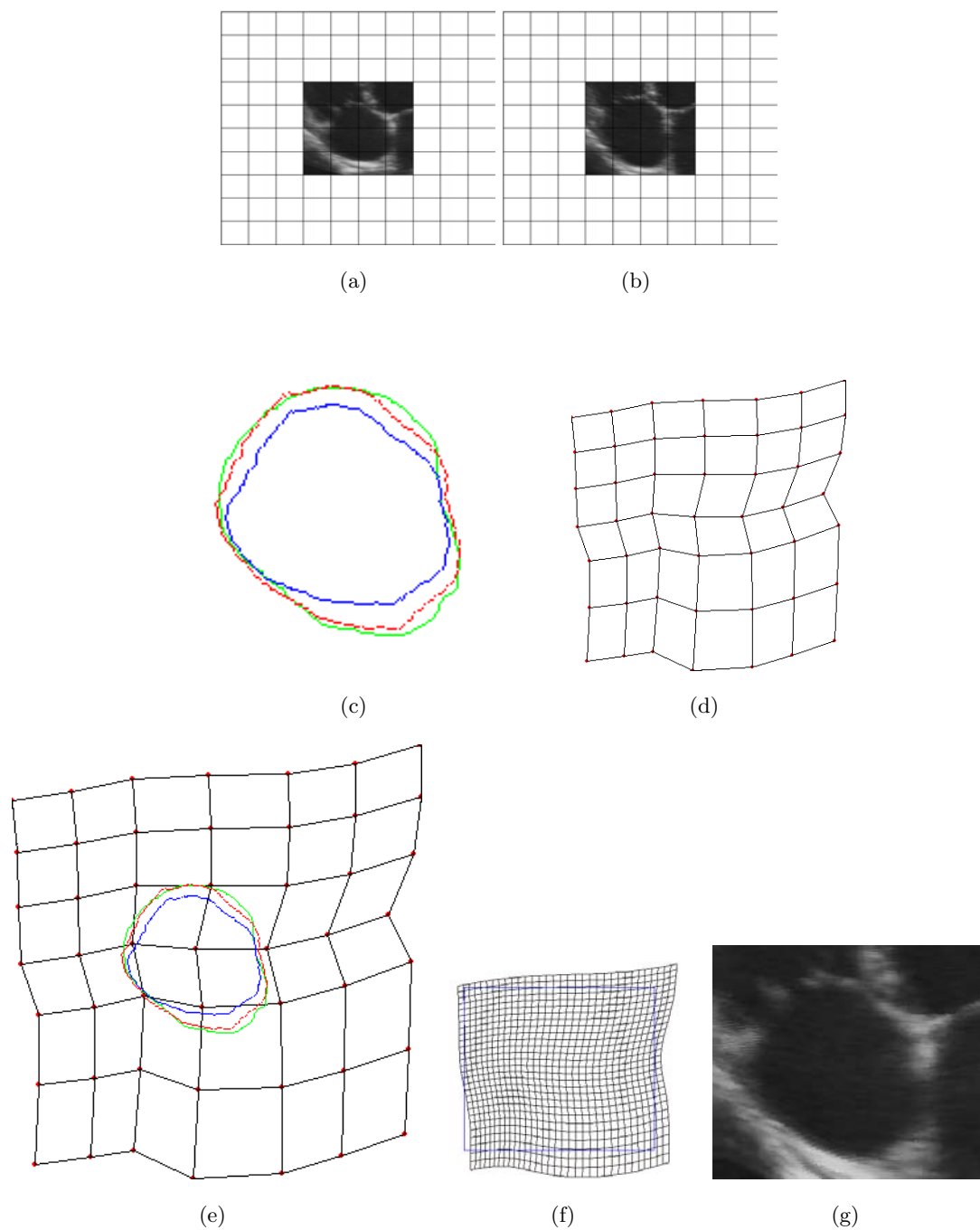


FIG. 4.5 – Recalage B-spline : (a) Image de test et grille de nœuds (b) Image de référence et grille de nœuds (c) Contours (d) Grille de points de contrôle (e) Grille de points de contrôle et contours (f) Déformation de l'image de synthèse (g) Image transformée

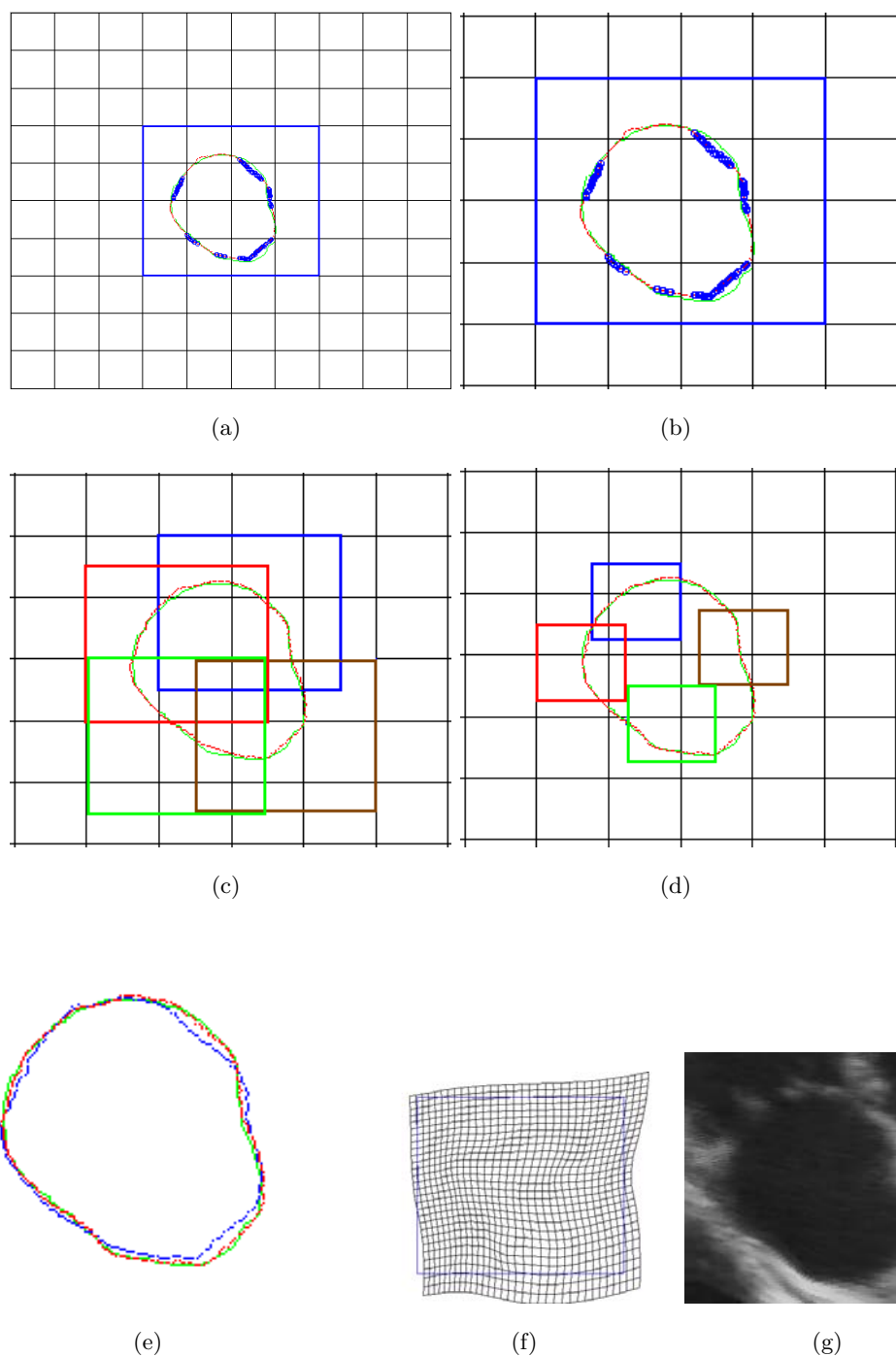


FIG. 4.6 – Résultats généraux du recalage hiérarchique : (a) Erreurs de recalage (b) Zoom sur les erreurs de recalage (c) Raffinements de premier niveau (d) Raffinements de deuxième niveau (e) Contours (f) Déformation de l'image de synthèse (g) Déformation de l'image réelle

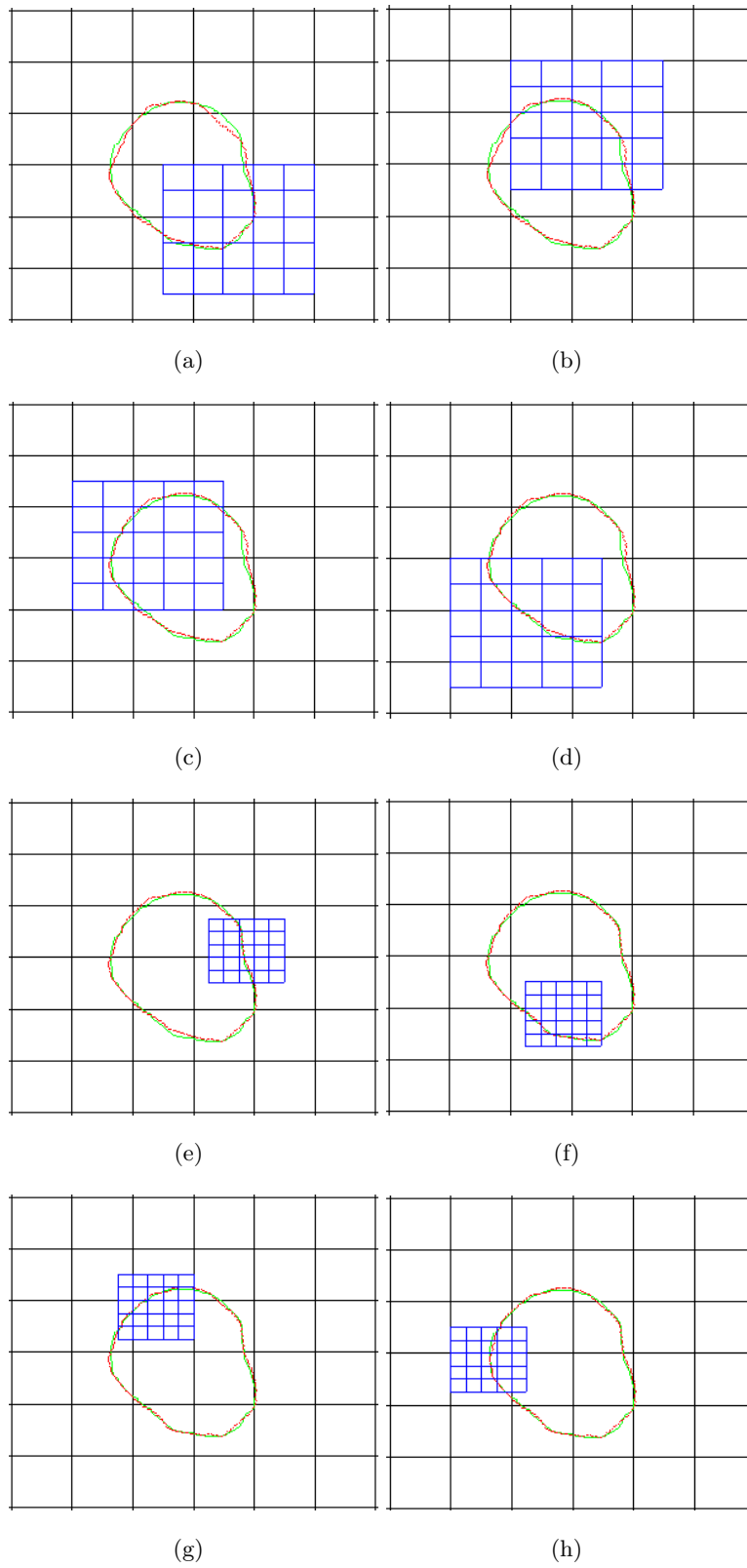


FIG. 4.7 – Détail du Recalage Hiérarchique : (a-d) Raffinements de premier niveau (e-h) Raffinements de deuxième niveau

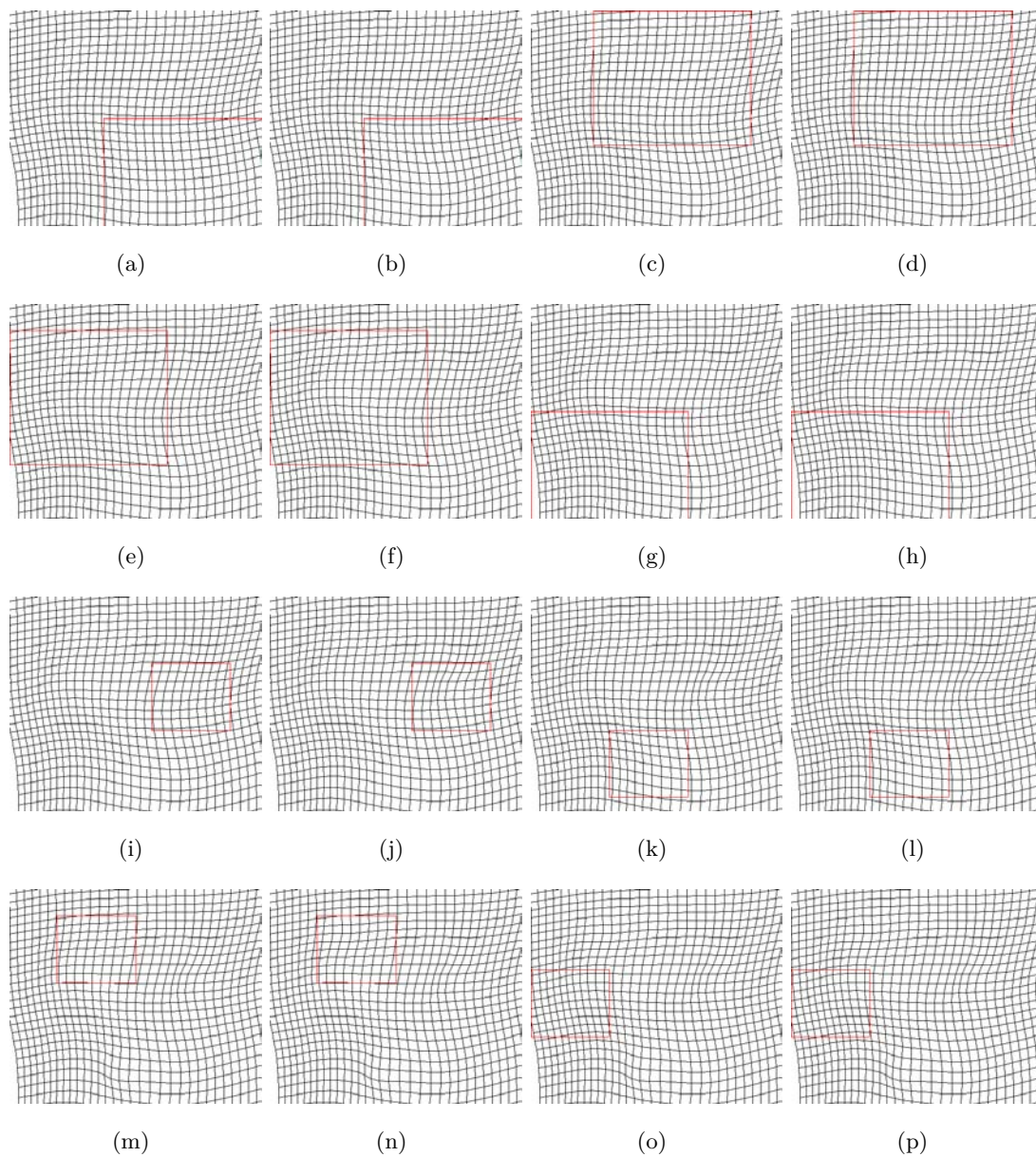


FIG. 4.8 – Détail du Recalage Hiérarchique sur l'image de synthèse : (a-h) Raffinements de premier niveau paires (a,b),(c,d),(e,f),(g,h). (i-p) Raffinements de premier niveau paires (i,j),(k,l),(m,n),(o,p)

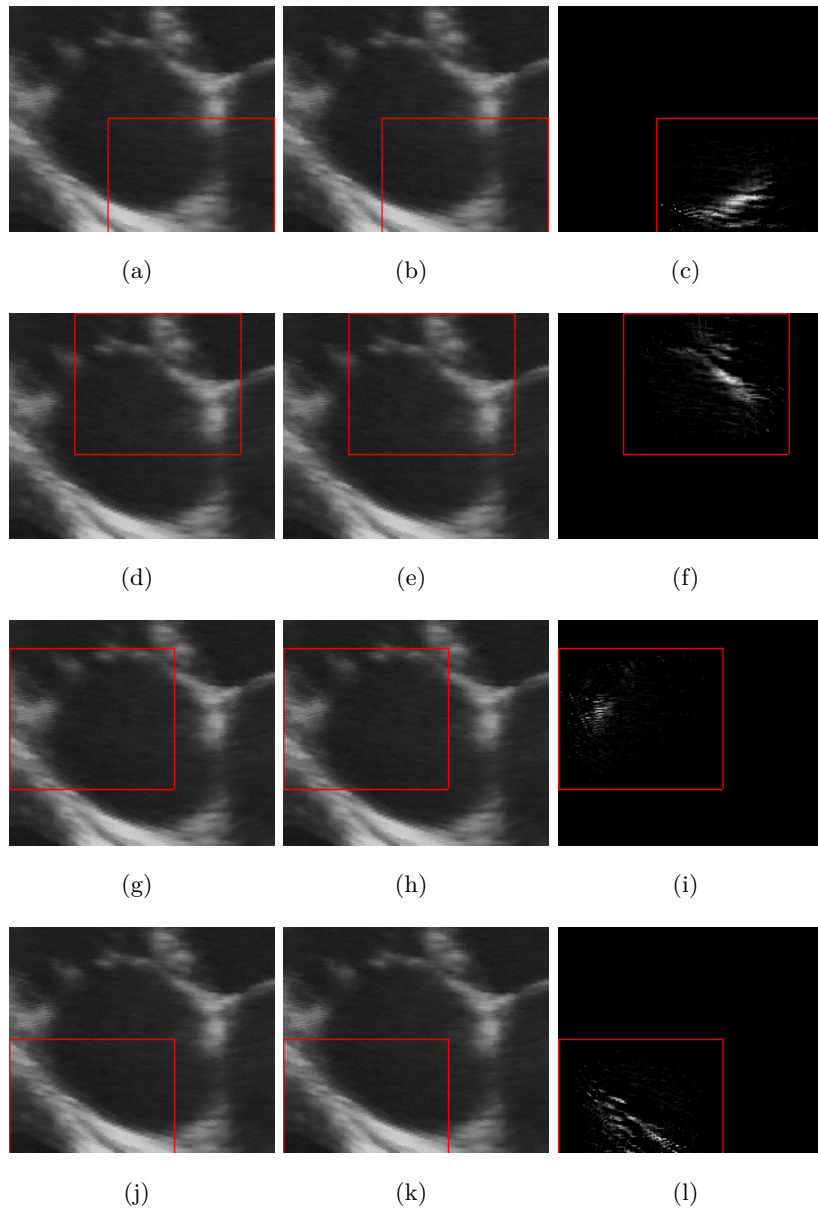


FIG. 4.9 – Détail du Recalage Hiérarchique de premier niveau sur l'image réelle

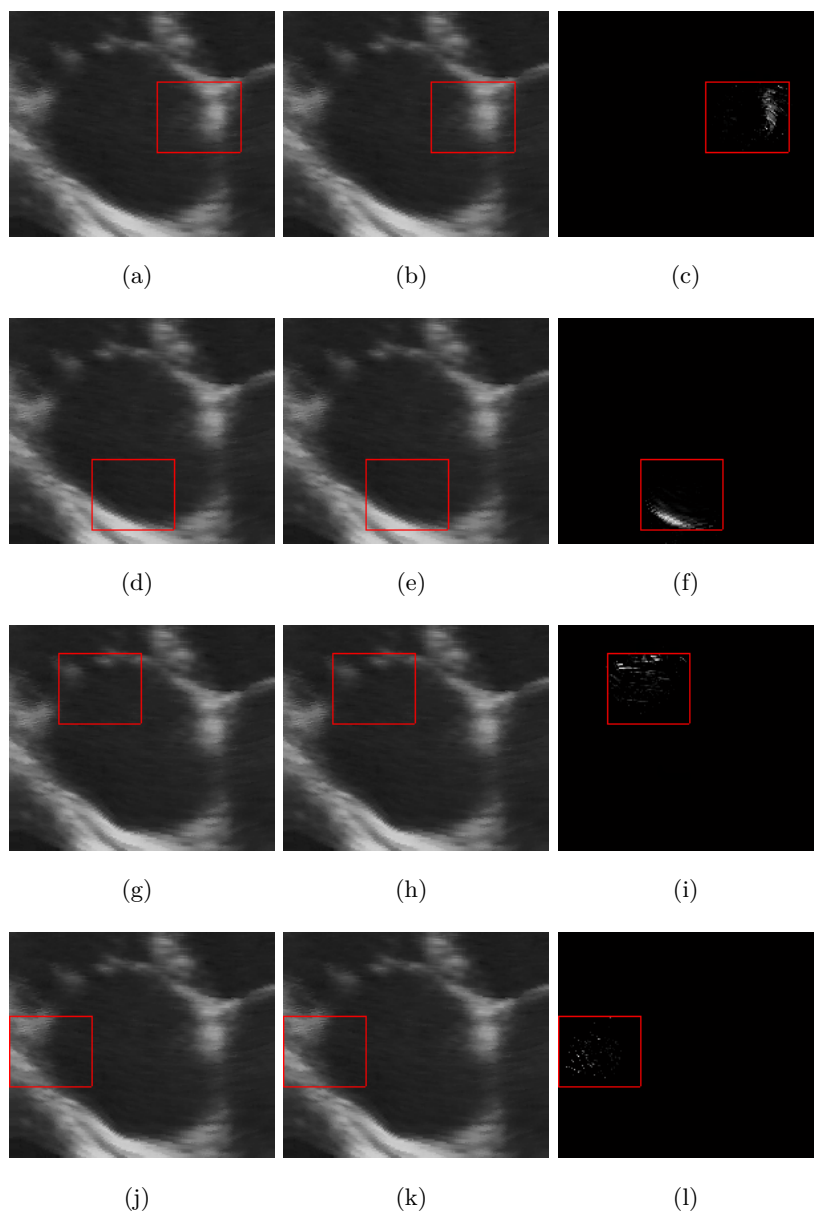


FIG. 4.10 – Détail du Recalage Hiérarchique de deuxième niveau sur l'image réelle

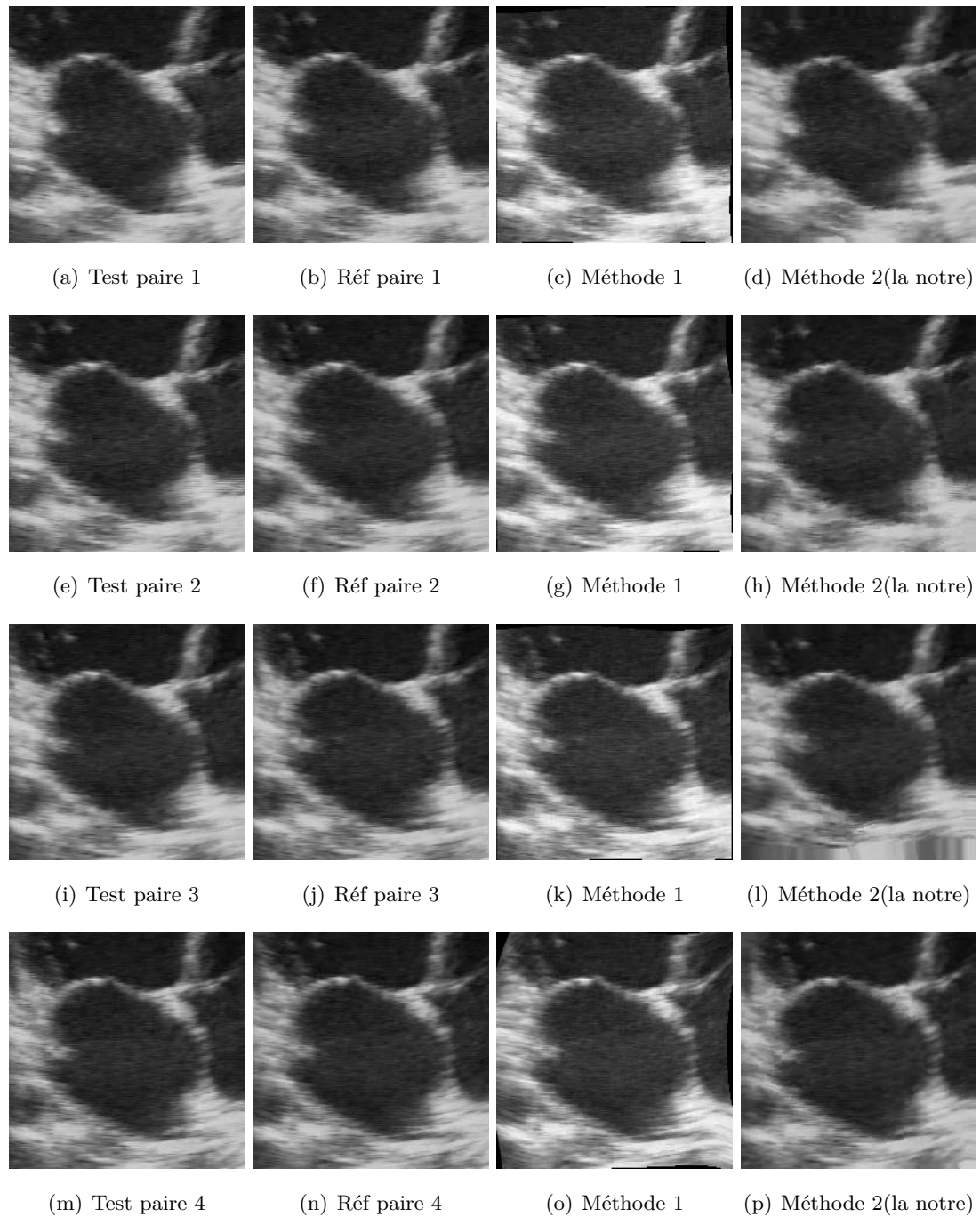


FIG. 4.11 – Images de la Comparaison de résultats.

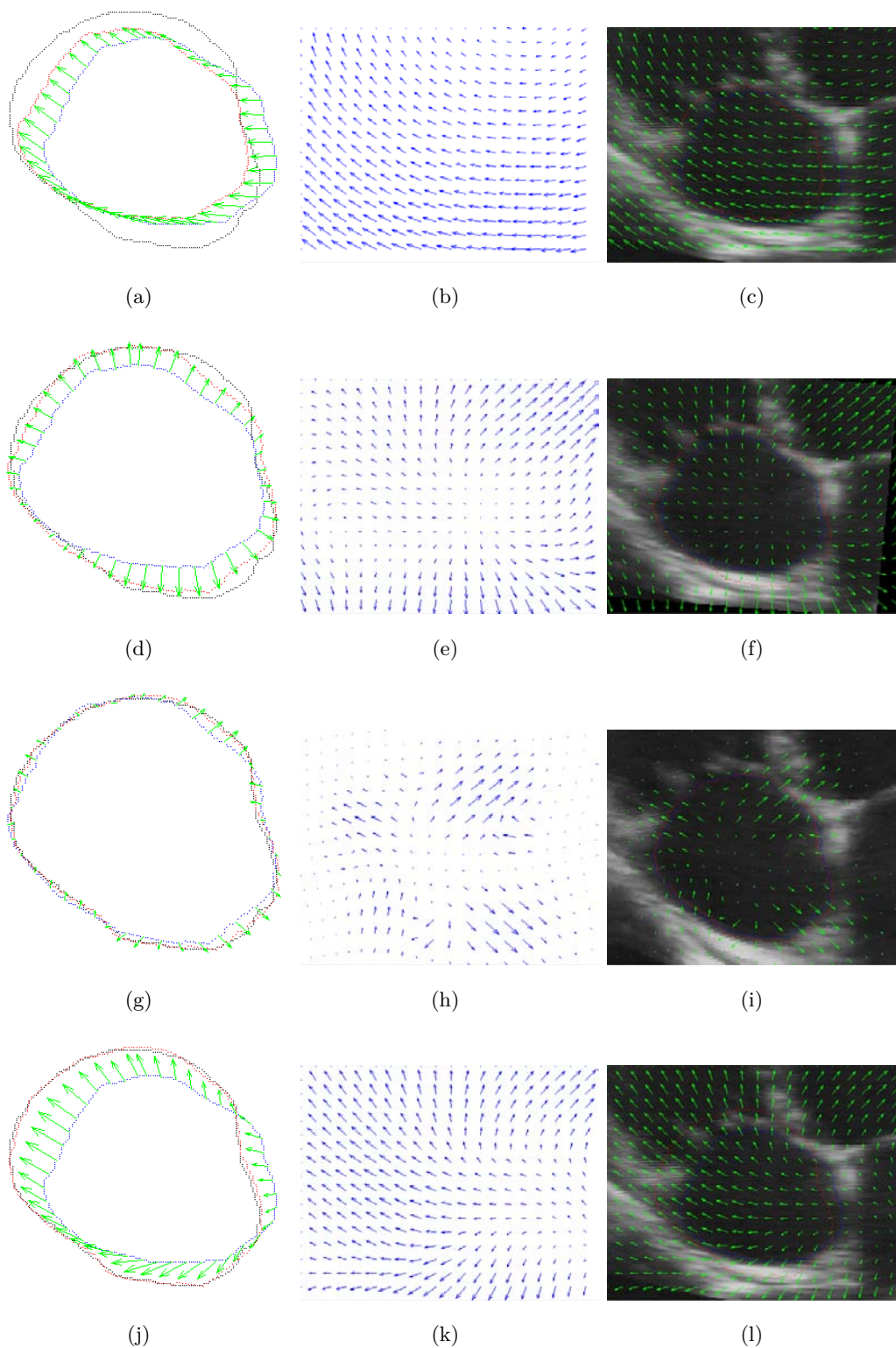


FIG. 4.12 – Estimation de mouvement entre un paire d'images : (a-c) Transformation rigide (d-f) Transformation B-spline (g-i) Raffinements (j-l) Mouvement total

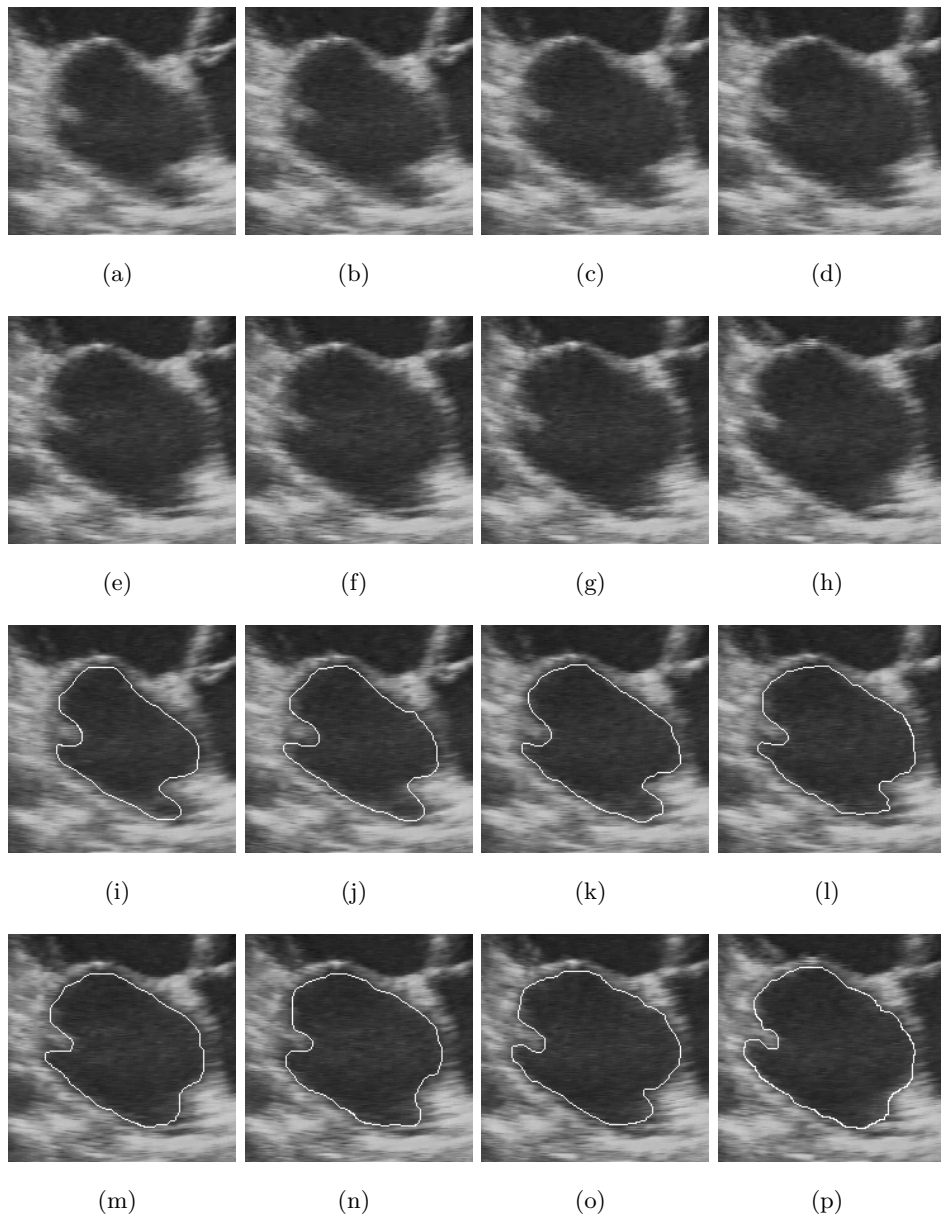
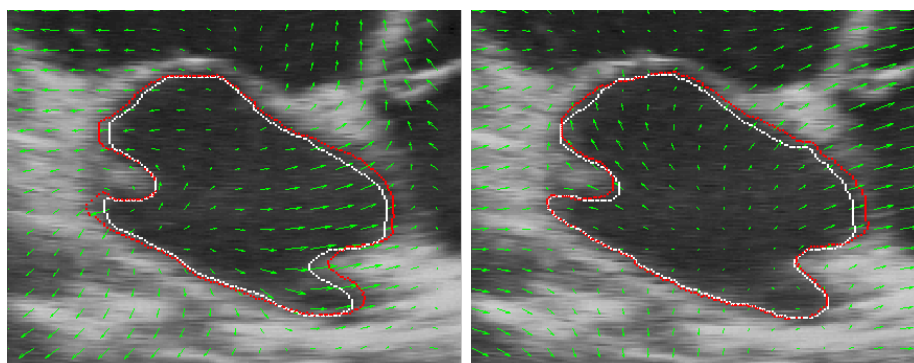
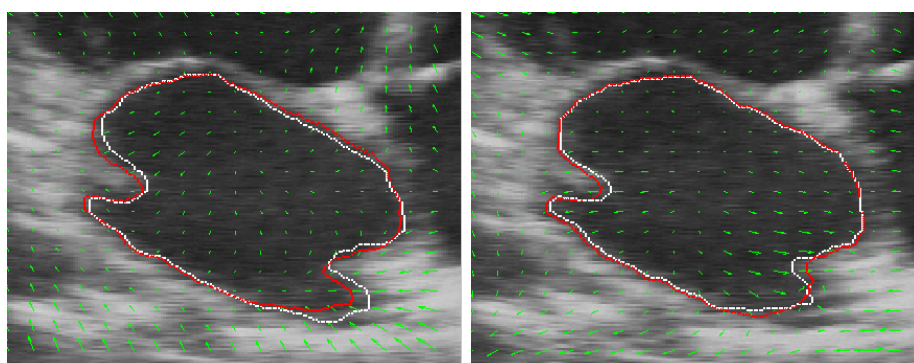


FIG. 4.13 – Estimation de mouvement d'une série d'images : Images et contours



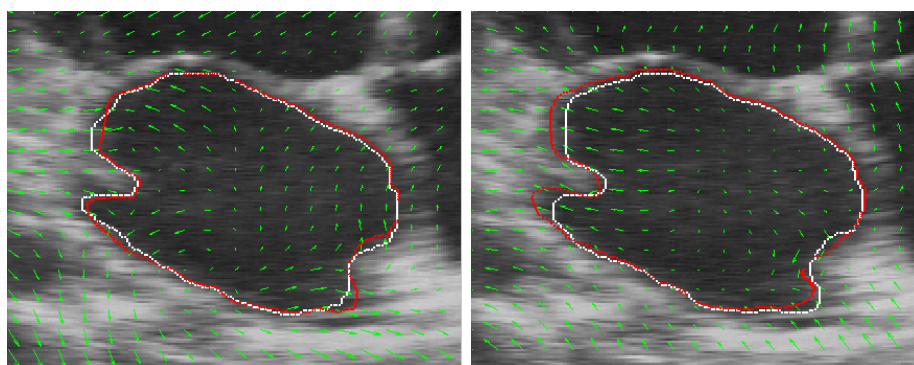
(a) a avec b (figure 4.13)

(b) b avec c (figure 4.13)



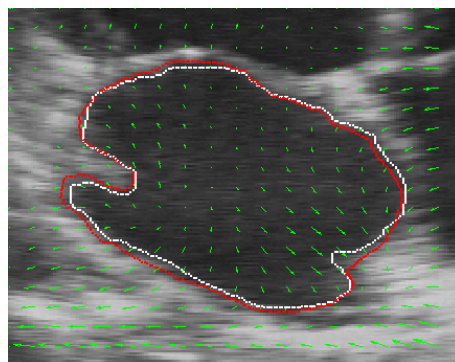
(c) c avec d (figure 4.13)

(d) d avec e (figure 4.13)



(e) e avec f (figure 4.13)

(f) f avec g (figure 4.13)



(g) g avec h (figure 4.13)

FIG. 4.14 – Estimation de mouvement d'une série d'images : Champs de mouvement

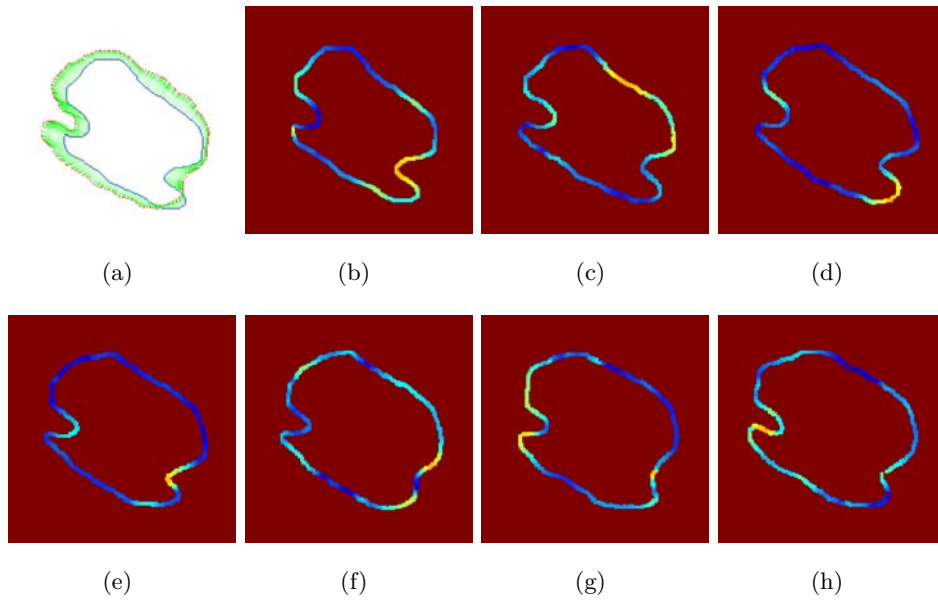


FIG. 4.15 – Segmentation de points de mouvement faible : Par paires

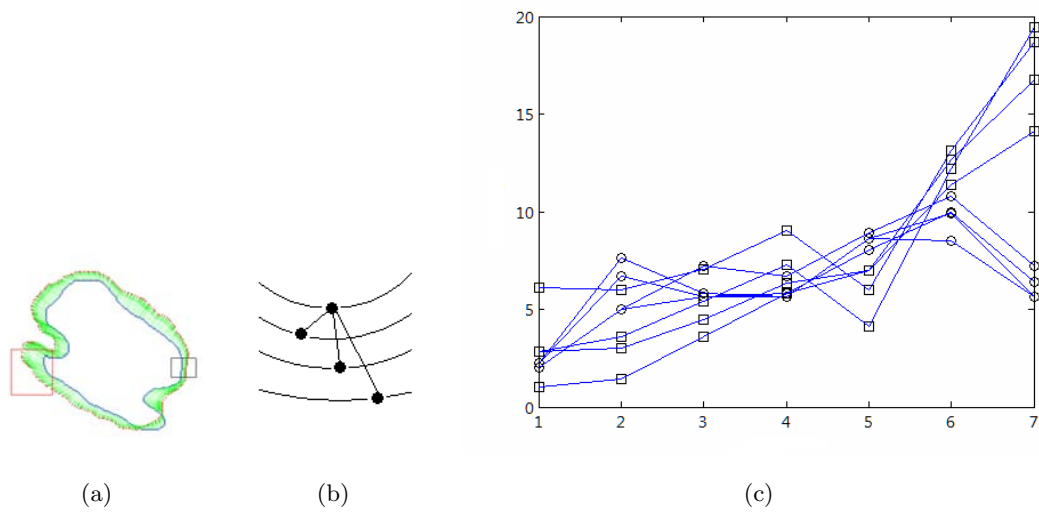


FIG. 4.16 – Graphique de mouvement de points

Chapitre 5

Conclusion et perspectives

5.1 Conclusion

Le but initial de cette étude était de concevoir des méthodes de traitement d'images ultrasons permettant de faciliter les tâches d'analyse et diagnostic cardiaques. Plus particulièrement, l'objectif était de détecter les zones rigides des parois des cavités. Cette forme de rigidité indiquerait certaines maladies cardiaques comme l'ischémie.

Nous avons reformulé ce problème de la manière suivante. Nous avons émis l'hypothèse que les images successives dans une séquence capturée par un échographe visualisent approximativement la même coupe cardiaque. De plus, nous avons considéré que les cavités forment une proportion importante de chaque image, et que le mouvement entre deux images successives est assez faible.

Ainsi, pour résoudre le problème posé, nous avons procédé de la manière suivante. En premier lieu, nous segmentons chaque image de la séquence pour détecter les cavités cardiaques. Puis, nous recalons chaque paire d'images successives pour estimer le mouvement en chaque pixel. Enfin, nous analysons la suite de champs de mouvement estimés pour localiser les éventuelles zones de rigidité des parois. Cette méthode de résolution suppose que les contours représentent bien les parois des cavités.

Selon cette reformulation, nous avons ramené le problème initial à la résolution des trois sous problèmes suivants :

- segmentation des cavités en présence du speckle,
- recalage d'images par mise en correspondance des cavités,
- suivi des parois dans une séquence d'images.

Pour résoudre le premier problème, nous avons opté pour une méthode de contour actif implicite. Le choix de cette technique a été dicté par le besoin de segmenter les quatre cavités, ce qui serait difficile avec un contour actif explicite. Cependant, la prédominance du speckle dans les images échographiques nous a amené à concevoir un contour actif robuste. Ainsi, nous avons établi une fonction d'arrêt pour notre équation d'évolution qui s'annule totalement sur les contours. Ceci a été rendu possible par l'introduction d'un détecteur de contours fondé sur la norme de Tukey et le coefficient de variation. Malgré cette fonction originale, la faible résolution des images échographiques causait la détection de contours non fermés. Afin de remédier à ce problème nous avons renforcé notre détecteur par un réseau de neurones supervisé. Ceci a permis d'obtenir des résultats satisfaisants. La comparaison de ces résultats, par l'indicateur quantitatif FOM, avec une méthode représentative de la littérature a montré la pertinence de notre approche.

Afin d'estimer les mouvements des contours, nous avons mis en œuvre une méthode de recalage géométrique. Les contours détectés dans deux images successives sont mis en correspondance à l'aide de l'algorithme ICP. Afin de réduire l'erreur de mise en correspondance, nous estimons la transformation des contours de la deuxième image. Vu la complexité de la forme des contours et de leur mouvement local, nous avons opté pour un modèle de transformation composé de trois parties : une transformation rigide, une B-spline globale, puis une série de raffinements locaux de la B-spline.

La transformation ainsi estimée est appliquée à l'image entière pour mesurer la similarité globale. Nous avons mesuré la similarité de l'image recalée avec l'image de référence par deux quantités : le FOM et le Coefficient de Corrélacion. Là aussi, la comparaison des résultats avec une méthode récente de la littérature a montré l'adéquation de notre approche.

Finalement, le suivi du mouvement des pixels des contours a été fait en sommant l'ensemble des mouvements des pixels correspondants dans la séquence d'images. Ces quantités sont représentées dans une image de mouvement. L'examen visuel, ou la binarisation par seuillage, de cette image permet de détecter les zones rigides.

5.2 Limitations

Malgré l'effort fourni, ce travail souffre de quelques limitations, dont les suivantes :

- l'utilisation d'un MLP pour la détection de contours rend l'automatisation difficile,
- la nécessité de filtrer l'image avant l'application de la méthode de segmentation accentue la complexité, prolonge le temps de traitement, et affaiblit l'efficacité de la fonction d'arrêt car elle est basée sur la caractérisation du bruit,

- l’initialisation manuelle du contour demande l’intervention humaine et réduit la possibilité d’exécution de notre méthode comme tâche de fond dans un échographe,
- la méthode de recalage proposée est mieux adaptée pour des images géoréférencées,
- l’hypothèse que les images d’une séquence montrent la même coupe du cœur et présentent un mouvement faible est difficilement réalisable. La méthode devra être généralisée au 3D.

5.3 Perspectives

Afin de remédier à ces limitations, plusieurs perspectives peuvent être esquissées.

Pour la segmentation d’images ultrasons :

Nous avons utilisé un réseau de neurones supervisé pour enrichir la fonction d’arrêt du contour actif géométrique. Il serait intéressant d’essayer avec des réseaux de neurones non supervisés comme les *Self-Organizing Maps* (SOM), pour augmenter le niveau d’automaticité de notre méthode.

Par ailleurs, nous avons adopté une approche basée contours pour segmenter les cavités cardiaques [Caselles *et al.*, 1993; Malladi *et al.*, 1995]. Pour comparer nos résultats nous avons choisi une approche basée région [Chan and Vese, 2001]. Cette dernière approche a inspiré plusieurs travaux qui exploitent les caractéristiques statistiques des images ultrasons. Nous envisageons de continuer la recherche sur cet axe, et incorporer les statistiques du coefficient de variation, notamment pour formuler une nouvelle fonctionnelle à minimiser.

Ainsi, nous avons commencé à utiliser des distributions statistiques comme la *Gamma Généralisée* pour modéliser le speckle des images ultrasons. Cette distribution est très attractive puisqu’elle peut modéliser un grand nombre de distributions : Rayleigh, exponentielle, Nakagami, Weibull, log-normale, et la distribution Gamma classique [Tauber, 2005]. Dans le sens de la perspective précédente, nous envisageons d’utiliser la distribution *Gamma Généralisée* et proposer un nouveau fonctionnel pour le contour actif de [Chan and Vese, 2001].

Un effort pour aborder le problème de la segmentation d’un objet avec des frontières absentes a été présenté dans [Sarti and Malladi, 1999] en proposant un nouveau modèle géométrique pour les surfaces subjectives. Nous envisageons d’étudier les adaptations au speckle de ce contour actif pour les images ultrasons.

La formulation Level Set des contours actifs implicites est facilement étendue à des dimensions supérieures. Il est possible donc, de développer des méthodes de segmentation pour traiter les images cardiaques 3D.

Pour le recalage d'images :

Une partie importante de la méthode de recalage est le modèle de la transformation. Grâce à notre travail sur des réseaux de neurones pour segmenter des images, nous pouvons envisager d'essayer des modèles comme les *Réseaux Neuronaux de Base Radiale*. Ce dernière modèle est très intéressant, car son algorithme d'apprentissage est moins complexe que celui du MLP.

En considérant que le recalage d'images est un problème d'optimisation, il est pertinent de penser à l'utilisation de méthodes heuristiques d'optimisation comme les *Algorithmes Génétiques* et la *Recherche Tabou*, pour initialiser les recherches locales, ou pour servir d'algorithme central de recalage en présence de fonctions de coût complexes.

Publications

Conférences Internationales avec comité de lecture

- Mora M., Tauber C. and Batatia H., “Robust Level Set for Heart Cavities Detection in Ultrasound Images”, in Proceedings of IEEE-Computers in Cardiology 2005, vol. 32, pp. 235-238, September, 2005.
- Mora M., Tauber C. and Batatia H., “2D Local Heart Motion Estimation Using Level Sets and Hierarchical B-Splines”, in Proceedings of IEEE-Computers in Cardiology 2006, vol. 33, pp. 513-516, September, 2006.
- Mora M., Tauber C. and Batatia H., “Ultrasound Image Segmentation with Multilayer Perceptron-Based Level Sets”, in Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand 2006, pp. 325-330, November, 2006.
- Mora M., Tauber C. and Batatia H., “Multilayer Perceptron Level Sets for Ultrasound Image Segmentation”, in Proceedings of Ultrasonic Imaging and Signal Processing, SPIE Symposium on Medical Imaging, vol. 6513, pp. 6513C, February, 2007.
- Mora M., Tauber C. and Batatia H., “Segmentation d’images échographiques par ensembles de niveaux, coefficient de variation et perceptron multicouche”, TAIMA 2007, pp. 131-135, Mai, 2007.

Chapitre 6

Annexes

6.1 Glossaire

Dans cette annexe, nous présentons les principales abréviations utilisées dans ce rapport

CC	Coefficient de corrélation
CT	Tomographie calculée
CV	Coefficient de variation
EP	Nombre d'époques
FOM	Figure of merit
IMR	Images de résonance magnétique
MLP	Multilayer perceptron
NN	Nombre de neurones de la couche cachée
SSE	Somme des carrés des erreurs de classification
SSW	Somme des carrés des poids des neurones
PE	Nombre de paramètres effectifs du réseau
PT	PT Nombre total de paramètres du réseau
US	Ultrasound

Bibliographie

- [Adalsteinsson and Sethian, 1995] David Adalsteinsson and James Sethian. A fast level set method for propagating interfaces. *Journal of Computational Physics*, 118(2) :269–277, 1995.
- [Amit, 1994] Y. Amit. A nonlinear variational problem for image matching. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 15(1) :207–224, 1994.
- [Amit, 1997] Y. Amit. Graphical shape templates for automatic anatomy detection with applications to mri brain scans. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(1) :28–40, 1997.
- [Andersen and Nielsen, 2001] P. Andersen and M. Nielsen. Non-rigid registration by geometry-constrained diffusion. *Medical Image Analysis*, 5 :81–88, 2001.
- [Angelini *et al.*, 2001] E. Angelini, A Laine, S. Takuma, J. Holmes, and S. Homma. Lv volume quantification via spatiotemporal analysis of real-time 3-d echocardiography. *IEEE Transaction on Mededical Imaging*, 6(6) :457–469, 2001.
- [Arganda-Carreras *et al.*, 2006] I. Arganda-Carreras, C. Sorzano, R. Marabini, J. Carazo, C. Ortiz de Solorzano, and J. Kybic. Consistent and elastic registration of histological sections using vector-spline regularization. In *Proceedings of Computer Vision Approaches to Medical Image Analysis 2006*, volume 4241 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 85–89. Springer, 2006.
- [Arsigny *et al.*, 2005] V. Arsigny, X. Pennec, and N. Ayache. Polyrigid and polyaffine transformations : a novel geometrical tool to deal with non-rigid deformations- application to the registration of histological slices. *Medical Image Analysis*, 9(6) :507–523, 2005.
- [Arun *et al.*, 1987] K. Arun, T. Huang, and S. Blostein. Least-squares fitting of two 3-d point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(5) :698–700, 1987.
- [Ashburner and Friston, 1999] J. Ashburner and K. Friston. Nonlinear spatial normalization using basis functions. *Human Brain Mapping*, 7 :254–266, 1999.

- [Ashburner *et al.*, 1999] J. Ashburner, J. Andersson, and K. Friston. High-dimensional non-linear image registration using symmetric priors. *NeuroImage*, 9 :619–628, 1999.
- [Baillard and Barillot, 2000] C. Baillard and C. Barillot. Robust 3d segmentation of anatomical structures with level sets. In *MICCAI'2000*, volume LNCS 1935, pages 236–245, 2000.
- [Baillard *et al.*, 2000] C. Baillard, C. Barillot, and P. Bouthemy. Robust adaptive segmentation of 3d medical images with level sets. *Research Report N° 1369, IRISA, Rennes, France*, 2000.
- [Bajcsy and Broit,] R. Bajcsy and C. Broit. Matching of deformed images. In *Proceedings of International Conference of Pattern Recognition, year = 1982, pages = 351–353*,.
- [Bakircioglu *et al.*, 1998] M. Bakircioglu, U. Grenander, N. Khaneja, and M.I. Miller. Curve matching on brain surfaces using frenet distances. *Human Brain Mapping*, 6(5–6) :329–333, 1998.
- [Baraldi *et al.*, 1996] P. Baraldi, A. Sarti, C. Lamberti, A. Prandini, and F. Sgallari. Evaluation of differential optical flow techniques on synthesized echo images. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 43(3) :259–272, 1996.
- [Barnea and Silverman, 1972] D. Barnea and H. Silverman. A class of algorithms for fast digital image registration. *IEEE Transaction on Computers*, 21 :179–186, 1972.
- [Besl and Mckay, 1992] P. Besl and N. Mckay. A method for registration of 3d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2) :239–256, 1992.
- [Binder *et al.*, 1999] T. Binder, M. Sussner, D. Moertl, H. Strohmer, T. Baumgartner, G. Maurer, and G. Porenta. Artificial neural networks and spatial temporal contour linking for automated endocardial contour detection on echocardiograms : A novel approach to determine left ventricular contractile function. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 25(7) :1069–1076, 1999.
- [Black *et al.*, 1998] Michael Black, Guillermo Sapiro, David Marimont, and David Heeger. Robust anisotropic diffusion. *IEEE Transaction on Image Processing*, 7(3) :421–432, 1998.
- [Bookstein, 1989] F.L. Bookstein. Principal warps : Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(6) :567–585, 1989.
- [Borgefors, 1986] Gunilla Borgefors. Distance transformation in digital images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 34(3) :344–371, 1986.
- [Borgefors, 1988] Gunilla Borgefors. Hierarchical chamfer matching : A parametric edge matching algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(6) :849–865, 1988.

- [Bosch *et al.*, 2002] J. Bosch, S. Mitchell, B. Lelieveldt, O. Nijland, F. Kamp, M. Sonka, and J. Reiber. Automatic segmentation of echocardiographic sequences by active appearance motion models. *IEEE Transaction Medical Imaging.*, 11(11) :1374–1383, 2002.
- [Boukerroui *et al.*, 2003a] D. Boukerroui, A. Baskurt, J. A. Noble, and O. Basset. Segmentation of ultrasound images-multiresolution 2d and 3d algorithm based on global and local statistics. *Pattern Recognition Letters*, 24 :779–790, 2003.
- [Boukerroui *et al.*, 2003b] D. Boukerroui, J. Brady, and J. Noble. Velocity estimation in ultrasound images : A block matching approach. In *Proceeding of 18th Information Processing in Medical Imaging*, pages 586–598, 2003.
- [Broit, 1981] C. Broit. *Optimal Registration of Deformed Images*. Thèse de Doctorat, Université de Pennsylvanie, 1981.
- [Brown, 1992] L. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 24(4) :325–376, 1992.
- [Cachier *et al.*, 2001] P. Cachier, J. Mangin, X. Pennec, D. Riviere, D. Papadopoulos, J. Regis, and N. Ayache. Multipatient registration of brain mri using intensity and geometric features. In *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume LNCS-2208, pages 734–742, 2001.
- [Carona *et al.*, 2007] Y. Carona, P. Makrisa, and N. Vincent. Use of power law models in detecting region of interest. *Pattern Recognition*, (40) :2521–2529, 2007.
- [Caselles *et al.*, 1993] V. Caselles, F. Catté, T. Coll, and F. Dibos. A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, (66) :1–31, 1993.
- [Caselles *et al.*, 1997] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. On geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [Castro and Morandi, 1987] E. Castro and C. Morandi. Registration of translated and rotated images using finite fourier transform. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9 :700–703, 1987.
- [Chalana *et al.*, 1996a] V. Chalana, D. Linker, D. Haynor, and Y. Kim. A multiple active contour model for cardiac boundary detection on echocardiographic sequences. *IEEE Transaction on Medical Imagaging*, 15(3) :290–298, 1996.
- [Chalana *et al.*, 1996b] V. Chalana, D. Linker, D. Haynor, and Y. Kim. A multiple active contour model for cardiac boundary detection on echocardiographic sequences. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 15(6) :290–298, 1996.
- [Chan and Vese, 2001] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. *IEEE Transaction on Image Processing*, 10(2) :266–277, 2001.

- [Chandrashekara *et al.*, 2002] R. Chandrashekara, R. Mohiaddin, and D. Rueckert. Analysis of myocardial motion in tagged mr images using nonrigid image registration. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging : Image Processing*, pages 1168–1179, 2002.
- [Chen *et al.*, 1990] G. Chen, C. Pelizzari, and D. Levin. Image correlation in oncology. *Important Advances in Oncology*, 1(1) :131–141, 1990.
- [Chen *et al.*, 1994] Q. Chen, M. Defrise, and F. Deconinck. Symmetric phase-only matched filtering of fourier-mellin transform for image registration and recognition. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16 :1156–1168, 1994.
- [Chen *et al.*, 2002] Y. Chen, H. Tagare, S. Thiruvankadam, F. Huang, D. Wilson, K. Gopinath, R. Briggs, and E. Geiser. Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework. *International Journal on Computer Vision*, 50(3) :315–328, 2002.
- [Cho *et al.*, 1993] Z. Cho, J. Jones, and M. Singh. *Foundation of Medical Imaging*. Wiley-Interscience, 1993.
- [Christensen and He, 2001] G. Christensen and J. He. Consistent nonlinear elastic image registration. In *IEEE Proceedings of Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, pages 37–43, 2001.
- [Chunke *et al.*, 1996] Y. Chunke, K. Terada, and S. Oe. Motion analysis of echocardiograph using optical flow method. In *Proceedings of IEEE International Conferences on Systems Man and Cybernetics*, pages 672–677, 1996.
- [Clarysse *et al.*, 2000] P. Clarysse, C. Basset, L. Khouas, P. Croisille, D. Friboulet, C. Odet, and I. Magnin. Two-dimensional spatial and temporal displacement and deformation field fitting from cardiac magnetic resonance tagging. *Medical Image Analysis*, 4(4) :253–268, 2000.
- [Cohen and Dinstein, 2002] B. Cohen and I. Dinstein. New maximum likelihood motion estimation schemes for noisy ultrasound images. *Pattern Recognition*, 35(2) :455–463, 2002.
- [Cohen, 1991] L.D. Cohen. On active contour models and ballons. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 53(2) :211–218, 1991.
- [Collins and Evans, 1999] L. Collins and A.C. Evans. *ANIMAL :Automatic Nonlinear Image Matching and Anatomical Labeling, in Brain Warping, chapitre 8, pages 133-142, A.W. Toga Editor*. Academic Press, first edition, 1999.
- [Cootes *et al.*, 1995] T.F. Cootes, C. J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham. Active shape models - their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1) :38–59, 1995.
- [Corsi *et al.*, 2002a] C. Corsi, G. Saracino, A. Sarti, and C. Lamberti. Left ventricular volume estimation for real-time-dimensional echocardiography. *IEEE Transaction on Medical*

- Imaging, Special Issue on New Trends on Cardiovascular Image Analysis*, 21 :1202–1208, 2002.
- [Corsi *et al.*, 2002b] C. Corsi, G. Saracino, A. Sarti, and C. Lamberti. Left ventricular volume estimation for real-time three-dimensional echocardiography. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 21(9) :1202–1208, 2002.
- [Crum *et al.*, 2004] W.R. Crum, T. Hartkens, and D.Hill. Non-rigid image registration : theory and practice. *The British Journal of Radiology*, 77 :S140–S153, 2004.
- [Davatzikos, 1997] C. Davatzikos. Spatial transformation and registration of brain images using elastically deformable models. *Computer Vision and Image Understanding*, 66(2) :207–222, 1997.
- [Declerck *et al.*, 1998] J. Declerck, J. Feldmar, and N. Ayache. Defininion of a 4d continuous planispheric transformation for the tracking and the analysis of left-ventricle motion. *Medical Image Analysis*, 2(2) :197–213, 1998.
- [Declerck *et al.*, 1999] J. Declerck, J. Feldmar, M. L. Goris, and F. Betting. Automatic registration and alignment on a template of cardiac stress and rest reoriented spect images. *IEEE Transaction on Medical Imagaging*, 16(6) :727–737, 1999.
- [Delhay, 2006] B. Delhay. *Estimation spatio-temporelle de mouvement et suivi de structures déformables. Application à l'imagerie dynamique du coeur et du thorax*. Thèse de Doctorat en Images et Systèmes, L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2006.
- [Demuht and Beale, 2003] H. Demuht and M. Beale. *Neural Networks Toolbox for Use with Matlab : User Guide Version 4*. 2003.
- [Deriche *et al.*, 1996] R. Deriche, P. Kornprobst, and G. Aubert. Optical-flow estimation while preserving its discontinuities : a variational approach. In *Invited Session Papers from the Second Asian Conference on Computer Vision*, pages 71–80, 1996.
- [D'Hooge *et al.*, 2002] J. D'Hooge, E. Konofagou, F. Jamal, A. Heimdal, L. Barrios, B. Bijmens, J. Thoen, F. Van de Werf, G. Sutherland, and P. Suetens. Twodimensional ultrasonic strain rate measurement of the human heart in vivo. *IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 49(2) :281–286, 2002.
- [Dussik, 1941] K. Dussik. On the possibility of using ultrasound waves as a diagnostic aid (in german). *Z. Neurol.*, 174 :153–168, 1941.
- [Dussik, 1952] K. Dussik. Further results of the ultrasonic investigation of brain illnesses (in german). *Acta Neurochirurgica*, 2(3–4) :379–401, 1952.
- [Dutt and Greenleaf, 1994] V. Dutt and J. Greenleaf. Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned k distribution signal method. *Ultrasonic Imaging*, 16 :265–287, 1994.

- [Dutt and Greenleaf, 1996] V. Dutt and J. Greenleaf. Adaptive speckle reduction filter for log-compressed b-scan images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(6) :802–813, 1996.
- [Dutt, 1995] Vinayak Dutt. *Statistical Analysis of Ultrasound Echo Envelope*. PhD Thesis in Biophysical Sciences - Biomedical Imaging, The Mayo Graduate School, 1995.
- [Evans *et al.*, 1991] A.C. Evans, W. Dai, D.L. Collins, P. Neelin, and S. Marrett. Warping of a computerized 3d atlas to match brain image volumes for quantitative neuroanatomical and functional analysis. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging*, volume 1445, pages 236–247, 1991.
- [Farin, 2001] G. Farin. *Curves and Surfaces for Computer-Aided Geometry Design*. Morgan Kaufmann, 2001.
- [Feldmar and Ayache, 1994] J. Feldmar and N. Ayache. Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces. Technical Report 2220, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, 1994. Available from <http://www.inria.fr/RRRT/RR-2220.html>.
- [Fleute and Lavallée, 1999] M. Fleute and S. Lavallée. Nonrigid 3-d/2-d registration of images using statistical models. In *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume LNCS-1679, pages 138–147, 1999.
- [Foresee and Hagan, 1997] D. Foresee and M. Hagan. Gauss-newton approximation to bayesian learning. In *Proceedings of the 1997 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'97)*, volume 3, pages 1930–1935, 1997.
- [Forsey and Bartels, 1988] D. Forsey and R. Bartels. Hierarchical b-spline refinement. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '88)*, 22(4) :205–212, 1988.
- [Forsey and Bartels, 1995] D. Forsey and R. Bartels. Surface fitting with hierarchical splines. *ACM Transactions on Graphics*, 14(2) :134–161, 1995.
- [Forsey and Wong, 1998] D. Forsey and D. Wong. Multiresolution surface reconstruction for hierarchical b-splines. In *Graphics Interface*, pages 57–64, 1998.
- [Frost *et al.*, 1982] V. Frost, J. Stiles, K. Shanmugan, and J. Holtzman. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-4 :157–166, 1982.
- [Funahashi, 1989] K. Funahashi. On the approximate realization of continuous mappings by neural network. *Neural Networks*, 2 :183–192, 1989.
- [Ganser *et al.*, 2004] K.A. Ganser, H. Dickhaus, R. Metzner, and C.R. Wirtz. A deformable digital brain atlas system according to talairach and tournoux. *Medical Image Analysis*, 8(1) :3–22, 2004.

- [Gee *et al.*, 1995] J. Gee, L. LeBriquer, C. Barillot, D. Haynor, and R. Bajcsy. Bayesian approach to the brain image matching problem. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging : Image Processing*, volume 2434, pages 145–156, 1995.
- [Ghosal and Vanek, 1996] S. Ghosal and P. Vanek. A fast scalable algorithm for discontinuous optical flow estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(2) :181–194, 1996.
- [Giachetti, 1998] A. Giachetti. On-line analysis of echocardiographic image sequences. *Medical Image Analysis*, 2(3) :261–284, 1998.
- [Gilardi *et al.*, 1996] M. Gilardi, G. Rizzo, A. Savi, and F. Fazio. Registration of multi-modal biomedical images of the heart. *Quarterly Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 40(1) :142–150, 1996.
- [Glasbey and Mardia, 1998] C.A. Glasbey and K.V. Mardia. A review of image-warping methods. *Journal of applied statistics*, 25(2) :155–171, 1998.
- [Gohr and Wedekind, 1940] H Gohr and Th. Wedekind. The ultrasound in the medicine (in german). *Klinische Wochenschrift*, 19(2) :25–29, 1940.
- [Goodman, 1976] J. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *Journal of Optical Society of America*, 66 :1145–1150, 1976.
- [Gorce *et al.*, 1996] J. Gorce, D. Fibroulet, and I. Magnin. Estimation of three dimensional cardiac velocity fields : Assessment of a differential method and application to three-dimensional ct data. *Medical Image Analysis*, 1(3) :245–261, 1996.
- [Grava *et al.*, 2003] C. Grava, V. Buzuloiu, and A. Grava. Comparative study of motion estimation methods for spatio-temporal interpolation. In *Proceedings of International Symposium on Signals, Circuits and Systems*, volume 1, pages 153–156, 2003.
- [Gueziec and Ayache, 1997] A. Gueziec and N. Ayache. Medical image registration using geometric hashing. *IEEE Computational Science and Engineering Magazine*, 4(4) :29–41, 1997.
- [Hampel *et al.*, 1986] F. Hampel, E. Ronchetti, P. Rousseeuw, and W. Stahel. *Robust Statistics : The Approach Based on Influence Functions*. John Wiley and Sons, first edition, 1986.
- [Haykin, 1999] S. Haykin. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, second edition, 1999.
- [Hein and O’Brien, 1993] I. Hein and W. O’Brien. Current time-domain methods for assessing tissue motion by analysis from reflected ultrasound echoes—a review. *IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 40(2) :84–102, 1993.

- [Hellier and Barillot, 2003] P. Hellier and C. Barillot. Coupling dense and landmark-based approaches for non rigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(2) :217–227, 2003.
- [Hellier, 2000] P. Hellier. *Recalage non rigide en imagerie cérébrale : méthodes et validation*. Thèse de Doctorat, Université de Rennes I, 2000.
- [Hill and Hawkes, 2000] D. Hill and D. Hawkes. Across-modality registration using intensity-based cost functions. *In Handbook of medical imaging, chapitre 34, N. Bankman Editor*, pages 537–553, 2000.
- [Hill *et al.*, 1991] D.L. Hill, D.J. Hawkes, J.E. Crossman, M.J. Gleeson, T.C. Cox, E.E. Bracey, A.J. Strong, and P. Graves. Registration of mr and ct images for skull base surgery using point-like anatomical features. *British Journal of Radiology*, 64(767) :1030–1035, 1991.
- [Hill *et al.*, 2001] D. Hill, P. Batchelor, M. Holden, and D. Hawke. Medical image registration. *Physics in Medicine and Biology*, 46 :1–45, 2001.
- [Hinton, 1989] D. Hinton. Connectionist learning procedures. *Artificial Intelligence*, 40 :185–234, 1989.
- [Horn and Schunck, 1981] B. Horn and B. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17 :185–2003, 1981.
- [Hou and Andrews, 1978] H. Hou and H. Andrews. Cubic splines for image interpolation and digital filtering. *IEEE Transaction Acoustic, Speech and Signal Processing*, 26 :508–517, 1978.
- [Huang *et al.*, 1999] J. Huang, D. Abendschein, V. Davila-Roman, , and A. Amini. Spatio-temporal tracking of myocardial deformations with a 4-d b-spline model from tagged mri. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 18(10) :957–972, 1999.
- [Huttenlocher *et al.*, 1993] D. Huttenlocher, G. Klanderman, and W. Rucklidge. Comparing images using the hausdorff distance. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intellinence*, 15 :850–863, 1993.
- [Hutton *et al.*, 2002] Brian Hutton, Michael Braun, Lennart Thurfjell, and Dennys Lau. Image registration : an essential tool for nuclear medicine. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 29(4) :559–577, 2002.
- [Insana *et al.*, 1986] M. Insana, R. Wagner, B. Garra, D. Brown, and T. Shawker. Analysis of ultrasound image texture via generalized rician statistics. *Optical Engineering*, 25 :743–748, 1986.

- [Jacob *et al.*, 2002] G. Jacob, J. Noble, C. Behrenbruch, A. Kelion, and A. Banning. A shape-space-based approach to tracking myocardial borders and quantifying regional left-ventricular function applied in echocardiography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(3) :226–238, 2002.
- [Jin *et al.*, 2002] Y. Jin, A. Laine, and C. Imielinska. An adaptive speed term based on homogeneity for level-set segmentation. In *in the Proceedings of SPIE Medical Imaging Conference*, pages 383–390. SPIE, 2002.
- [Johnson and Christensen, 2002] H. Johnson and G. Christensen. Consistent landmark and intensity-based image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(5) :450–461, 2002.
- [K. Siddiqui and Zucker, 1998] A. Tannenbaum K. Siddiqui, Y. B. Lauriere and S. W. Zucker. Area and length minimizing flows for shape segmentation. *IEEE Transaction on Image Processing*, 7 :433–443, 1998.
- [Kaluzynski *et al.*, 2001] K. Kaluzynski, X. Chen, S. Emelianov, A. Skovoroda, and M. O’Donnell. Strain rate imaging using two-dimensional speckle tracking. *IEEE Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 48(4) :1111–1123, 2001.
- [Kass *et al.*, 1987] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : active contour models. In *First International Conference on Computer Vision*, pages 259–268, 1987.
- [Kass *et al.*, 1988] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1988.
- [Keys, 1981] R. Keys. Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 29(6) :1153–1160, 1981.
- [Kichenassamy *et al.*, 1996] S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, A. Tannenbaum, and A. Yezzi. Conformal curvatures flows : From phase transitions to active vision. *Arch. Rational Mech. Anal.*, 134(3) :275–301, 1996.
- [Klingler *et al.*, 1988] J. Klingler, C. Vaughan, T. Fraker, and L. Andrews. Segmentation of echocardiographic images using mathematical morphology. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 35(11) :925–934, 1988.
- [Kochunov *et al.*, 1999] P. Kochunov, J. Lancaster, and P. Fox. Accurate high-speed spatial normalization using an octree method. *Medical Image Analysis*, 10(6) :724–737, 1999.
- [Konofagou and Ophir, 1998] E. Konofagou and J. Ophir. A new elastographic method for estimation and imaging of lateral displacements, lateral strains, corrected axial strains and poisson’s ratios in tissues. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 24(8) :1183–1199, 1998.

- [Kuan *et al.*, 1987] D. Kuan, A. Sawchuk, T. Strand, and P. Chavel. Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 35 :373–383, 1987.
- [Kucera and Martin, 1997] D. Kucera and R. Martin. Segmentation of sequences of echocardiographic images using a simplified 3-d active contour model with region-based external forces. *Comput. Med. Imag. Graph.*, 21(1) :1–21, 1997.
- [Kybic and Unser, 2003] J. Kybic and M. Unser. Fast parametric elastic image registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(11) :1427–1442, 2003.
- [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2001] M. Ledesma-Carbayo, J. Kybic, M. Desco, A. Santos, and M. Unser. Cardiac motion analysis from ultrasound sequences using non-rigid registration. In *Proceedings of 4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2001*, pages 889–896, 2001.
- [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2002] M. Ledesma-Carbayo, J. Kybic, M. Suhling, P. Hunziker, M. Desco, A. Santos, and M. Unser. Cardiac ultrasound motion detection by elastic registration exploiting temporal coherence. In *Proceedings of 2002 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pages 585–588, 2002.
- [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005] M. Ledesma-Carbayo, J. Kybic, M. Desco, A. Santos, M. Suhling, and P. Hunziker M. Unser. Spatio-temporal nonrigid registration for ultrasound cardiac motion estimation. *IEEE Transaction Medical Imaging.*, 24(9) :11136–1126, 2005.
- [Lee *et al.*, 1997] Seungyong Lee, George Wolberg, and Sung Yong Shin. Scattered data interpolation with multilevel b-splines. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 3(3) :228–244, 1997.
- [Lee, 1980] J. Lee. Digital image enhancement and noise filtering by using local statistic. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2 :165–168, 1980.
- [Lehmann *et al.*, 2001] T. Lehmann, C. Goner, and K. Spitzer. Addendum : B-spline interpolation in medical image processing. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 20(7) :660–665, 2001.
- [Leventon *et al.*, 2000] M. Leventon, W. Grimson, and O. Faugeras. Statistical shape influence in geodesic active contours. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 316–325, 2000.
- [Lin *et al.*, 2003] N. Lin, W. Yu, and J. Duncan. Combinative multi-scale level set framework for echocardiographic image segmentation. *Medical Image Analysis*, 7(4) :529–537, 2003.
- [Lopes *et al.*, 1990] A. Lopes, R. Touzi, and E. Nezry. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(6) :992–1000, 1990.

- [Lucas and Kanade, 1981] B. Lucas and T. Kanade. An iterative image restoration technique with an application to stereo vision. In *Proceedings of DARPA IU Workshop*, pages 121–130, 1981.
- [Luenberger, 1984] D. Luenberger. *Linear and Nonlinear Programming*. Addison Wesley, second edition, 1984.
- [Lui *et al.*, 1990] L. Lui, B. Schunck, and C. Meyer. On robust edge detection. In *Proceedings of DARPA IU Workshop*, volume Proceedings of International Workshop on Robust Computer Vision, pages 261–286, 1990.
- [Mackay, 1992] D. Mackay. Bayesian interpolation. *Neural Computation*, 4(3) :415–447, 1992.
- [Mailloux *et al.*, 1989] G. Mailloux, F. Langlois, P. Simard, and M. Bertrand. Restoration of the velocity field of the heart from two dimensional echocardiograms. *IEEE Transaction Medical Imaging*, 8(2) :143–153, 1989.
- [Maintz and Viergever, 1998] J. Maintz and M. Viergever. A survey of medical images registration. *Medical Image Analysis*, 2(1) :1–16, 1998.
- [Maintz *et al.*, 1996] J. Maintz, P. van den Elsen, and M. Viergever. Evaluation of ridge seeking operators for multimodality medical image matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(4) :353–365, 1996.
- [Makela *et al.*, 2002] T. Makela, P. Clarysse, O. Sipila, N. Pauna, Q. Pham, T. Katila, and I. Magnin. A review of cardiac image registration methods. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(9) :1011–1021, 2002.
- [Malandain *et al.*, 1994] G. Malandain, S. Fernandez-Vidal, and J. Rocchisani. Improving registration of 3-d medical images using a mechanical based method. In *Proceedings of the Third European Conference on Computer Vision (ECCV'94)*, pages 131–136, 1994.
- [Malandain, 2006] Grégoire Malandain. *Les mesures de similarité pour le recalage des images médicales*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Nice-Sophia Antipolis Sophia Antipolis, France, 2006.
- [Malladi and Sethian, 1995] R. Malladi and J. Sethian. Image processing via level set curvature flow. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 92 :7046–7050, 1995.
- [Malladi and Sethian, 1996] Ravikanth Malladi and James Sethian. A unified approach to noise removal, image enhancement, and shape recovery. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(11) :1554–1568, 1996.
- [Malladi and Sethian, 1997] Ravikanth Malladi and James Sethian. Level set methods for curvature flow, image enhancement, and shape recovery in medical images. *Visualization and Mathematics : Experiments, Simulations, and Environments*, pages 329–345, 1997.

- [Malladi *et al.*, 1995] R. Malladi, J. Sethian, and B.C. Vemuri. Shape modeling with front propagation : a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2) :158–175, 1995.
- [McEachen *et al.*, 2000] J. McEachen, A. Nehorai, and J. Duncan. Multiframe temporal estimation of cardiac nonrigid motion. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 9(4) :651–664, 2000.
- [Mellor and Brady, 2005] M. Mellor and M. Brady. Phase mutual information as a similarity measure for registration. *Medical Image Analysis*, 9(4) :330–343, 2005.
- [Menet *et al.*, 1990] S. Menet, P. Saint-Marc, and G. Medioni. B-snakes : implementation and application to stereo. In *Proceedings of Image Understanding Workshop, DARPA*, pages 720–726, 1990.
- [Mignotte *et al.*, 2001] M. Mignotte, J. Meunier, and J. Tardif. Endocardial boundary estimation and tracking in echocardiographic images using deformable template and markov random fields. *Pattern Analysis and Applications*, 4(4) :256–271, 2001.
- [Mikiae *et al.*, 1998] I. Mikiae, S. Krucinski, and J. Thomas. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences : Active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Transaction on Medical Imaging.*, 17(2) :274–284, 1998.
- [Mikula *et al.*, 2004] K. Mikula, A. Sarti, F. Sgallari, and J. Suri. *Handbook of Medical Image Analysis : Segmentation and Registration Models*. New York : Marcel Dekker Inc., first edition, 2004.
- [Mishra *et al.*, 2003] A. Mishra, P. Dutta, and M. Ghosh. A ga based approach for boundary detection of left ventricle with echocardiographic image sequences. *Image and Vision Computing*, 21 :967–976, 2003.
- [Molthen *et al.*, 1993] R. Molthen, V. Narayanan, P. Shanker, J. Reid, V. Genis, and L. Vergara-Dominguez. Ultrasound echo validation by k-distribution. In *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, pages 957–960. IEEE, 1993.
- [Montagnat *et al.*, 1999] J. Montagnat, H. Delingette, and G. Malandain. Cylindrical echocardiographic image segmentation based on 3d deformable models. In *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume LNCS-1679, pages 168–175, 1999.
- [Moody and Rogntvalddson, 1997] J. Moody and T. Rogntvalddson. Smoothing regularizers for projective basis function networks. *Advances in Neural Information Processing System*, 9 :585–591, 1997.
- [Mulder *et al.*, 1992] W. Mulder, S. Osher, and J. Sethian. Computing interface motion in compressible gas dynamics. *Journal of Computational Physics*, 100(2) :209–228, 1992.

- [Mulet-Parada and Noble, 2000] M. Mulet-Parada and J. Noble. 2d+t acoustic boundary detection in echocardiography. *Medical Image Analysis*, 4 :21–30, 2000.
- [Mumford and Shah, 1989] D. Mumford and J. Shah. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Commun. Pure and Applied Mathematics*, 42 :577–685, 1989.
- [Musse *et al.*, 2003] O. Musse, F. Heitz, and J. Armspach. Fast deformable matching of 3-d images over multiscale nested subspaces. application to atlas-based mri segmentation. *Pattern Recognition*, 36(8) :1881–1899, 2003.
- [Nagel, 1987] H. Nagel. On the estimation of optical flow : relations between different approaches and some new results. *Artificial Intelligence*, 33(3) :298–324, 1987.
- [Nastar and Ayache, 1996] C. Nastar and N. Ayache. Frequency-based nonrigid motion analysis application to four dimensional medical images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(11) :1067–1079, 1996.
- [Nikou *et al.*, 1999] C. Nikou, F. Heitz, and J.P. Armspach. A probabilistic deformable model for mr/spect brain image registration and segmentation. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging*, volume 3361, pages 20–26, 1999.
- [Noblet, 2006] Vincent Noblet. *Recalage non rigide d’image cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie*. Thèse de Doctorat en Traitement d’Images et Vision par Ordinateur, Université Louis Pasteur, Strasbourg, France, 2006.
- [Odobez and Bouthemy, 1995] J. Odobez and P. Bouthemy. Estimation robuste multiéchelle de modèles paramétrés de mouvement sur des scènes complexes. *Traitement du Signal*, 12(2) :113–128, 1995.
- [Oosterveld *et al.*, 1985] B. Oosterveld, J. Thijssen, and W. Verhoef. Texture of b-mode echograms : 3-d simulations and experiments of the effects of diffraction and scatterer density. *Ultrasonic Imaging*, 7 :142–160, 1985.
- [Osher and Sethian, 1988] S. Osher and J. Sethian. Fronts propagating with curvature-dependent speed : algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 79(1) :12–49, 1988.
- [Ozturk and McVeigh, 2000] C. Ozturk and E. R. McVeigh. Four-dimensional b-spline based motion analysis of tagged mr images : Introduction and in vivo validation. *Physics in Medicine and Biology*, 45(6) :1683–1702, 2000.
- [Paragios, 2003] N. Paragios. A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle. *IEEE Transaction on Mededical Imaging*, 22(6) :773–776, 2003.

- [Pelizzari *et al.*, 1989] C. Pelizzari, G. Chen, R. Weichselbaum D. Spelbring, and C. Chen. Accurate three-dimensional registration of ct,pet, and/or mr images of brain. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 13 :20–26, 1989.
- [Pennec *et al.*, 2000] X. Pennec, N. Ayache, and J.P. Thirion. Landmark-based registration using features identified through differential geometry. *Handbook of Medical Imaging, chapitre 31, I. Bankman Editor*, pages 499–513, 2000.
- [Piñeiro, 2005] Daniel Piñeiro. *Ecocardiografía : Para la toma de decisiones clínicas*. Editorial Medica Panamericana, 2005.
- [Pluim *et al.*, 2000] J. Pluim, J. Maintz, and M. Viergever. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(8) :809–814, 2000.
- [Pratt, 1974] W. Pratt. Correlation techniques of image registration. *IEEE Transaction Aerospace and Electronic Systems*, 10 :353–358, 1974.
- [Pratt, 1991] W. Pratt. *Digital Image Processing*. John Wiley, second edition, 1991.
- [Radeva *et al.*, 1997] P. Radeva, A. Amini, and J. Huang. Deformable b-solids and implicit snakes for 3d localization and tracking of spamm-mri data. *Computer Vision and Image Understanding*, 66(2) :163–178, 1997.
- [Reddy and Chatterji, 1996] B. Reddy and B. Chatterji. An fft-based technique for translation, rotation and scale-invariant image registration. *IEEE Transaction on Image Processing*, 5 :1266–1271, 1996.
- [Rekeczky *et al.*, 1999] C. Rekeczky, A. Tahy, Z. Vegh, and T. Roska. Cnn-based spatiotemporal nonlinear filtering and endocardial boundary detection in echocardiography. *International Journal on Circuit Theory and Applications*, 27(1) :pp.171–207, 1999.
- [Rice, 1945] S. Rice. Mathematical analysis of random noise. *Bell System Technical Journal*, 14 :46–158, 1945.
- [Roche *et al.*, 1998] A. Roche, G. Malandain, X. Pennec, and N. Ayache. The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration. In *Proceedings of First International Conferences on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, volume LNCS-1496, pages 1115–1124, 1998.
- [Roche, 2001] Alexis Roche. *Recalage d’images médicales par inférence statistique*. Thèse de Doctorat en Sciences de l’ingénieur, Université de Nice-Sophia Antipolis, Sophia Antipolis, France, 2001.
- [Rohlfing *et al.*, 2003] T. Rohlfing, C. Maurer, D. Bluemke, and M. Jacobs. Volume-preserving non-rigid registration of mr breast images using free-form deformation with

- an incompressibility constraint. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(6) :730–741, 2003.
- [Rohr *et al.*, 1996] K. Rohr, H.S. Stiehl, R. Sprengel, W. Beil, T.M. Buzug, J. Weese, and M.H. Kuhn. Point-based elastic registration of medical image data using approximating thin-plate splines. In *In Visualization in Biomedical Computing, LNCS-1131*, pages 297–306. Springer Verlag, 1996.
- [Rohr, 1999] K. Rohr. Extraction of 3d anatomical point landmarks based on invariance principles. *Pattern Recognition*, 32(1) :3–15, 1999.
- [Rosenman *et al.*, 1998] J. Rosenman, E. Miller, G. Tracton, and T. Cullip. Image registration : an essential part of radiation therapy treatment planning. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, 40(2) :197–205, 1998.
- [Rousseeuw and Leroy, 1987] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy. *Robust regression and outlier detection*. John Wiley & Sons, Inc., first edition, 1987.
- [Royackkers *et al.*, 1999] N. Royackkers, M. Desvignes, H. Fawal, and M. Revenu. Detection and statistical analysis of human cortical sulci. *NeuroImage*, 10 :625–641, 1999.
- [Rueckert *et al.*, 1999] D. Rueckert, L. Sonoda, C. Hayes, D. Hill, M. Leach, and D. Hawkes. Non-rigid registration using free-form deformations : Application to breast mr images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(8) :712–721, 1999.
- [Rueckert *et al.*, 2002] D. Rueckert, M. Lorenzo-Valdes, R. Chandrashekara, G. Sanchez-Ortiz, and R. Mohiaddin. Non-rigid registration of cardiac mr : Application to motion modeling and atlas-based segmentation. In *Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : Macro to Nano*, volume 2, pages 481–484, 2002.
- [Rumelhart and McClelland, 1986] D. Rumelhart and J. McClelland. *Explorations in Parallel Distributed Processing*. The MIT Press, first edition, 1986.
- [Sanchez-Ortiz *et al.*, 2002] G. Sanchez-Ortiz, G. Wright, N. Clarke, J. Declerck, A. Banning, and J. Noble. Automated 3d echocardiography analysis compared with manual delineation and muga. *IEEE Transaction on Mededical Imaging*, 21(9) :1069–1076, 2002.
- [Sarti and Malladi, 1999] A. Sarti and R. Malladi. A geometric level set model for ultrasounds analysis. Technical Report LBNL-44442, University of California, Berkeley, 1999.
- [Sarti *et al.*, 2000] A. Sarti, R. Malladi, and J. Sethian. Subjective surfaces : A method for completing missing boundaries. *Nat. Acad. Sci. USA*, 12(97) :6258–6263, 2000.
- [Sarti *et al.*, 2002] A. Sarti, R. Malladi, , and J. Sethian. Subjective surfaces : A geometric model for boundary completion. *International Journal on Computer Vision.*, 46(3) :201–221, 2002.

- [Sarti *et al.*, 2005] A. Sarti, E. Mazzini, C. Corsi, and C. Lamberti. Maximum likelihood segmentation of ultrasound images with rayleigh distribution. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(6) :974–960, 2005.
- [Schnabel *et al.*,] J. Schnabel, D. Rueckert, M. Quist, J. Blackall, A. Castellano, T. Hartkens, G. Penney, W. Hall, H. Liu, C. Truweit, F. Gerritsen, D. Hill, and D. Hawkes. A generic framework for non-rigid registration based on non-uniform multi-level free-form deformations. In *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume = LNCS-2208, year = 2001, pages = 573–581,.
- [Sethian, 1985] J.A. Sethian. Curvature and evolution of fronts. *Communications in Mathematical Physics*, 101 :487–499, 1985.
- [Sethian, 1996] James Sethian. *Level set method :Evolving Interfaces in Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision and Materials Sciences*. Cambridge University Press, first edition, 1996.
- [Shankar *et al.*, 1993] P. Shankar, J. Reid, H. Ortega, and B. Goldberg. Use of non-rayleigh statistics for the identifications of tumors in ultrasonic b-scans of the breast. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 12 :687–692, 1993.
- [Shi *et al.*, 1999] P. Shi, A. Sinusas, R. Constable, and J. Duncan. Volumetric deformation analysis using mechanics-based data fusion : Applications in cardiac motion recovery. *International Journal of Computer Vision*, 35(1) :87–107, 1999.
- [Shung *et al.*, 1992] K. Shung, M. Smith, and B. Tsui. *Principles of Medical Imaging*. Academic Press, first edition, 1992.
- [Singh and Allen, 1992] A. Singh and P. Allen. Image-flow computation : An estimationtheoretic framework and a unified perspective. *Computer Vision, Graphics Image Processing : Image Understanding*, 56(2) :152–177, 1992.
- [Sokolov, 1935] Sergey Sokolov. Ultrasonic methods of detecting internal flaws in metal articles. *Zavodskaya Laoratoriya*, 4 :1468–1473, 1935.
- [Sorzano *et al.*, 2005] C. Sorzano, P. Thévenaz, and M. Unser. Elastic registration of biological images using vector-spline regularization. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(4) :652–663, 2005.
- [Stiller and Konrad, 1999] C. Stiller and J. Konrad. Estimating motion in image sequences, a tutorial on modeling and computation of 2d motion. *IEEE Signal Processing Magazine*, 16 :70–91, 1999.
- [Subsol, 1999] G. Subsol. *Crest lines for curve-based warping in Brain Warping*, chapitre 14, pages 241-262, A.W. Toga Editor. Academic Press, first edition, 1999.

- [Suhling *et al.*, 2005] M. Suhling, M. Arigovindan, C. Jansen, P. Hunziker, and M. Unser. Myocardial motion analysis from b-mode echocardiograms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(4) :525–536, 2005.
- [Suri *et al.*, 2002] J. Suri, K. Liu, S. Singh, S. Laxminarayan, X. Zeng, and L. Reden. Shape recovery algorithms using level sets in 2-d/3-d medical imagery : a state-of-the-art review. *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*, 6 :8–28, 2002.
- [Suri, 2000] J. Suri. Leaking prevention in fast level sets using fuzzy models :an applications in mr brain. In *IEEE EMBS International Conference on Information Technology Applications in Biomedicine*, pages 220–225, 2000.
- [Szeliski and Coughlan, 1997] R. Szeliski and J. Coughlan. Spline-based image registration. *International Journal of Computer Vision*, 22(3) :199–218, 1997.
- [Tauber *et al.*, 2004] Clovis Tauber, Hadj Batatia, and Alain Ayache. A robust speckle reducing anisotropic diffusion. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Singapore*, pages 247–250. IEEE, 2004.
- [Tauber, 2005] Clovis Tauber. *Robust anisotropic filtering and B-spline snake segmentation : Application to ultrasound images (in French)*. PhD Thesis in Informatics and Telecommunications, INP-ENSEEIH, Toulouse, France, 2005.
- [Thirion and Benayoun, 2000] J. Thirion and S. Benayoun. Myotrack : A 3d deformation field method to measure cardiac motion from gated spect. In *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume LNCS-1935, pages 697–706, 2000.
- [Thirion, 1994] J. Thirion. Extremal points :definition and application to 3d image registration. *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 587–592, 1994.
- [Thirion, 1998] J. Thirion. Image matching as a diffusion process : an analogy with maxwell’s demons. *Medical Image Analysis*, 2(3) :243–260, 1998.
- [Thompson and Toga, 1990] P. Thompson and A.W. Toga. Anatomically driven strategies for high dimensional brain image warping and pathology detection. In *A.W. Toga, Editor, Brain Warping, chapitre 18, pages 311-336. Academic Press*, 1990.
- [Toraichi *et al.*, 1988] K. Toraichi, S. Yang, and R. Mori. Two-dimensional spline interpolation for image reconstruction. *Pattern Recognition*, 21 :275–284, 1988.
- [Treves *et al.*, 1998] S. Treves, K. Mitchell, and I. Habboush. Three dimensional image alignment, registration and fusion. *Quarterly Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 42(2) :83–92, 1998.
- [Troadek *et al.*, 2000] H. Troadek, A. Benzinou, V. Rodin, and J. Le Bihan. Use of deformable template for two-dimensional growth ring detection of otoliths by digital image processing :

- Application to plaice (*pleuronectes platessa*) otoliths. *Fisheries Research*, 46(1) :155–163, 2000.
- [Tuthill *et al.*, 1988] T. Tuthill, R. Sperry, and K. Parker. Deviation from rayleigh statistics in ultrasound speckle. *Ultrasonic Imaging*, 10 :81–90, 1988.
- [VandenElsen *et al.*, 1995] P. VandenElsen, J. Maintz, E. Pol, and M. Viergever. Automatic registration of ct and mr brain images using correlation of geometrical features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(2) :384–396, 1995.
- [Veltkamp and Hagedoorn, 1999] R. Veltkamp and M. Hagedoorn. State-of-the-art in shape matching. Technical Report UU-CS-1999-27, University of Utrecht, 1999.
- [Vemuri *et al.*, 2000] B. Vemuri, J. Ye, Y. Chen, and C. Leonard. A level-set based approach to image registration. In *Proceedings of IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, pages 86–93, 2000.
- [Vemuri *et al.*, 2003] B. Vemuri, J. Ye, Y. Chen, and C. Leonard. Image registration via level-set motion : Applications to atlas-based segmentation. *Medical Image Analysis*, 7(1) :1–20, 2003.
- [Viola and Wells, 1997] P. Viola and W. Wells. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision*, 24 :137–154, 1997.
- [Wagner *et al.*, 1986] R. Wagner, M. Insana, and D. Brown. Unified approach to detection and classification of speckle texture in diagnostic ultrasound. *Optical Engineering*, 25 :738–742, 1986.
- [Webb, 1988] S. Webb. *The Physics of Medical Imaging*. IOP Publishing, first edition, 1988.
- [Weber and Ivanovic, 1994] D. Weber and M. Ivanovic. Correlative image registration. *Seminars in Nuclear Medicine*, 24(4) :311–323, 1994.
- [Weigend *et al.*, 1991] A. Weigend, D. Rumelhart, and B. Huberman. Generalization by weight-elimination with applications to forecasting. *Advances in Neural Information Processing System*, 3 :875–872, 1991.
- [Weng *et al.*, 1991] L. Weng, J. Reid, P. Shankar, and K. Soetanto. Ultrasound speckle analysis based on the k-distribution. *Journal of Acoustical Society of America*, 89 :2992–2995, 1991.
- [Weyman, 1994] A. E. Weyman. *Principles and Practice of Echocardiography*. Lea & Febiger, 2nd edition, 1994.
- [Wild and Reid, 1952] John Wild and John Reid. Application of echo-ranging techniques to the determination of structure of biological tissues. *Science*, 115 :226–230, 1952.

- [Woods *et al.*, 1998] R. Woods, S. Grafton, J. Watson, N. Sicotte, and J. Mazziotta. Automated image registration : 2. intersubject validation of linear and non-linear models. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 22(1) :153–165, 1998.
- [Xiao *et al.*, 2002] G. Xiao, M. Brady, J. Noble, and Y. Zhang. Segmentation of ultrasound b-mode images with intensity inhomogeneity correction. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 21(1) :48–57, 2002.
- [Xie and Farin, 2001] Zhiyong Xie and Gerald Farin. Deformation with hierarchical b-splines. In *Mathematical Methods for Curves and Surfaces : Oslo 2000*, pages 545–554, 2001.
- [Xie and Farin, 2004] Zhiyong Xie and Gerald Farin. Image registration using hierarchical b-splines. *IEEE Transaction on Visualization and Computer Graphics*, 10(1) :85–94, 2004.
- [Xue *et al.*, 2004] Z. Xue, D. Shen, and C. Davatzikos. Determining correspondence in 3-d mr brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(10) :1276–1291, 2004.
- [X.Zeng *et al.*, 1998] X.Zeng, L.H. Staib, R.T. Schultz, and J.S.Duncan. Volumetric layer segmentation using coupled surfaces propagation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 708–715, 1998.
- [Yan and Zhuang, 2003] J. Yan and T. Zhuang. Applying improved fast marching method to endocardial boundary detection in echocardiographic images. *Pattern Recognition Letters*, 24(15) :2777–2784, 2003.
- [Yezzi *et al.*, 1997] Anthony Yezzi, Satyanad Kichenassamy, Arun Kumar, Peter Olver, and Allen Tannenbaum. A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 16 :199–209, 1997.
- [Yu and Acton, 2002] Yongjian Yu and Scott Acton. Speckle reducing anisotropic diffusion. *IEEE Transaction on Image Processing*, 11(11) :1260–1270, 2002.
- [Yu and Acton, 2004] Yongjian Yu and Scott Acton. Edge detection in ultrasound imagery using the instantaneous coefficient of variation. *IEEE Transaction on Image Processing*, 13(12) :1640–1655, 2004.
- [Zeng *et al.*, 1999] X. Zeng, L. H. Staib, R. T. Schultz, and J. S. Duncan. Segmentation and measurement of the cortex from 3-d mr images using coupled-surfaces propagation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18 :927–937, 1999.
- [Zhang, 1993] Z. Zhang. Le problème de la mise en correspondance :l'état de l'art. Technical Report Rapport technique 2146, INRIA, 1993.
- [Zini *et al.*, 1997] G. Zini, A. Sarti, and C. Lamberti. Application of continuum theory and multi-grid methods to motion evaluation from 3d echocardiography. *IEEE Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 44(3) :297–308, 1997.

- [Zitova and Flusser, 2003] B. Zitova and J. Flusser. Image registration methods : A survey. *Image and Vision Computing*, 21(11) :977–1000, 2003.

Résumé

L'analyse du mouvement local des parois du cœur dans des images ultrasonores est souvent utilisée pour diagnostiquer certaines malformations cardiaques. Malheureusement, cette modalité produit des images caractérisées par un niveau élevé de speckle, rendant difficile la détection des cavités. La thèse présente une méthode d'estimation du mouvement des cavités dans des images 2D. Nous proposons un nouveau modèle de level sets pour segmenter l'image. Ce modèle s'appuie sur une fonction d'arrêt adaptée au speckle. Celle-ci se démarque des fonctions habituelles en remplaçant le gradient par le coefficient de variation, une statistique robuste aux bruits multiplicatifs. De plus, nous renforçons cette fonction par un classificateur perceptron multicouche rendant plus fiable la détection de contours. Les résultats obtenus montrent un apport significatif en précision. L'estimation du mouvement se fait par un processus de recalage adaptatif qui calcule une B-spline hiérarchique. Cette méthode prend en entrée les courbes produites par la segmentation et estime la déformation en appliquant successivement l'algorithme ICP, une optimisation aux moindres carrés, et un raffinement hiérarchique. L'expérimentation montre que ce modèle aboutit à une approximation précise des déformations 2D des parois du cœur.

Mots clés

Segmentation de cavités cardiaques, ensembles de niveaux, speckle, analyse du mouvement du cœur, recalage B-spline, images ultrasons.