

**MÉTHODES DE SEGMENTATION DU VENTRICULE  
GAUCHE BASÉE SUR L'ALGORITHME GRAPH CUT  
POUR LES IMAGES PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE  
ET ÉCHOCARDIOGRAPHIQUES.**

par

Michaël Bernier

Mémoire présenté au Département d'informatique  
en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences (M.Sc.)

FACULTÉ DES SCIENCES  
UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE

Sherbrooke, Québec, Canada, 10 janvier 2017

Le 10 janvier 2017

*le jury a accepté le mémoire de Monsieur Michaël Bernier dans sa version finale.*

Membres du jury

Professeur Pierre-Marc Jodoin  
Directrice / Directeur de recherche  
Département Informatique

Professeur Alain Lalande  
Codirecteur de recherche et membre externe  
Département Physique  
Université de Bourgogne

Professeur Marc Frappier  
Membre interne  
Département Informatique

Professeur Gabriel Girard  
Président-rapporteur  
Département Informatique

# Sommaire

L'échocardiographie et l'imagerie par résonance magnétique sont toutes deux des techniques non invasives utilisées en clinique afin de diagnostiquer ou faire le suivi de maladies cardiaques. La première mesure un délai entre l'émission et la réception d'ultrasons traversant le corps, tandis que l'autre mesure un signal électromagnétique généré par des protons d'hydrogène présents dans le corps humain. Les résultats des acquisitions de ces deux modalités d'imagerie sont fondamentalement différents, mais contiennent dans les deux cas de l'information sur les structures du coeur humain. La segmentation du ventricule gauche consiste à délimiter les parois internes du muscle cardiaque, le myocarde, afin d'en calculer différentes métriques cliniques utiles au diagnostic et au suivi de différentes maladies cardiaques, telle la quantité de sang qui circule à chaque battement de coeur. Suite à un infarctus ou autre condition, les performances ainsi que la forme du coeur en sont affectées. L'imagerie du ventricule gauche est utilisée afin d'aider les cardiologues à poser les bons diagnostics. Cependant, dessiner les tracés manuels du ventricule gauche requiert un temps non négligeable aux cardiologues experts, d'où l'intérêt pour une méthode de segmentation automatisée fiable et rapide.

Ce mémoire porte sur la segmentation du ventricule gauche. La plupart des méthodes existantes sont spécifiques à une seule modalité d'imagerie. Celle proposée dans ce document permet de traiter rapidement des acquisitions provenant de deux modalités avec une précision de segmentation équivalente au tracé manuel d'un expert. Pour y parvenir, elle opère dans un espace anatomique, induisant ainsi une forme a priori implicite. L'algorithme de Graph Cut, combiné avec des stratégies telles les cartes probabilistes et les enveloppes convexes régionales, parvient à générer des résultats qui équivalent (ou qui, pour la majorité des cas, surpassent) l'état de l'art

## SOMMAIRE

au moment de la rédaction de ce mémoire. La performance de la méthode proposée, quant à l'état de l'art, a été démontrée lors d'un concours international. Elle est également validée exhaustivement via trois bases de données complètes en se comparant aux tracés manuels de deux experts et des tracés automatisés du logiciel Syngovia. Cette recherche est un projet collaboratif avec l'Université de Bourgogne, en France.

**Mots-clés:** Segmentation cardiaque, échographie, imagerie par résonance magnétique, Graph Cut, carte probabiliste.

# Remerciements

Je veux en premier lieu remercier mon directeur de recherche, Pierre-Marc Jodoin, qui m'a donné la chance de réaliser une maîtrise sous sa supervision. Son appui, encadrement, motivation et piqure pour la recherche sont des éléments clés qui ont contribué à la finalisation de ce projet. Cette aventure m'a fait découvrir ce qu'est le monde de la recherche scientifique en imagerie médicale et j'en suis très reconnaissant. Le meilleur souvenir que je garde de notre collaboration est notre participation au concours CETUS lors de la conférence MICCAI 2014 à Boston. Plus particulièrement lors de la mise à l'épreuve de la première itération de notre méthode où nous avons, à partir du dernier rang, gravi les échelons jusqu'à la première place de notre catégorie.

Merci beaucoup au Pr Alain Lalande de l'Université de Bourgogne qui a élevé mon projet de recherche à un tout autre niveau. Sa collaboration étroite m'a permis de mettre sur pied une base de données en IRM cardiaque chez l'humain couvrant plusieurs pathologies tout en découvrant la région de Bourgogne, en France. Son expertise et les discussions que nous avons eues ensemble lors de mon séjour en France ont grandement contribué à développer la méthode multimodalité telle qu'elle est aujourd'hui. J'ai également eu la chance d'assister et d'expérimenter moi-même l'acquisition d'images IRM en clinique. Ce voyage outremer fut une expérience épanouissante qui m'a permis de rencontrer bien des gens, de progresser dans mon projet, de découvrir une autre partie du monde ainsi que d'ouvrir mes horizons.

Tous mes remerciements au Dr Olivier Humbert qui a accepté de participer à notre plus récente étude en produisant manuellement une réalité de terrain pour valider nos résultats ainsi que pour avoir procuré son opinion d'expert quant à leur analyse.

## REMERCIEMENTS

J'aimerais également remercier les membres du groupe Imeka Solutions inc, Nil, Félix et Jean-René, pour leur assistance technique et logistique, conseils ainsi que pour le partage de leurs connaissances sur divers sujets connexes à mon projet de recherche. Leurs contributions m'ont permis de commencer sur une base solide me permettant d'atteindre mes objectifs.

Salutations aux membres de mon laboratoire ( le Moivre2 ) Charles, Louis-Philippe, Martin, Yi, Mohammad, Clément, Zhiming et Francis avec qui j'ai passé des moments inoubliables et eu des discussions éclairantes sur une panoplie de sujets allant de la culture aux technologies.

Merci enfin à ma famille qui m'a soutenu pour atteindre un niveau de scolarité universitaire et un grand merci à ma compagne de vie dont la patience et la compréhension hors du commun m'ont permis de progresser dans mon cheminement académique avec un minimum de préoccupations.

# Abréviations

## Françaises

**2D** Deux Dimensions

**3D** Trois Dimensions

**CMD** Cardiomyopathie Dilatée

**CMH** Cardiomyopathie Hypertrophique

**C-B** Courbe-Bézier

**FE** Fraction d'Éjection

**GA** Grand Axe

**IRM** Imagerie par Résonance Magnétique

**PA** Petit Axe

**RF** Radiofréquence

**VD** Ventricule droit

**VES** Volume d'Éjection Systolique

**VG** Ventricule gauche

**VTD** Volume TéléDiastolique

**VTS** Volume TéléSystolique

## ABRÉVIATIONS

### **Anglaises**

**2D** Two Dimensions

**3D** Three Dimensions

**B-Space** Bézier-Space

**CETUS** Challenge on Endocardial Three-dimensional Ultrasound Segmentation

**CMIG** Computerized Medical Imagery and Graphics

**DICOM** Digital Imaging and Communications in Medicine

**FE** Fraction Ejection

**FFD** Free-Form Deformation

**LA** Long Axis

**LV** Left Ventricle

**MICCAI** Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention

**MRI** Magnetic Resonance Imaging

**RV** Right Ventricle

**S-C** Spherical-Cylindrical

**SA** Short Axis

**SNR** Signal-to-Noise Ratio

**SV** Stroke Volume



# Table des matières

Sommaire	ii
Remerciements	iv
Abréviations	vi
Table des matières	viii
Liste des figures	xi
Liste des tableaux	1
Introduction	2
<b>1 L'anatomie du coeur et ses pathologies</b>	<b>4</b>
1.1 Anatomie . . . . .	4
1.1.1 Tissus du coeur . . . . .	5
1.2 Appareil cardiovasculaire . . . . .	6
1.2.1 Circulation pulmonaire . . . . .	7
1.2.2 Circulation systémique . . . . .	7
1.3 Révolution cardiaque . . . . .	9
1.4 Pathologies cardiaques . . . . .	11
1.4.1 Cardiomyopathie dilatée . . . . .	11
1.4.2 Cardiomyopathie hypertrophique . . . . .	11
1.4.3 Myocardite . . . . .	13
1.4.4 Infarctus du myocarde . . . . .	15

## TABLE DES MATIÈRES

<b>2</b>	<b>Imagerie par échographie</b>	<b>17</b>
2.1	Principes de base et fonctionnement . . . . .	18
2.1.1	Ondes sonores . . . . .	18
2.1.2	L'échographe . . . . .	23
2.1.3	Génération de l'image . . . . .	27
2.1.4	Rapport signal sur bruit . . . . .	28
2.2	Échocardiographie . . . . .	28
2.2.1	Caractéristiques . . . . .	28
2.2.2	Artefacts . . . . .	31
<b>3</b>	<b>Article : Automated Evaluation of the Left Ventricular Ejection Fraction from Echocardiographic Images Using Graph Cut</b>	<b>34</b>
3.1	Abstract . . . . .	35
3.2	Introduction . . . . .	35
3.3	Previous Work . . . . .	36
3.4	Proposed Method . . . . .	38
3.4.1	Spherical-Cylindrical Space . . . . .	38
3.4.2	Graph Cut . . . . .	40
3.4.3	Energy Function . . . . .	41
3.4.4	Further Improvements . . . . .	43
3.5	Experimental Results . . . . .	45
3.6	Conclusion . . . . .	49
<b>4</b>	<b>Imagerie par résonance magnétique</b>	<b>50</b>
4.1	Principes de base et fonctionnement . . . . .	51
4.1.1	Comportement du proton d'hydrogène . . . . .	51
4.1.2	Le scanner IRM . . . . .	56
4.1.3	Génération de l'image . . . . .	59
4.2	IRM cardiaque . . . . .	60
4.2.1	Caractéristiques . . . . .	61
4.2.2	Artefacts . . . . .	61

<b>5 Article : Graph Cut-Based Method for Segmenting the Left Ventricle from MRI or Echocardiographic Images</b>	<b>64</b>
5.1 Abstract . . . . .	65
5.2 Introduction . . . . .	65
5.3 Proposed Method . . . . .	69
5.3.1 Bezier Space . . . . .	72
5.3.2 Graph Cut . . . . .	75
5.3.3 Energy Functions . . . . .	77
5.3.4 Short Axis Convex Hull . . . . .	83
5.4 Experimental Results . . . . .	84
5.4.1 Evaluation protocol . . . . .	84
5.4.2 Results . . . . .	86
5.5 Conclusion . . . . .	91
5.6 Conflict of interest statement . . . . .	93
<b>Conclusion</b>	<b>94</b>
<b>A Contributions</b>	<b>96</b>
A.1 Méthode de segmentation multimodalité chez le coeur humain . . . . .	96
A.2 Base de données IRM uniforme de coeurs humains . . . . .	97
A.3 Distinctions . . . . .	97
A.4 Publications . . . . .	98
A.5 Conférence . . . . .	98

# Liste des figures

1.1	Anatomie du coeur humain . . . . .	5
1.2	Paroi du coeur humain . . . . .	6
1.3	Système cardiovasculaire . . . . .	8
1.4	Révolution cardiaque . . . . .	10
1.5	Cardiomyopathie dilatée . . . . .	12
1.6	Cardiomyopathie hypertrophique . . . . .	12
1.7	Myocardite . . . . .	14
1.8	Cause d'un infarctus du myocarde . . . . .	15
1.9	Effet d'un infarctus du myocarde . . . . .	16
2.1	Exemples d'échocardiographies . . . . .	17
2.2	Types d'ondes . . . . .	18
2.3	Onde sonore dans l'air . . . . .	19
2.4	Fréquences sonores . . . . .	21
2.5	Fréquences sonores . . . . .	21
2.6	Rupture d'impédance acoustique . . . . .	22
2.7	Echographe . . . . .	23
2.8	Formes de sondes échographiques . . . . .	25
2.9	Exemple de sonde échographique biplan . . . . .	25
2.10	Principe d'une sonde échographique 3D . . . . .	26
2.11	Types de balayages de transducteurs 2D . . . . .	26
2.12	Numérisation d'une acquisition échographique . . . . .	27
2.13	Fenêtres anatomiques . . . . .	29
2.14	Coupes echocardiographiques et anatomie . . . . .	30

## LISTE DES FIGURES

2.15	Artefact d’ombrage . . . . .	32
2.16	Artefact de reverberation . . . . .	32
2.17	Exemple de mauvaise manipulation de sonde . . . . .	33
2.18	Problèmes de configuration de l’échographe . . . . .	33
3.1	Proposed method’s pipeline . . . . .	39
3.2	Example of positive results. . . . .	46
3.3	Example of difficult cases. . . . .	47
3.4	Papillary muscles results. . . . .	48
4.1	Schéma atomique de l’hydrogène . . . . .	51
4.2	Moment angulaire de spin du proton . . . . .	51
4.3	Dipôle d’un proton d’hydrogène . . . . .	52
4.4	Orientation des protons d’hydrogène soumis à un champ magnétique	52
4.5	Précession d’un proton . . . . .	53
4.6	Résonance d’un proton . . . . .	54
4.7	Relaxation longitudinale d’un proton . . . . .	55
4.8	Relaxation transversale de protons synchronisés . . . . .	55
4.9	Graphiques des temps de relaxation . . . . .	56
4.10	Scanneur IRM . . . . .	57
4.11	Composantes d’un scanneur IRM . . . . .	57
4.12	Antennes RF (IRM) . . . . .	58
4.13	Bobines de gradient . . . . .	59
4.14	Exemple d’image IRM cardiaque . . . . .	62
4.15	Artefact de fréquences parasites . . . . .	63
4.16	Artefact de mouvement et d’«off-resonance» . . . . .	63
5.1	Comparison of echocardiography and cardiac MRI . . . . .	67
5.2	Bezier curve mesh concept . . . . .	70
5.3	Bezier curve T-target . . . . .	71
5.4	Graph construction in B-Space . . . . .	76
5.5	Challenges of graph-cut with echocardiography . . . . .	79
5.6	Example of probability maps . . . . .	80

LISTE DES FIGURES

5.7	Relation of T-target with probabilistic space . . . . .	82
5.8	Probability map application example . . . . .	82
5.9	LV convex hull application . . . . .	84
5.10	Examples of segmentation on MRI . . . . .	87
5.11	Examples of segmentation on 3D echocardiography . . . . .	88
5.12	Smoothness term configuration . . . . .	89

# Liste des tableaux

2.1	Propriétés acoustiques des principaux tissus . . . . .	20
3.1	Mean and standard deviation error. . . . .	44
3.2	Correlation of clinical metrics . . . . .	44
3.3	Correlation of mesh precision metrics. . . . .	44
5.1	Clinical results on MRI . . . . .	90
5.2	Anova test p-values . . . . .	91
5.3	Official results of every CETUS challenger . . . . .	91

# Introduction

Comment évaluer la santé cardiaque d'un individu ? Les maladies cardiaques sont l'une des causes principales de mortalité chez l'humain [14, 35], d'où la pertinence de la question. Pour y arriver, les cardiologues ont besoin d'obtenir plusieurs informations sur le coeur du patient, telle sa capacité à pomper le sang à chaque battement. Ces données peuvent être extraites grâce à l'imagerie médicale. Plusieurs modalités d'imagerie permettent d'imager le coeur humain. L'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) sont couramment utilisées dans les centres hospitaliers à cet effet par leur propriété non invasive. Le résultat de telles acquisitions comporte suffisamment d'information pour différencier les structures du coeur et donc d'en calculer une multitude de données quantitatives. Par exemple, il est possible de calculer le volume de sang contenu dans une cavité du coeur en délimitant ses parois intérieures. En effet, il existe des outils permettant aux cardiologues de manuellement tracer ces contours, mais cela requiert un temps non négligeable. Ainsi, les algorithmes de segmentation automatisée y trouvent une application fort utile. La segmentation est utilisée dans plusieurs domaines, tant médicaux (extraction de structures contenues dans des acquisitions médicales) qu'artistiques (logiciels comme Photoshop). Il existe plusieurs familles d'algorithmes de segmentation automatisée ayant chacun ses forces et ses faiblesses. Il y a notamment, parmi d'autres, la famille des contours actifs [6, 68, 71, 72] et la famille de réseaux d'apprentissage profonds [4, 36, 77]. L'état de l'art en segmentation cardiaque étant déjà présenté en détail dans les deux articles inclus dans ce mémoire (chapitre 3 et chapitre 5), il ne sera pas présenté dans ce chapitre d'introduction afin d'éviter une redondance d'information.



## INTRODUCTION

Le ventricule gauche est généralement la cavité observée afin d'établir le constat de santé cardiaque d'un patient. Ainsi, la majorité des méthodes de segmentations automatisées (incluant celle présentée dans ce mémoire) est dédiée à la délimitation de cette cavité. La plupart des méthodes de segmentation existantes sont spécifiques à une seule modalité d'imagerie puisque l'information numérique acquise est basée sur des concepts physiques bien différents. Cependant, celle proposée dans ce mémoire permet de traiter rapidement des acquisitions provenant de deux modalités (échographie et IRM) tout en ayant une précision équivalente à celle d'une segmentation manuelle faite par un expert. De plus, comparativement aux méthodes les plus récentes, la méthode de ce mémoire s'en tire très bien avec le premier rang pour la majorité des métriques de comparaisons considérées par le défi CETUS [45].

En premier lieu, un survol de connaissances générales nécessaires à la compréhension de la première itération du projet de recherche (segmentation uniquement avec des images échocardiographiques) sera présenté, suivi de l'article publié dans le cadre du concours CETUS 2014 sur la méthode elle-même [49]. Puis, des connaissances générales sur les acquisitions IRM suivront afin d'introduire le lecteur au deuxième article décrivant la version multimodalité de la méthode de segmentation qui a été soumise au journal «Computerized Medical Imaging and Graphics» [17]. Le mémoire conclut avec une courte discussion sur l'impact scientifique de la méthode.

# Chapitre 1

## L'anatomie du coeur et ses pathologies

Les maladies cardiaques sont une grande préoccupation autant dans le domaine médical que dans le domaine de la recherche depuis plusieurs décennies. En effet, il s'agit de l'une des principales causes de décès en Amérique du Nord. Selon Statistique Canada [14], les maladies du coeur sont la deuxième plus importante cause de décès au Canada depuis 2010. En 2011, elles ont été responsables de 19,7% des mortalités au Canada. Aux États-Unis, il s'agit même de la cause principale de décès depuis 1958 selon un article du CDC (Centers for Disease Control and Prevention) [84].

### 1.1 Anatomie

Il est notoire que le coeur est un organe servant à faire circuler le sang dans le corps et ce, afin d'alimenter en oxygène. Mais comment fonctionne-t-il? Afin de bien comprendre l'impact du projet de recherche couvert par ce mémoire, il est impératif d'avoir une connaissance de base sur l'anatomie du coeur, son rôle, ainsi que son fonctionnement. La figure 1.1 illustre l'anatomie du coeur humain. Situé sous le sternum, il a environ la taille d'un poing fermé et est composé majoritairement de tissus musculaires cardiaques. Bien qu'elle puisse paraître complexe à première vue, la structure du coeur peut se résumer ainsi : il s'agit d'un organe composé de quatre cavités (deux oreillettes et deux ventricules) ayant chacun une valve. Il est connecté à tout le reste

## 1.1. ANATOMIE

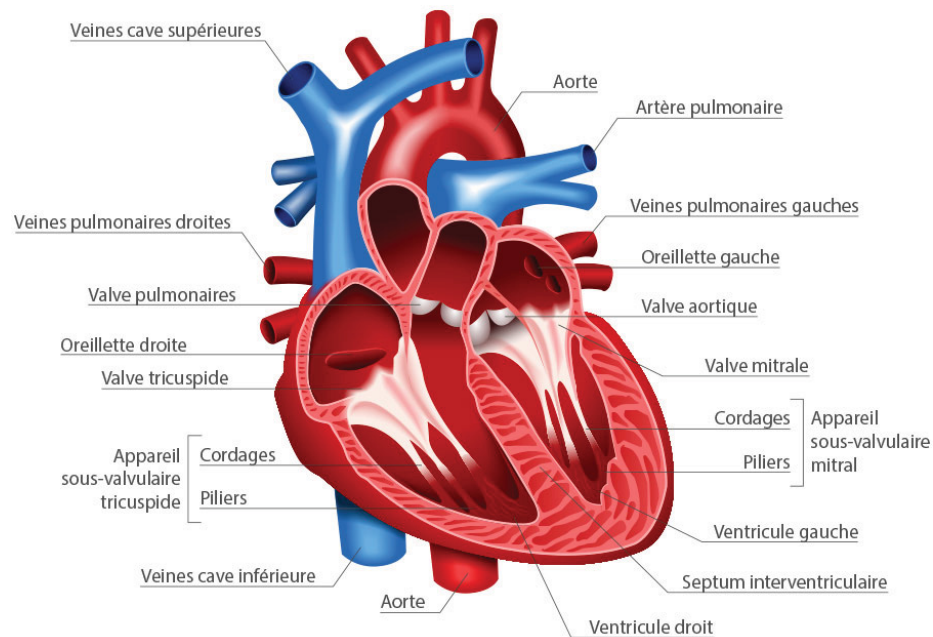


figure 1.1 – Anatomie du coeur humain coupé selon une vue en long axe. Image adaptée de [23].

du corps par différentes artères, veines et l'aorte.

La figure 1.2 offre une perspective plus détaillée sur la structure de la paroi du coeur. Elle est essentiellement composée de trois couches, soit l'endocarde à l'intérieur, le myocarde au milieu et l'épicarde à l'extérieur (à ne pas confondre avec le péricarde, l'enveloppe qui contient le coeur). L'endocarde est une mince membrane qui couvre l'intérieur des cavités et des valves du coeur. Le myocarde, considérablement plus épais, est le muscle cardiaque qui se contracte pour pomper le sang. L'épicarde (aussi une mince membrane) recouvre l'extérieur du coeur.

### 1.1.1 Tissus du coeur

Le coeur est composé d'un amalgame de différents tissus, notamment le tissu épithélial, le tissu conjonctif, le tissu musculaire et le tissu nerveux. Le tissu épithélial, aussi appelé tissu de revêtement, agit comme une membrane recouvrant les surfaces internes (endocarde) et externes (épicarde) des parois du coeur. L'endocarde est en

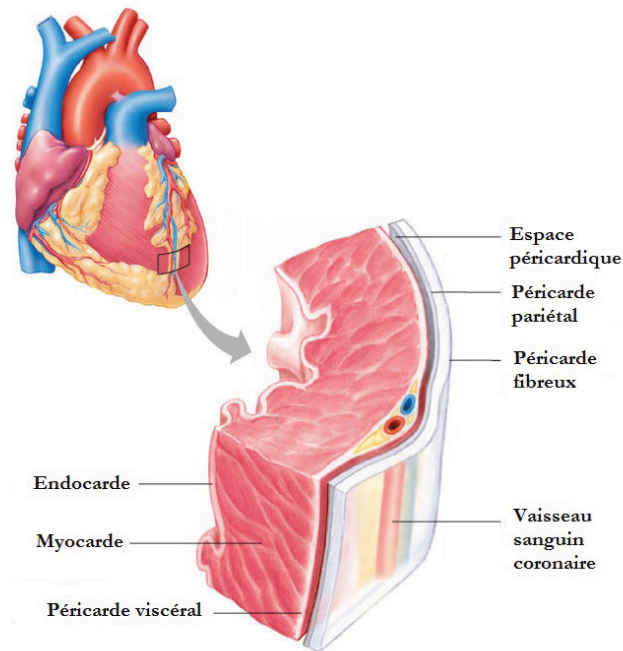


figure 1.2 – Schéma des composantes de la paroi du coeur humain. Image tirée de [69].

contact avec le sang tandis que l'épicarde est en contact avec le liquide péricardique. Leurs cellules sont étroitement rapprochées les unes des autres, donnant à ce tissu une résistance aux lésions mécaniques, aux microbes et à la perte de liquide. Le tissu conjonctif a pour rôle de fixer et soutenir les autres tissus. Contrairement au tissu épithélial, les cellules du tissu conjonctif sont peu nombreuses et dispersées. Le tissu musculaire a la capacité de se contracter suite à une stimulation par un influx nerveux. Ce tissu est le plus abondant du cœur et forme la partie contractile : le myocarde. Enfin, le tissu nerveux perçoit et transmet au tissu musculaire des directives sous forme d'influx nerveux. En d'autres mots, c'est le tissu responsable du contrôle du bon fonctionnement du cœur.

## 1.2 Appareil cardiovasculaire

Le cœur humain fait partie d'un système circulatoire complexe nommée appareil cardiovasculaire ou système sanguin. Ce système est responsable de transporter le sang du cœur vers les extrémités du corps et les divers organes, puis de le réacheminer

## 1.2. APPAREIL CARDIOVASCULAIRE

vers le coeur. Ce système fermé, illustré à la figure 1.3, est divisé en 2 parties : la circulation pulmonaire (en bleu) et la circulation systémique (en rouge).

### 1.2.1 Circulation pulmonaire

La fonction de la circulation pulmonaire, aussi appelée petite circulation, est d'acheminer le sang pauvre en dioxygène et riche en gaz carbonique aux poumons, puis de renvoyer le sang réoxygéné au coeur.

Pour y arriver, le ventricule droit pompe d'abord le sang vers les poumons par l'intermédiaire du tronc pulmonaire. Celui-ci se subdivise en deux artères pulmonaires droite et gauche se connectant chacun à un poumon. En s'écoulant dans les poumons, le sang capte le dioxygène ( $O_2$ ) et libère du dioxyde de carbone ( $CO_2$ ). Enrichi d'oxygène, le sang est acheminé à l'oreillette gauche du coeur via les veines pulmonaires droite et gauche respectives au poumon. Puis, l'oreillette gauche se contracte de façon à acheminer le sang jusqu'au ventricule gauche.

### 1.2.2 Circulation systémique

La fonction de la circulation systémique, aussi appelée grande circulation, est d'acheminer le sang riche en dioxygène à tous les organes ainsi qu'aux extrémités du corps, puis de renvoyer le sang pauvre en dioxygène au coeur.

Pour y parvenir, le ventricule gauche expulse le sang riche en dioxygène par l'aorte qui elle est connectée aux différentes artères parcourant le corps. Les premières connectées à l'aorte, nommées artères coronaires (non visibles dans la figure 1.1), servent à alimenter le muscle cardiaque en dioxygène. Les artères suivantes débouchent sur les lits capillaires des membres supérieurs, soit la tête et les bras. Puis, l'aorte se prolonge et débouche sur les artérioles et les lits capillaires des membres inférieurs, de façon à approvisionner les organes abdominaux et les jambes. Dans les lits capillaires, le sang cède la majorité de son dioxygène aux tissus et reçoit le dioxyde de carbone produit par la respiration cellulaire. Les capillaires s'agglomèrent en veinules, puis en veines. Ainsi, le sang désoxygéné provenant des extrémités du corps se canalise dans la veine cave supérieure pour le haut du corps et dans la veine cave inférieure pour le sang provenant du tronc et du bas du corps. Les deux veines caves acheminent leur sang

CHAPITRE 1. L'ANATOMIE DU COEUR ET SES PATHOLOGIES

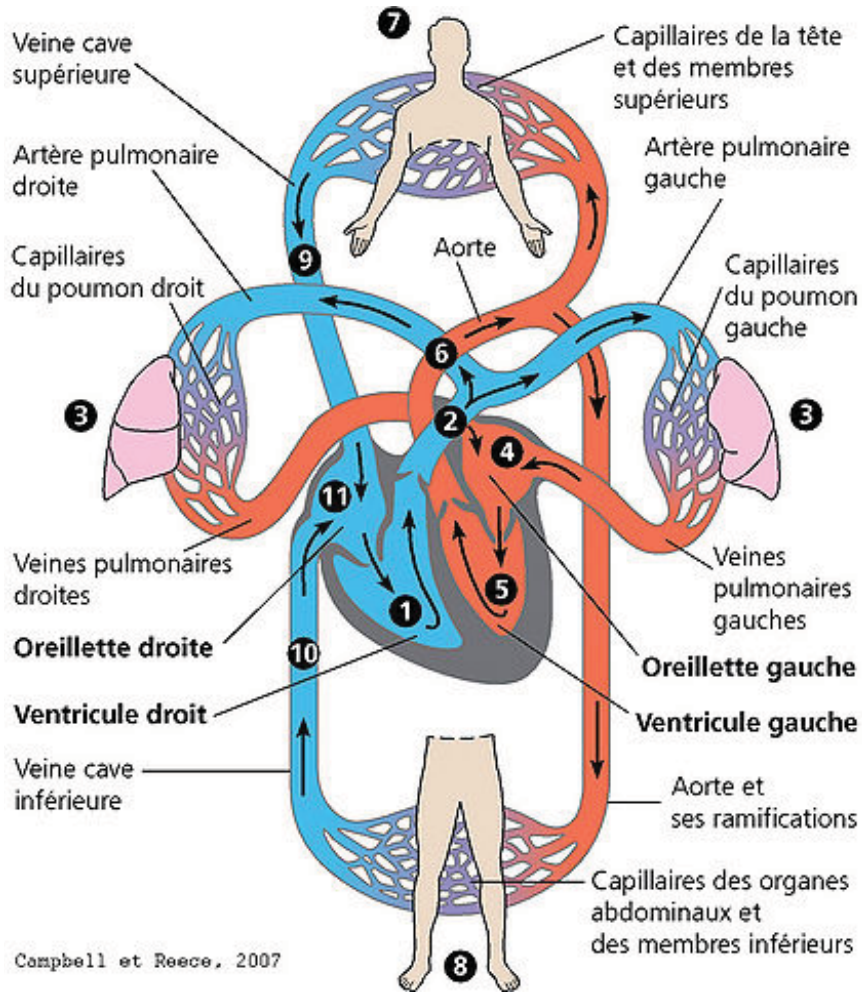


figure 1.3 – Système cardiovasculaire chez l’humain. Image tirée du livre [13].

### 1.3. RÉVOLUTION CARDIAQUE

dans l'oreillette droite qui à son tour le déverse dans le ventricule droit avant d'être réacheminé aux poumons pour s'enrichir à nouveau de dioxygène.

## 1.3 Révolution cardiaque

Le coeur pompe le sang destiné à alimenter le corps en oxygène à l'aide de battements, aussi appelés dans le domaine médical «révolutions cardiaques». Tel qu'illustré à la figure 1.4, celle-ci se divise en trois grandes étapes cycliques : la diastole, la systole auriculaire et la systole ventriculaire. La diastole (phase de relaxation) est l'étape où le sang provenant des veines caves et des veines pulmonaires afflue dans les oreillettes, puis les ventricules. En d'autres mots, l'étape où le coeur se remplit de sang. C'est à cette étape que le coeur est le plus dilaté. Ensuite vient la brève phase de systole auriculaire où tout le sang restant dans les oreillettes est acheminé jusqu'aux ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valves auriculo-ventriculaires se ferment, empêchant un reflux de sang vers les oreillettes. Enfin, le sang est éjecté dans le tronc pulmonaire et l'aorte lors de la dernière période du cycle, la systole ventriculaire. C'est à cette étape que le ventricule gauche est le plus contracté.

Dans une révolution cardiaque, les phases (diastolique, systolique auriculaire et systolique ventriculaire) durent chacune 0.4, 0.1 et 0.3 seconde respectivement pour un total de 0.7 seconde. Au repos, le coeur d'un humain adulte a une fréquence cardiaque moyenne de 75 battements avec un débit de sang évacué de 4.75 litres de sang par minute. De plus, il peut battre plus de 2 milliards de fois en une vie.



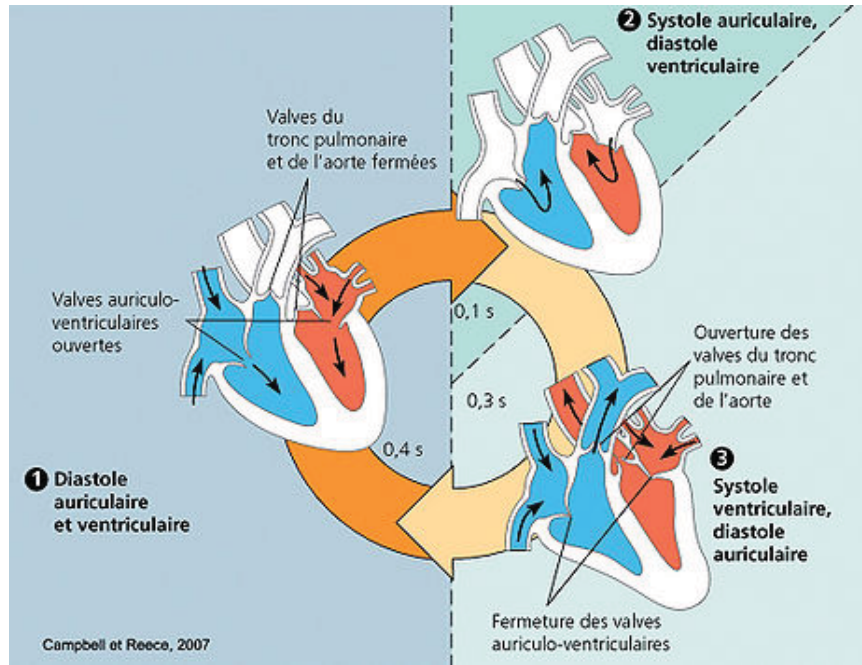


figure 1.4 – Révolution cardiaque du cœur humain. Image tirée du livre [13].

Une métrique importante utilisée pour quantifier de façon relative le sang évacué à chaque battement est la fraction d'éjection (FE). La FE représente le ratio de sang éjecté du ventricule gauche lors d'un battement et elle est régie par l'équation suivante :

$$FE(\%) = \frac{VES}{VTD} * 100 \text{ où } VES = VTD - VTS. \quad (1.1)$$

Ainsi, nous calculons la FE en divisant le volume d'éjection systolique (VES) par le volume télédiastolique (VTD), puis en multipliant par 100 pour obtenir un pourcentage. Le VES est le volume de sang éjecté à chaque contraction tandis que le VTD est le volume de sang présent dans le ventricule gauche avant la contraction, soit en phase de diastole. Le VES se calcule simplement en soustrayant le VTD avec le volume télésystolique (VTS). Le VTS est le volume de sang restant dans le ventricule gauche après la contraction, soit en phase de systole. Un cœur humain en bonne santé aura une FE de l'ordre de 50 à 70%. Toutefois, un cœur possédant une FE dans cette gamme n'est pas nécessairement en santé; bien qu'elle soit utile et importante au diagnostic de maladies cardiaques, c'est une information complémentaire à d'autres observations.



### 1.4 Pathologies cardiaques

L'appareil circulatoire peut être atteint de plusieurs conditions pathologiques affectant ses fonctions et son comportement de différentes façons. Parmi les plus courantes, les examens sélectionnés pour cette étude permettent d'observer 4 pathologies cardiaques différentes, soit la cardiomyopathie dilatée, la cardiomyopathie hypertrophiée, l'infarctus du myocarde ainsi que la myocardite. Étant donné des fonctions vitales du cœur, il est important de comprendre l'impact qu'ont ces conditions sur le système cardiovasculaire.

#### 1.4.1 Cardiomyopathie dilatée

La cardiomyopathie dilatée (CMD) est une maladie du muscle cardiaque où le muscle du ventricule (gauche ou droit) est affaibli. Ainsi, la cavité cardiaque est constamment dilatée à différents niveaux telle qu'illustrée à la figure 1.5, que ce soit pendant la phase de diastole ou de systole. Cela provoque une diminution non négligeable de la force de contraction du muscle cardiaque et de ce fait, la FE en est abaissée. Une FE diminuée signifie que la quantité de sang évacué proportionnellement au volume diastolique est moindre et donc que généralement moins de sang oxygéné est acheminé vers les organes vitaux et les membres externes du corps. Si la FE est trop basse, autrement dit, si le cœur ne réussit pas à pomper suffisamment de sang pour subvenir aux besoins du corps, nous nous retrouvons avec un cas d'insuffisance cardiaque. S'il y a pénurie d'oxygène, les tissus peuvent se dégrader de façon irréversible, voire létale. À noter qu'il est possible que le volume de sang éjecté à chaque battement soit constant malgré une FE abaissée si le volume diastolique est augmenté par une déformation du VG. Dans un contexte de CMD, ce phénomène se nomme remodelage du ventricule gauche.

#### 1.4.2 Cardiomyopathie hypertrophique

La cardiomyopathie hypertrophique (CMH) est une maladie du muscle cardiaque qui atteint la structure même des cellules. Cette anomalie fait en sorte que le muscle cardiaque s'épaissit à différents endroits dépendamment du cas. La figure 1.6 en dé-

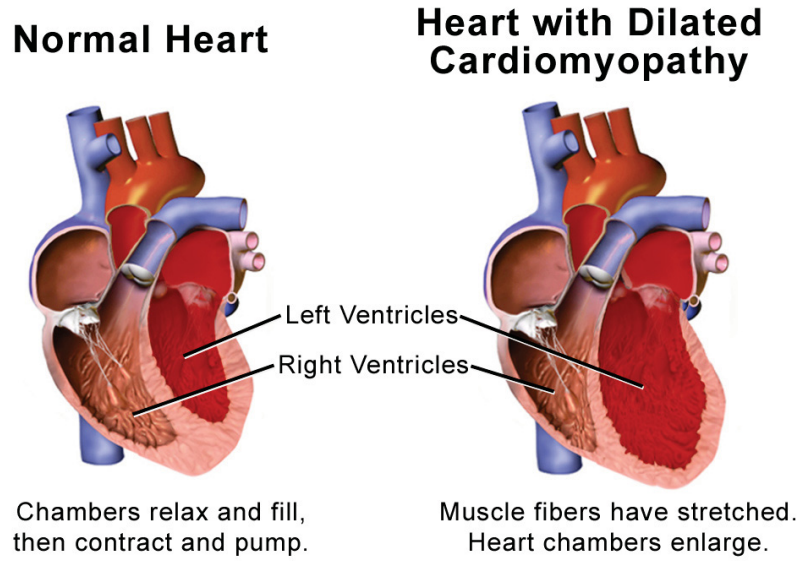


figure 1.5 – Comparaison d'un coeur atteint de cardiomyopathie dilatée avec un coeur en santé. Image tirée du site [80].

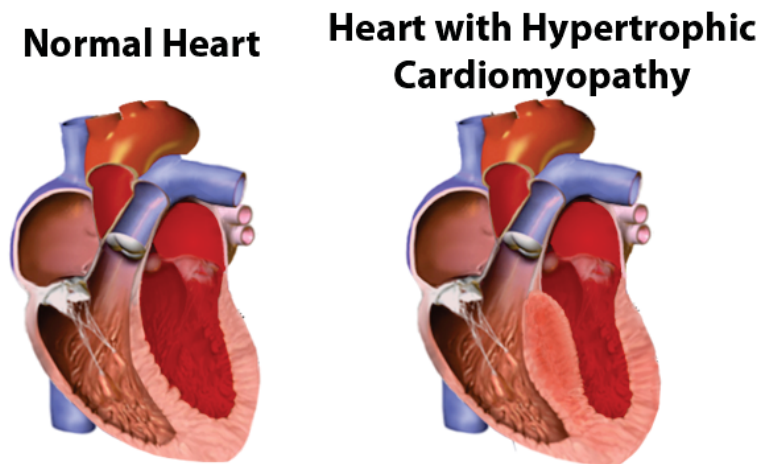


figure 1.6 – Comparaison d'un coeur atteint de cardiomyopathie hypertrophique avec un coeur en santé. Image adaptée du site [80].

## 1.4. PATHOLOGIES CARDIAQUES

montre un exemple. D'un patient à l'autre, le muscle cardiaque peut être hypertrophié de façon symétrique, c'est-à-dire que les parois sont atteintes uniformément, ou bien asymétrique, où certaines parois sont plus affectées que d'autres. Ainsi, les ventricules gauches de coeurs atteints de CMH peuvent se manifester sous une multitude de formes différentes. Ceci représente un défi additionnel à sa segmentation. Dans certains cas, le muscle peut être épaissi à la sortie du coeur, pouvant potentiellement créer un blocage. Un trait commun des cas de CMH est une FE généralement élevée. En effet, l'état du muscle cardiaque réduit considérablement la capacité du ventricule gauche à se remplir de sang et cause donc de l'insuffisance cardiaque.

### 1.4.3 Myocardite

La myocardite est une inflammation du muscle cardiaque causée principalement par une infection virale pouvant potentiellement entraîner une destruction de ses cellules. L'inflammation du myocarde diminue la force de contraction du coeur, donc sa capacité d'alimenter la totalité des organes du corps en dioxygène. Contrairement aux pathologies cardiaques présentées précédemment, cette maladie peut être traitée relativement facilement. Souvent, les patients atteints d'une myocardite se rétablissent avec le temps sans aide externe. Toutefois, il se peut que la condition s'aggrave. Dans le cas échéant, il existe des traitements antiviraux pour accélérer le rétablissement. Comme le démontre la figure 1.7, l'inflammation du muscle cardiaque peut être inégal, donnant à la surface de la cavité une allure gondolée.

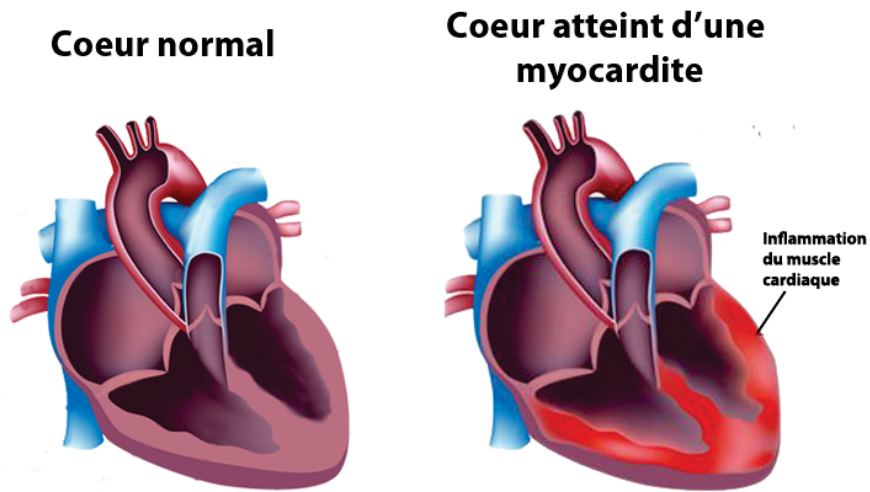


figure 1.7 – Comparaison d'un coeur atteint d'une myocardite avec un coeur en santé.  
Image adaptée du site [24].

## 1.4. PATHOLOGIES CARDIAQUES

### 1.4.4 Infarctus du myocarde

L'infarctus du myocarde est une condition cardiaque définie par la mort cellulaire (nécrose) d'une région plus ou moins importante du muscle cardiaque. Il survient lorsque le myocarde ne reçoit pas assez de sang pour s'alimenter en dioxygène. Comme illustré à la figure 1.8, une telle situation se produit lorsqu'une (ou plusieurs) artère coronaire, chargée d'acheminer l'oxygène au myocarde, est obstruée par des plaques de cholestérol. L'artère ainsi bouchée, le débit de sang devient insuffisant pour garder le muscle cardiaque en vie. Lorsqu'il y a rupture de ces plaques, un caillot sanguin se forme à l'intérieur de l'artère coronaire, obstruant ainsi complètement celle-ci. Le terme « crise cardiaque » est utilisé pour caractériser les cas aigus d'infarctus du myocarde. Les dommages sont irréversibles et comme illustré à la figure 1.9, la paroi cicatrisée du myocarde déforme considérablement les cavités. Puisque les régions nécrosées peuvent être localisées à différents endroits sur la surface du coeur, il n'y a pas de forme générale de l'allure du ventricule gauche atteint. Les parties nécrosées perdent leur capacité à se contracter et la capacité du coeur à se contracter pour faire circuler le sang en est affectée. En effet, si le ventricule gauche peine à se contracter, la quantité de sang pompé à chaque battement est moindre. Conséquemment, la FE de coeurs atteints d'infarctus du myocarde est très faible.

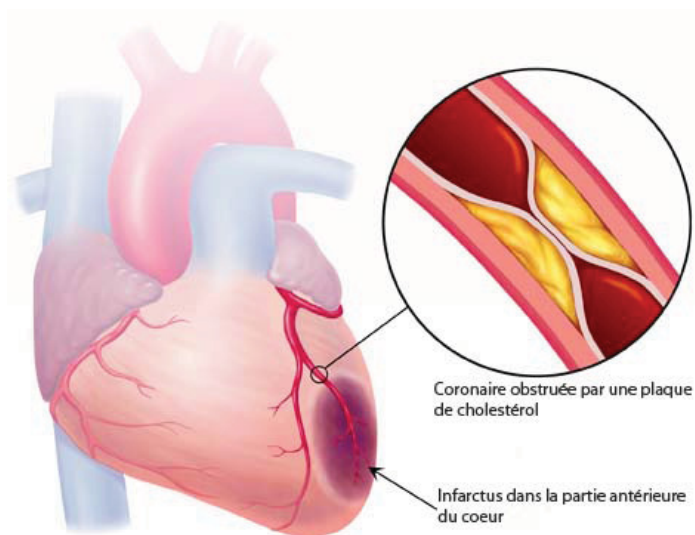


figure 1.8 – Cause d'un infarctus du myocarde. Image tirée du site [25].

CHAPITRE 1. L'ANATOMIE DU COEUR ET SES PATHOLOGIES

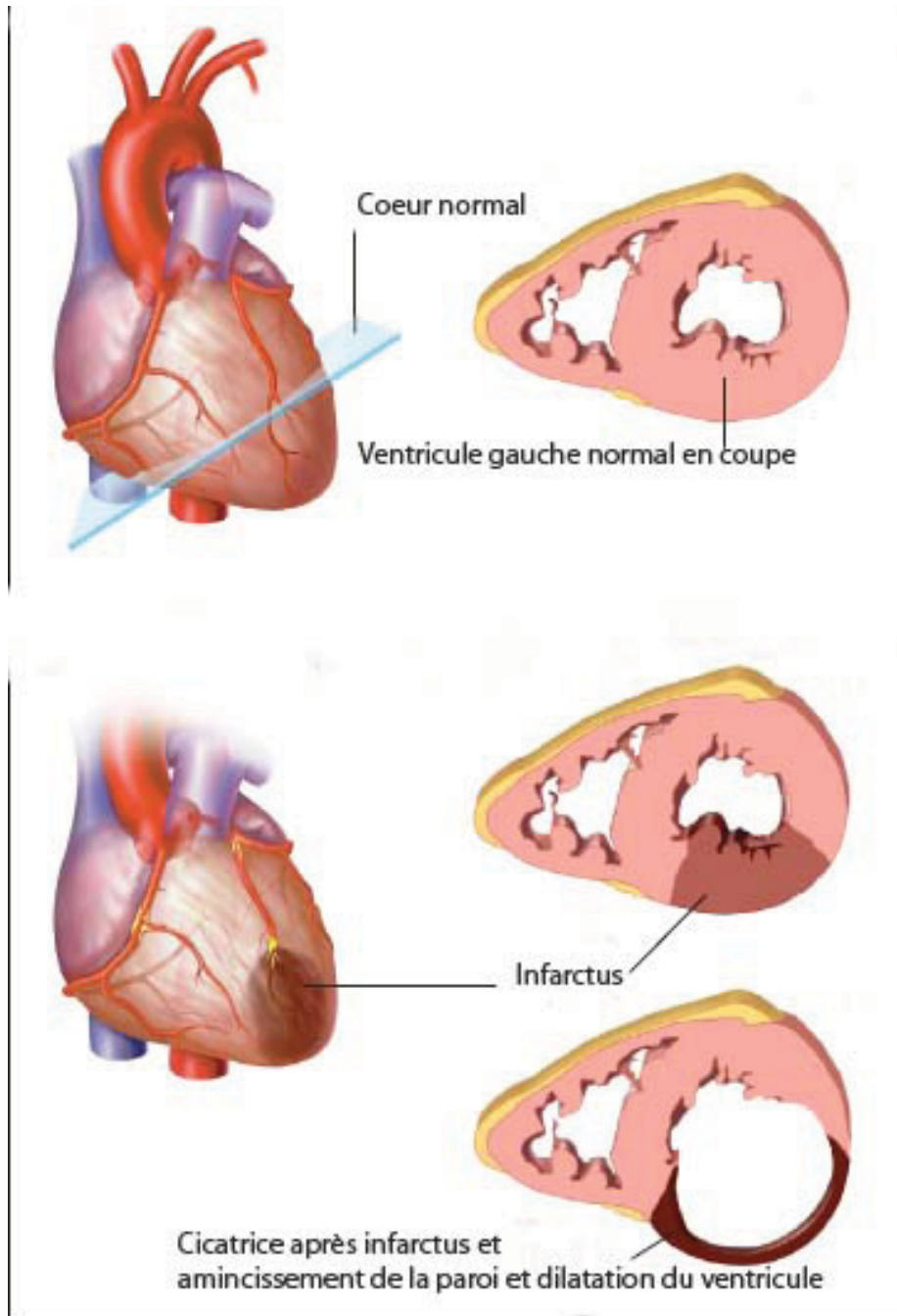


figure 1.9 – Comparaison d'un coeur après un infarctus avec un coeur en santé. Image tirée du site [25].

# Chapitre 2

## Imagerie par échographie

L'échographie est une technique d'imagerie basée sur la réflexion des ultrasons utilisée en médecine depuis 1952. Cette modalité d'imagerie possède de nombreux avantages : elle est non invasive, peu dispendieuse et les résultats sont disponibles en temps réel. De plus, un échographe est simple d'utilisation par rapport à d'autres technologies comme les scanners d'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cependant, cette technique possède des défauts non négligeables. Tout d'abord, les images d'examen échographiques manquent généralement de netteté, sont souvent bruitées et peuvent contenir des régions souffrant de baisse de signal. De plus, le résultat visuel est très dépendant de l'équipement, de la calibration de l'expert ainsi que son aptitude à effectuer l'examen tel qu'on peut observer avec la figure 2.1. Enfin, puisque l'air (présent dans les poumons) et les os dévient et bloquent la propagation des ultrasons destinés à être transmis par les tissus mous, cette technologie n'est pas utile pour visualiser l'entièreté du corps humain.

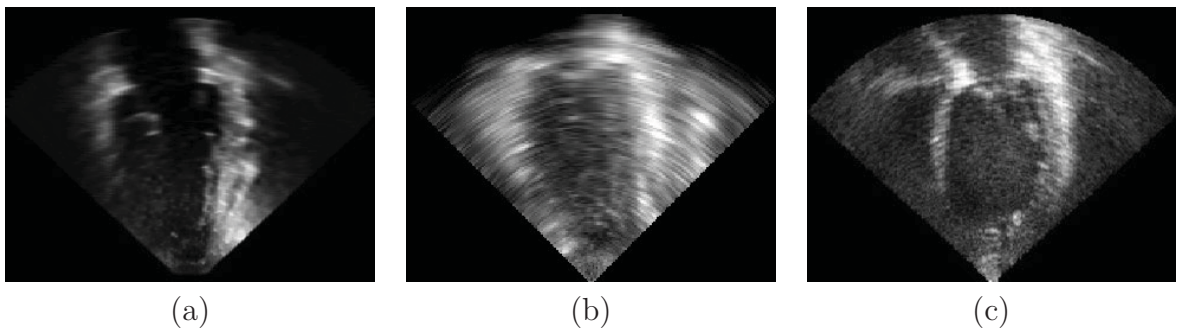


figure 2.1 – Trois acquisitions échocardiographiques acquises dans des contextes différents (scanneur, opérateur et configuration).

## 2.1 Principes de base et fonctionnement

Dans cette section, des concepts de bases nécessaires à la compréhension de la technologie derrière les images échographiques sont couverts.

### 2.1.1 Ondes sonores

Par définition, une onde sonore (ou onde acoustique), est une perturbation mécanique longitudinale qui se propage dans un milieu physique (comme l'eau ou l'air). En d'autres mots, c'est une vibration ayant la forme d'une onde longitudinale qui traverse un milieu. Une onde longitudinale est un type d'onde où la déformation du milieu s'effectue à une certaine fréquence dans la même direction que la propagation, contrairement à une onde transversale où la déformation s'effectue dans la direction perpendiculaire à la propagation. Ce phénomène est illustré à la figure 2.2.

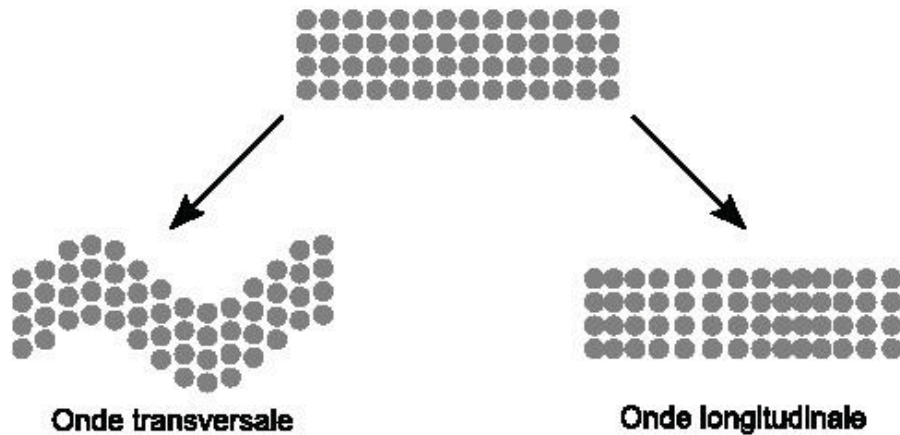


figure 2.2 – Schéma illustrant la différence entre une onde transversale et une onde longitudinale. Les ronds gris représentent la matière d'un milieu comme l'air ou l'eau. En imaginant une propagation allant de la gauche vers la droite, nous observons une perturbation perpendiculaire à celle-ci pour l'onde transversale et parallèle pour l'onde longitudinale.



## 2.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

L'onde sonore produit des zones de compression et de raréfaction des molécules du milieu dans laquelle elle se propage. C'est ce qu'on appelle la vibration sonore et ce phénomène est illustré à la figure 2.3. L'onde sonore va se comporter différemment d'un milieu à l'autre en raison de la structure des molécules. Par exemple, si les molécules sont très compactes, il sera plus difficile de les faire vibrer, donc pour l'onde de traverser le milieu. Chaque milieu possède sa propre résistance quant à la propagation des ondes acoustique. Autrement dit, les ultrasons peuvent se propager plus facilement dans certains milieux par rapport à d'autres. Ce concept se nomme l'impédance acoustique. Les impédances acoustiques des principaux tissus ainsi que leur vitesse de propagation  $c$  correspondante sont présentées dans le tableau 2.1.

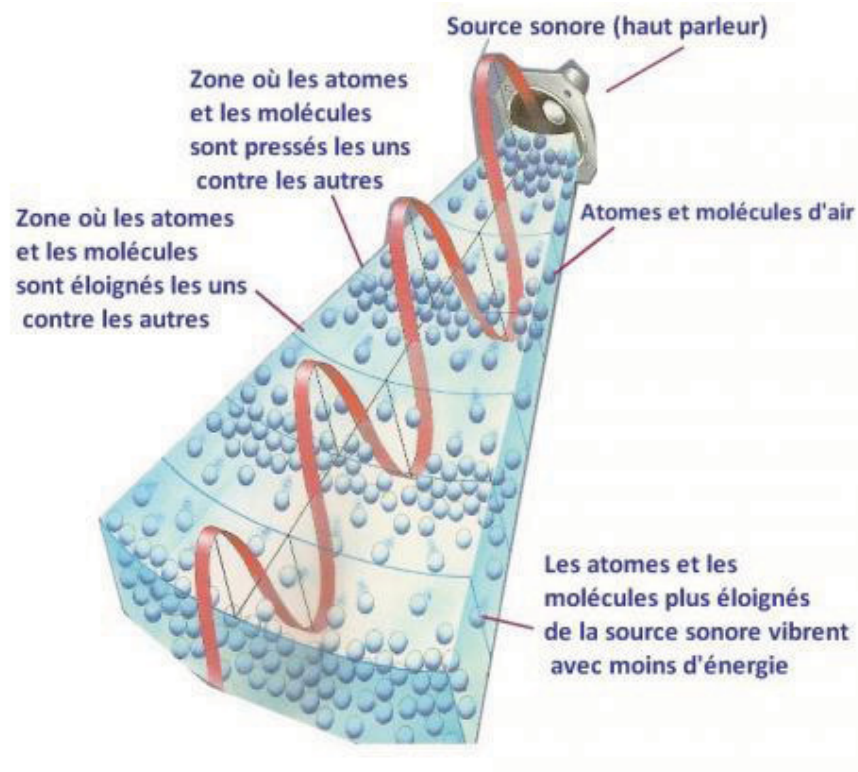


figure 2.3 – Schéma illustrant une onde sonore émise par une source de son ainsi que son impact sur le milieu dans lequel elle se propage. Dans cet exemple, le milieu est de l'air. Image tirée du site [7].

## CHAPITRE 2. IMAGERIE PAR ÉCHOGRAPHIE

Tissus	Impédance acoustique ( $10^5 kg/m^2/s$ )	Vitesse de propagation (m/s)
Air	0.0004	343
Sang	1.66	1566
Foie	1.66	1566
Rein	1.62	1567
Graisse	1.33	1446
Os	3.75 - 7.38	2070 - 5350

tableau 2.1 – Impédances acoustiques de différents milieux et la vitesse de propagation de l’onde sonore correspondante [9].

Afin de quantifier et de décrire les ondes sonores, il faut connaître les définitions et concepts suivants. D’abord, l’amplitude d’une onde sonore correspond aux variations de pression du milieu dans lequel elle se propage. Comme qu’illustrée à la figure 2.3, l’amplitude est élevée lorsque les molécules du milieu sont compressées (pression forte) et basse lorsque les molécules du milieu sont plus éloignées (pression basse). Puis, on nomme « la période » (notée  $T$ ) l’intervalle de temps qui sépare deux états d’amplitude (de pression) successifs et identiques. La longueur d’onde est la distance physique parcourue par l’onde pendant une période, ou en d’autres mots, la distance qui sépare deux molécules successives dans le même état vibratoire. Ces deux derniers concepts sont illustrés à la figure 2.4.

La fréquence d’une onde, dont l’unité est le Hertz (Hz), est le nombre de périodes complétées par secondes. Ainsi, nous calculons la fréquence avec l’inverse de la période :

$$f = 1/T \text{ où } T \text{ est en secondes.} \quad (2.1)$$

Par exemple, la fréquence d’une onde sonore possédant une période  $T$  de 0.2 seconde est de 5Hz. Grâce à l’ouïe, l’humain a la capacité d’entendre les sons dont la fréquence est entre 20 Hz et 20 kHz. Les ondes sonores possédant une fréquence plus basse ou plus élevée que cet intervalle sont inaudibles par l’humain et sont communément appelées infrasons et ultrasons respectivement. Le spectre des ondes sonores est illustré à la figure 2.5

## 2.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

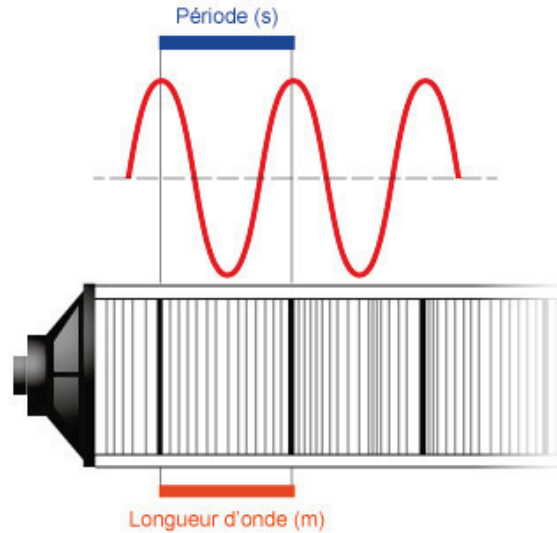


figure 2.4 – Schéma illustrant la notion de période et longueur d'onde. Le haut de la figure représente la variation de l'amplitude de l'onde sonore émise par le haut-parleur au bas de la figure. L'espace entre les lignes de la partie du bas de la figure illustre la compression des molécules du milieu dans lequel le son se propage. Les lignes noires représentent une pression élevée et les zones où les lignes sont plus espacées représentent une pression moindre. Image tirée du site [32].

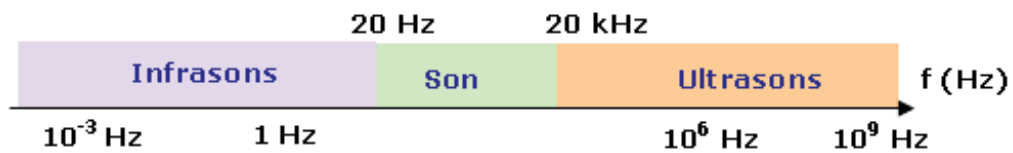


figure 2.5 – Schéma illustrant le spectre des fréquences sonores. Image tirée du site [61].

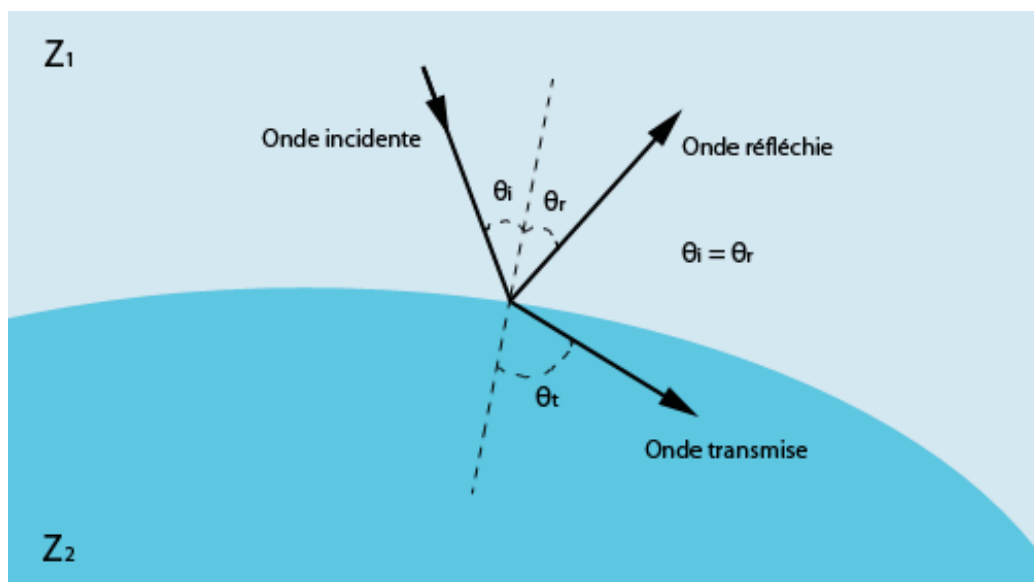


figure 2.6 – Schéma illustrant le comportement d'une onde lors d'une rupture d'impédance acoustique.

Enfin, la vitesse de propagation de l'onde sonore  $c$  dépend de l'impédance acoustique du milieu  $Z$  ainsi que de sa masse volumique  $\rho$  selon l'équation suivante :

$$c = Z/\rho. \quad (2.2)$$

Lorsqu'une onde passe d'un milieu à un autre (concept nommé rupture d'impédance), une partie de celle-ci est transmise en profondeur avec une nouvelle vitesse et une autre partie est réfléchie suivant les lois de l'optique géométrique. Ce phénomène est illustré à la figure 2.6.

Le coefficient de réflexion de l'onde  $R$  dépend directement des impédances acoustiques des deux milieux de propagation et est défini par l'équation suivante :

$$R = \left( \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \right)^2. \quad (2.3)$$

Lors d'une rupture d'impédance entre l'air et un tissu mou, le coefficient de réflexion  $R$  peut atteindre presque 100%. Par contre, entre deux tissus mous d'impédance acoustique similaire,  $R$  est généralement inférieur à 10% et plus de 90% de

## 2.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

l'onde est transmise au deuxième milieu. Ainsi, le signal émis par la sonde peut atteindre une plus grande distance, permettant de visualiser des organes situés plus loin de l'origine de la sonde.

### 2.1.2 L'échographe

Un examen échographique est effectué à l'aide d'un échographe tel qu'illustré à la figure 2.7. Il est constitué d'au moins une sonde (servant à l'émission et la réception d'ultrasons), d'un système de visualisation (moniteur), d'un système informatique (servant à interpréter le délai entre la réception et l'émission des ultrasons en image), d'une console de commande (servant à la saisie des données du patient et à la calibration de l'équipement) ainsi que d'un système d'enregistrement des données. Généralement, il est possible d'enregistrer l'information de façon numérique (image DICOM) ou analogique (vidéo, impression).

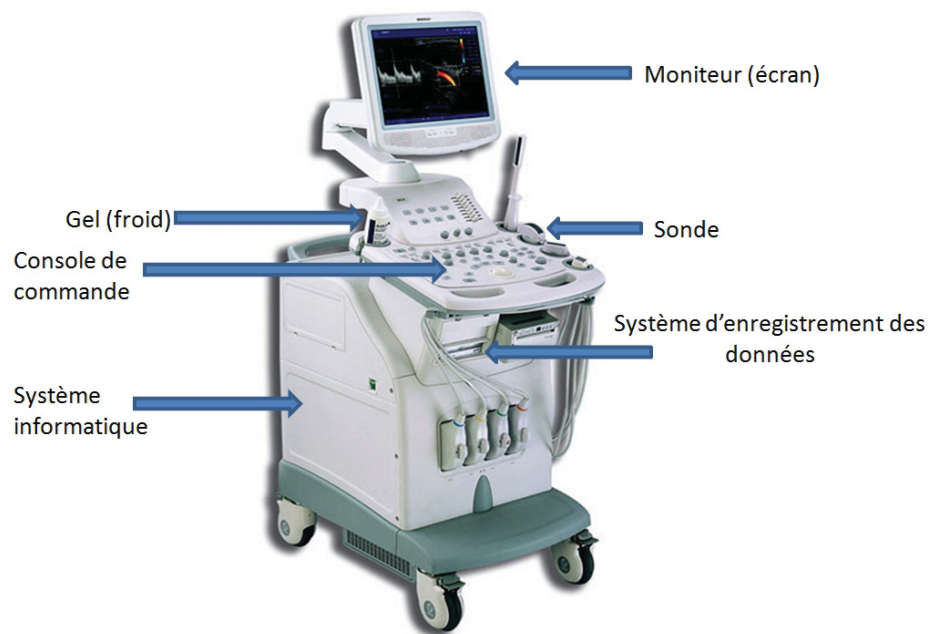


figure 2.7 – Schéma illustrant les différentes composantes d'un échographe. Image tirée du site [63]

## CHAPITRE 2. IMAGERIE PAR ÉCHOGRAPHIE

La sonde est placée directement sur le corps du patient, puis émet des ultrasons qui se propagent dans les tissus pour ensuite récupérer les ondes réfléchies par ceux-ci. Bien que la sonde soit appliquée directement sur la peau, il existe une fine couche d'air entre la sonde et celle-ci, créant une rupture d'impédance avec un coefficient de réflexion  $R$  si élevé de sorte que seule une insignifiante proportion est transmise dans le corps pour sa visualisation. Pour pallier à ce problème, un gel avec une impédance acoustique similaire à celle de la peau est appliqué pour assurer un contact complet. Ainsi, la majorité des ultrasons sont transmis aux tissus mous.

Il existe plusieurs catégories de sondes permettant de répondre aux besoins des centres hospitaliers. Il y a les transducteurs 2D, les transducteurs biplans et les transducteurs 3D/4D. Les transducteurs 2D sont les plus couramment utilisés en clinique et permettent, comme le nom l'indique, de générer une image échographique en 2D. Elles existent sous plusieurs formes de façon à s'adapter aux différentes contraintes anatomiques à considérer lors de l'acquisition des données. La figure 2.8 illustre trois formes de sondes échographiques. À noter qu'il existe plusieurs dizaines de types de sondes différentes.

Les sondes biplans servent à générer simultanément deux images échographiques 2D perpendiculaires et sont majoritairement utilisées sur les sondes que l'on insère dans des cavités du corps humain. Les modèles et les plans choisis varient d'un fabricant à l'autre. La figure 2.9 illustre deux sondes de cette catégorie.

Les sondes échographiques 3D/4D sont essentiellement des transducteurs 2D motorisés, permettant d'effectuer un balayage mécanique dans l'espace. La figure 2.10 illustre une telle sonde effectuant un balayage longitudinal. Ainsi, une multitude d'images 2D sont acquises pour former un éventail d'ultrason. L'image 3D est créée en interpolant les images 2D. Dans le cas des images 4D, c'est le même principe, mais à répétition à chaque temps  $t$ . Il existe des types de balayages du transducteur 2D autres que longitudinal permettant de reconstruire un volume 3D : le mode axial, latéral et élévation. Ceux-ci sont illustrés à la figure 2.11.

## 2.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

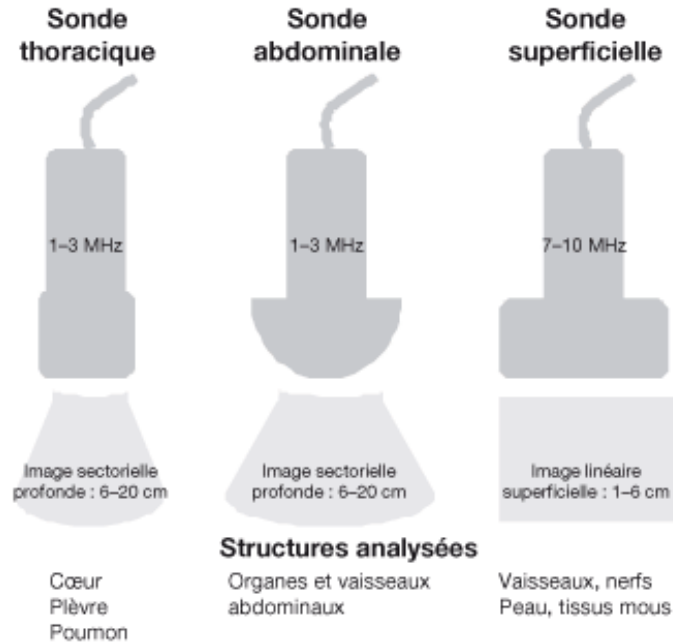


figure 2.8 – Schéma illustrant 3 formes de sondes échocardiographiques ainsi que la forme des images générées par chacune d’elles. Figure adaptée de [43].

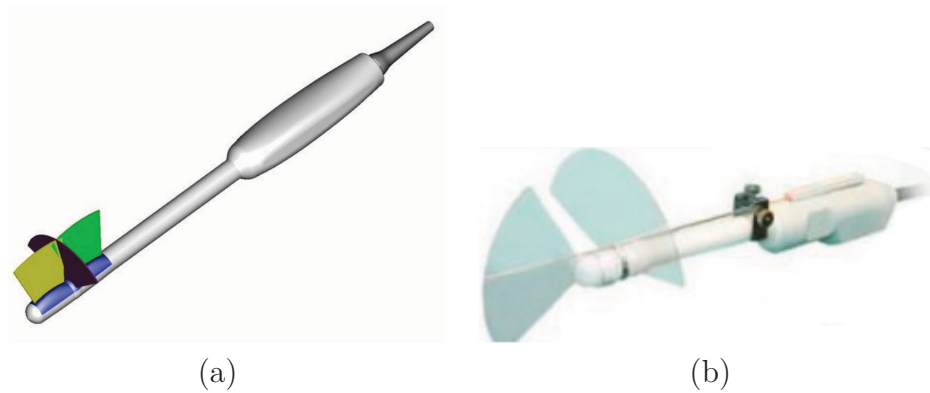


figure 2.9 – Schéma illustrant (a) une sonde échographique biplan commercialisée par la compagnie Vernon et (b) une sonde échographique biplan commercialisée par la compagnie Echoson. Toutes deux sont conçues pour être insérées dans une cavité. (a) Sonde qui acquiert selon un plan latéral et horizontal, et (b) selon un plan horizontal et vertical. Figure tirée de [58] pour (a) et [27] pour (b).

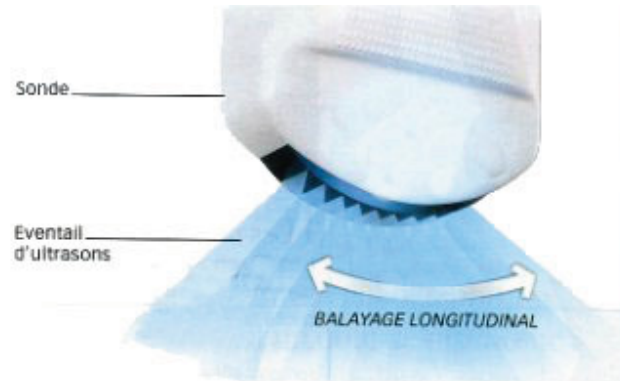


figure 2.10 – Schéma illustrant une sonde 3D effectuant un balayage longitudinal. L'éventail d'ultrasons est constitué d'une collection d'images 2D utilisée pour reconstruire une image 3D à l'aide d'interpolations. Image adaptée du site [38].

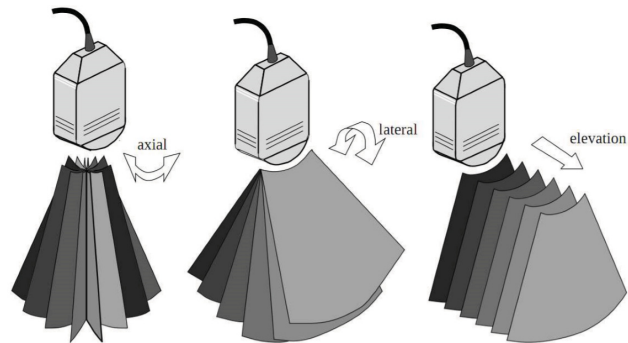


figure 2.11 – Schéma illustrant trois autres types de balayages (axial, latéral et élévation) du transducteur 2D des sondes échographiques permettant la construction d'un volume 3D. Image tirée de [73].



## 2.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

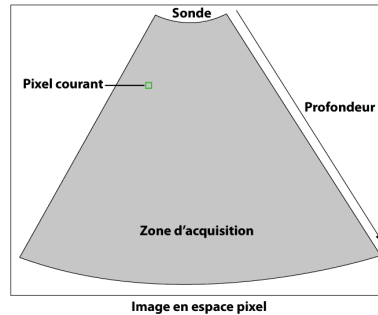


figure 2.12 – Schéma illustrant la numérisation d'une acquisition échographique. Considérant une sonde produisant une image sectorielle, un pixel donné aura une intensité proportionnelle avec l'intensité de l'écho émis à l'emplacement physique correspondant. Plus le délai entre l'émission et la réception de l'écho est long, plus le pixel donné sera profond relativement à l'emplacement de la sonde. L'intensité des pixels à l'extérieur de la zone d'acquisition est zéro.

### 2.1.3 Génération de l'image

La sonde échographique est un transducteur, c'est-à-dire un dispositif convertissant un signal physique en un autre. Dans le cas de la sonde échographique, des vibrations sonores (échos captés) sont transformées en signal électrique. Suite à l'émission, les ultrasons sont réfléchis partout où il y a un changement d'impédance acoustique c.à-d. à chaque fois que l'onde traverse un tissu différent. Les ondes sonores réfléchies (ou « échos ») sont captées par la sonde. Les vibrations des échos sont transformées en impulsions électriques et cette information est utilisée afin de générer une image numérique (à noter que chaque pixel de l'image résultante correspond à un écho émis à un emplacement donné). Pour ce faire, le scanneur considère deux paramètres avec chaque écho capté : son intensité ainsi que le délai entre l'émission de l'ultrason et sa réception. Le délai permet de déduire une information de profondeur à partir du lieu d'émission de l'ultrason (la sonde). Autrement dit, il permet de trouver le pixel dans l'image correspondant à l'origine de l'écho (l'information spatiale). La figure 2.12 illustre cette notion de profondeur. La force de l'écho est utilisée afin de déterminer l'intensité du pixel. Un écho fort résultant d'une réflexion  $R$  élevée aura une intensité forte (pixel clair) tandis qu'un écho faible résultant d'une réflexion  $R$  basse) aura une intensité faible (pixel foncé).

### 2.1.4 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit (SNR en anglais pour Signal-to-noise ratio) est une métrique permettant de décrire la qualité d'un signal désiré par rapport à son bruit de fond. Le SNR est défini par la relation suivante entre la puissance moyenne  $P$  du signal et celle du bruit :

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{noise}} \quad (2.4)$$

La définition de la puissance d'un signal et de son bruit dépend du contexte et de sa nature. Par exemple, la définition de la puissance d'un signal sonore (dans un contexte d'un scanner échographique) n'est pas la même définition que la puissance d'un signal de réponse magnétique avec un scanner par résonance magnétique. Cependant, peu importe son contexte d'utilisation, un SNR élevé indique toujours une bonne qualité d'image tandis qu'un SNR moindre indique toujours une qualité inférieure. Un SNR de 3/1 est généralement un requis minimal en échographie pour que l'image soit considérée de bonne qualité [15]. En perspective, un SNR de 3/1 implique que le quart du signal total capté ( $signal + bruit$ ) est du bruit, ce qui est tout de même non négligeable.

## 2.2 Échocardiographie

L'échocardiographie (ou échographie cardiaque) est une échographie du coeur et l'un des examens diagnostiques les plus utilisés en clinique. La simplicité d'utilisation et le faible coût de ce type d'imagerie sont des attraits particuliers de cette technologie. De plus, l'examen est relativement rapide et dure entre dix minutes à une demi-heure.

### 2.2.1 Caractéristiques

Le coeur est un organe intrathoracique. Ainsi, il est entouré d'os (les côtes) et d'air (les poumons). À cause de leur impédance acoustique fort différente de celui du tissu du coeur, ces milieux agissent comme des boucliers en bloquant et déviant les ultrasons normalement destinés à être transmis au coeur. Afin de pallier à ce

## 2.2. ÉCHOCARDIOGRAPHIE

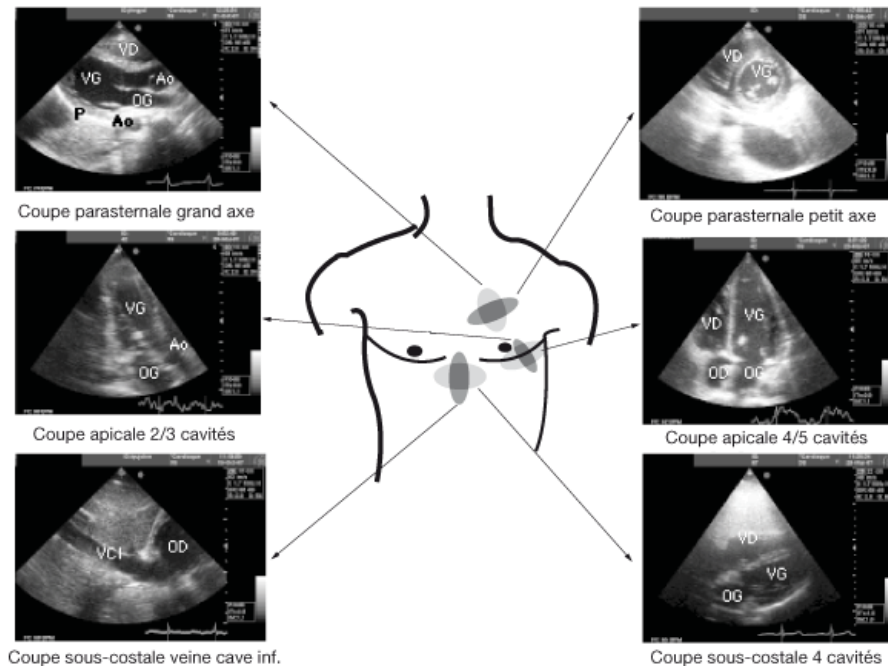


figure 2.13 – Schéma illustrant trois des fenêtres anatomiques permettant l'acquisition de différentes coupes du coeur humain avec une sonde échographique, soit la coupe parasternale, apicale et sous-costale. Dans cet exemple, les images proviennent de sondes 2D. Image tirée du site [28].

problème, il faut se servir de « fenêtres » anatomiques, c'est-à-dire d'appliquer la sonde à des endroits précis sur le torse du patient où il y aura peu d'interférences osseuses ou aériennes. Ces ouvertures sont en nombre limité et les trois principales sont illustrées à la figure 2.13. La figure 2.14 illustre côte à côte différentes coupes échocardiographiques avec leur schéma anatomique respectif afin de bien saisir à quoi correspond l'information contenue dans les images générées.

Chez certains patients, il est possible que ces fenêtres anatomiques soient extrêmement réduites, voire inexistantes. Par exemple, un patient trop maigre où l'espace entre les côtes sont des creux (donc des trous d'air) complique grandement l'application de la sonde. À l'autre extrême, il est aussi difficile d'effectuer cet examen avec les patients trop obèses en raison des épaisses couches de matière grasse sous-cutanées. Dans ces situations, une autre modalité d'imagerie est préférable.

Les images échocardiographiques utilisées dans ce projet pour valider la méthode sont

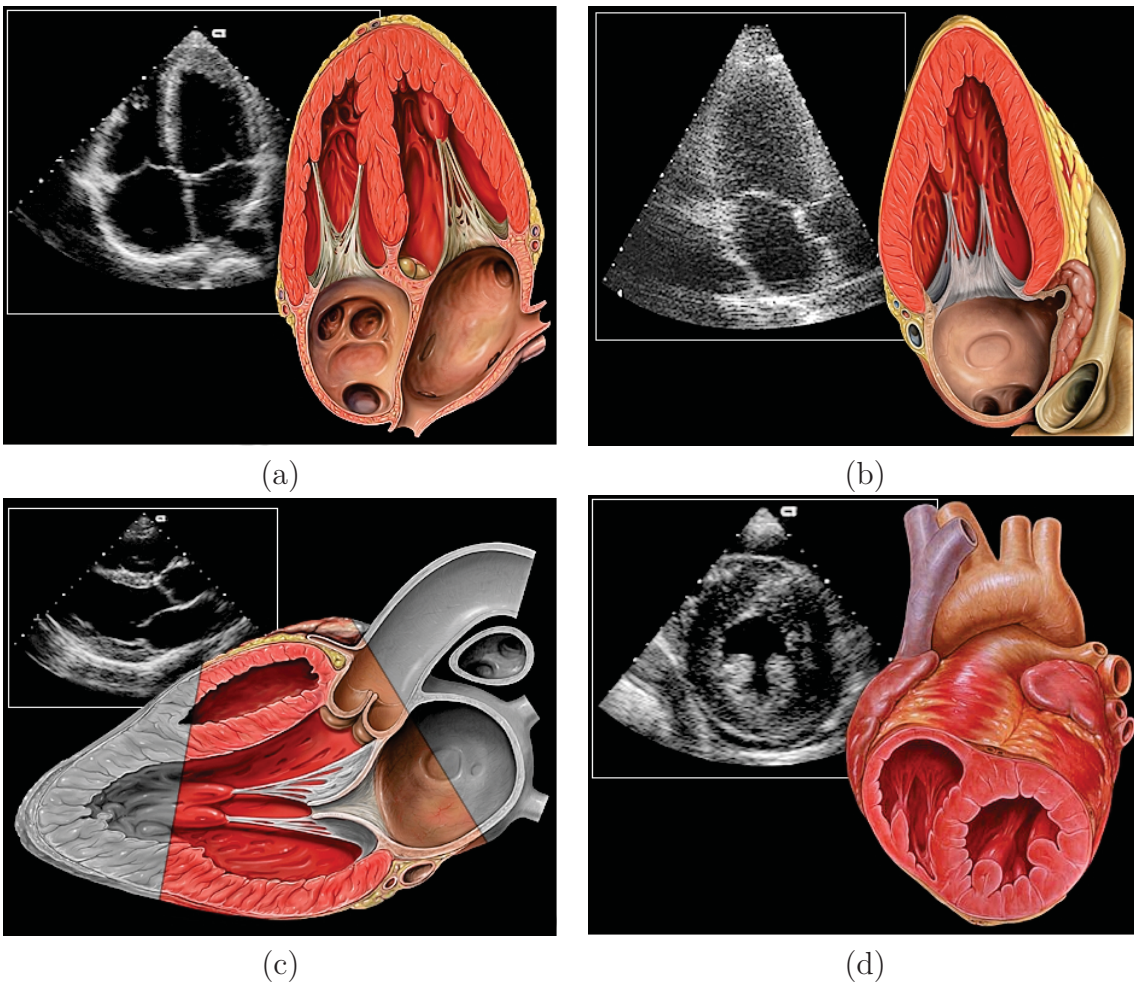


figure 2.14 – Figure illustrant des coupes échocardiographique avec un schéma de l’anatomie visible par celle-ci. (a) Coupe apicale 4/5 cavités (4 ou 5 cavités du coeur sont visibles) (b) Coupe apicale 2/3 cavités (2 ou 3 cavités du coeur sont visibles) (c) Coupe parasternale grand axe (d) Coupe parasternale petit axe. Image adaptée du site [40].

## 2.2. ÉCHOCARDIOGRAPHIE

toutes acquises en 3D avec la fenêtre « coupe apicale » de façon à inclure le ventricule gauche dans son entièreté (dans la mesure du possible).

### 2.2.2 Artefacts

Les images échocardiographiques peuvent contenir différents types d'artefacts visuels nuisant à la qualité ou pouvant même complètement obstruer de l'information importante. Le premier est un artefact d'ombrage et est considéré comme le talon d'Achille de l'échocardiographie. Il se manifeste lorsque l'ultrason transmis rencontre un milieu avec une impédance acoustique significativement différente de celui du tissu du coeur (comme de l'os ou de l'air). Ainsi, presque la totalité du signal sonore est réfléchi vers le transducteur et trop peu est transmis aux tissus en arrière. Visuellement, cet artefact se traduit par des zones sans information causées par des baisses de signal. La figure 2.15 illustre ce phénomène.

Un autre type d'artefact propre à l'échocardiographie est la réverbération. Il est causé par la réflexion continue du signal sonore entre deux interfaces très réfléchissantes. Ainsi, le signal «rebondi» d'un milieu à l'autre. Le résultat visuel de cet artefact ressemble à un effet de « god's ray » (rayons de lumières qui percent un nuage). La figure 2.16 illustre ce phénomène.

Il existe d'autres types d'artefacts chez les images échographiques, mais les deux décrits plus haut sont les principaux qui affectent les acquisitions cardiaques. Outre les artefacts d'origine physique, la qualité de l'image peut également être affectée par l'opérateur. En effet, l'aptitude de l'expert à manipuler la sonde sur le patient est primordiale afin de générer des images de bonne qualité. Il arrive parfois qu'une partie du ventricule gauche soit exclue de l'acquisition. Un tel exemple est démontré à la figure 2.17. Ceci se produit lorsque l'angle ou le positionnement de la sonde n'est pas adéquat. De plus, il est possible que les paramètres de l'échographe ne soient pas configurés optimalement pour la tâche à effectuer. Ainsi, comme nous observons à la figure 2.18, il peut y avoir dans l'acquisition des zones d'interférences (a), ou du bruit ambiant très persistant (b) rendant difficile le repérage du myocarde.

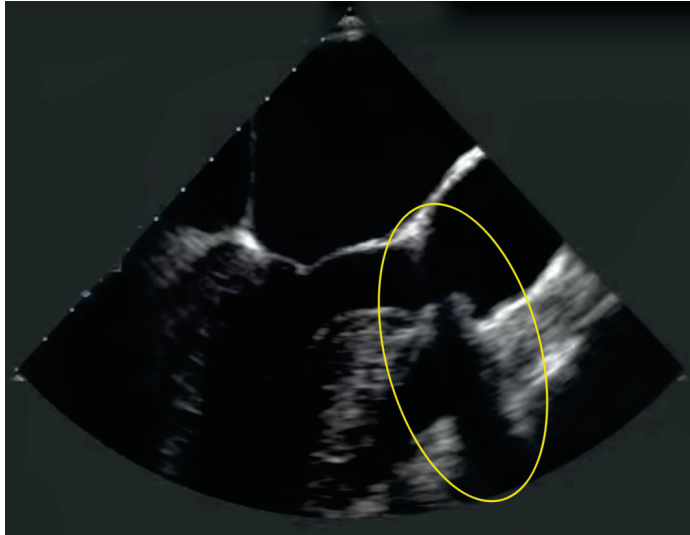


figure 2.15 – Figure illustrant un artefact d’ombrage sur une image échocardiographique. Image adaptée du site [79].



figure 2.16 – Figure illustrant un artefact de réverbération sur une image échocardiographique. Image adaptée du site [79].

## 2.2. ÉCHOCARDIOGRAPHIE

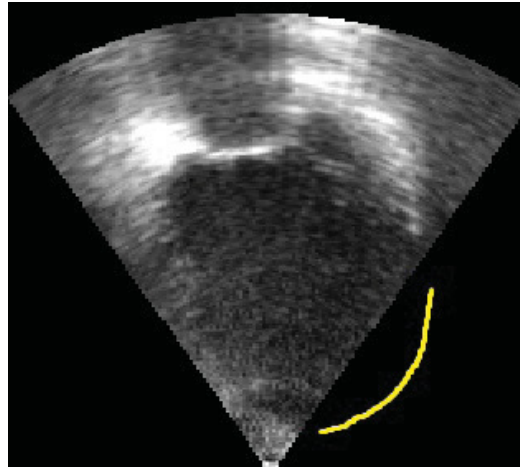


figure 2.17 – Figure illustrant une acquisition échocardiographique où une importante partie du ventricule gauche est manquante suite à une mauvaise manipulation de la sonde par l'opérateur. La ligne jaune indique la région en question.

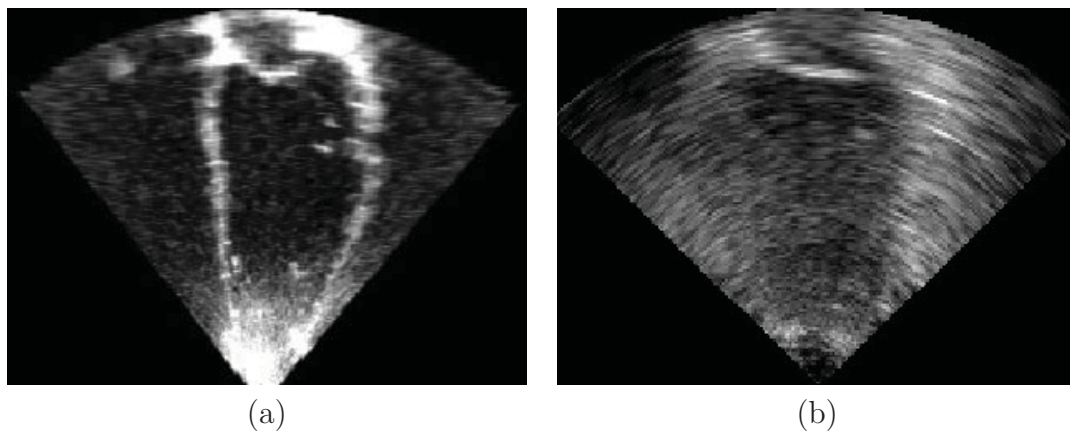


figure 2.18 – Exemples d'images échocardiographiques ayant (a) beaucoup d'interférence à l'apex (pointe du cœur) et (b) un bruit ambiant si élevé que l'on voit à peine les parois du ventricule gauche.



## Chapitre 3

# Article : Automated Evaluation of the Left Ventricular Ejection Fraction from Echocardiographic Images Using Graph Cut

Michael Bernier<sup>1</sup> Pierre-Marc Jodoin<sup>1</sup> Alain Lalande<sup>2</sup>  
<sup>1</sup>Université de Sherbrooke      <sup>2</sup> Université de Bourgogne  
2500 boul. de l'Université      Le2I (UMR CNRS 6306)  
Sherbrooke, J1K 2R1, Canada      21079 Dijon, France

Cet article décrit la méthode de segmentation développée dans le cadre du concours CETUS tel que publié dans le journal MIDAS [57]. Bien qu'elle aie remporté la première place dans sa catégorie et la deuxième place toutes catégories confondues, cette méthode est uniquement compatible avec des images échocardiographiques. L'article a été évalué et approuvé par un comité de trois experts représentant la conférence MICCAI 2014 [56].



### 3.1. ABSTRACT

## 3.1 Abstract

In this paper, we present a fast and interactive graph cut method for 3D segmentation of the endocardial wall of the left ventricle (LV) given 3D echocardiographic images. This is a challenging task due to the poor contrast and the low signal-to-noise ratio typical of echocardiographic images. The method is carried out in 3 steps. First, 3D sampling of the LV cavity is made in a spherical-cylindrical coordinate system. Then, a gradient-based energy term is assigned to each voxel, some of which being given an infinite energy to make sure the resulting volume passes through key anatomical points. Then, a graph-cut procedure provides delineation of the endocardial surface. Results obtained on 30 exams from the 2014 CETUS MICCAI challenge dataset reveal that our method takes between 5 and 10 seconds to segment a 3D volume with an overall mean surface distance lower than 2.3 mm and an ejection fraction error of less than 5% compared to a manual tracing by an expert.

## 3.2 Introduction

Echocardiography is a very common diagnostic imaging tool for cardiovascular diseases. It provides real-time imaging of the left ventricle (LV) throughout the cardiac cycle. This technique is quick, painless, reliable, non-invasive and cheap. Despite obvious advantages, visual evaluation of the LV is not always accurate due to the large amount of noise, the lack of contrast between structures and the orientation plane (and more generally the acquisition protocol) that is user-dependent. In 2D, the image orientation results from the transducer orientation strategy. The standard image planes are the long axis plane, the four chamber plane and the short axis plane. Nowadays, computer and transducer technologies permit real-time 3D echocardiographic acquisition and presentation of cardiac structures from any spatial point of view [31]. The volumetric dataset can be sliced to obtain multiple 2D images. Then, the limitations of acoustic imaging with conventional 2D imaging can be overcome, by providing the acquisition of different planes from virtually any acoustic window.

The cardiac cavity volumes in diastole and systole and the ejection fraction (EF) are the most common LV functional metrics. In order to calculate functional para-

meters such as the stroke volume (defined as the LV diastolic volume minus the LV systolic volume) and the EF, one has to segment the endocardial wall. Since manual contouring of the LV is far too slow in practice, one has to use an automatic or semi-automatic method. In this paper, we propose a fast semi-automatic 3D segmentation method of the endocardial wall.

Our method has the following key advantages :

1. it segments a 3D endocardium in 5 to 10 seconds on a mid-end laptop computer ;
2. the result is guaranteed to have an anatomically plausible U shape which starts from the mitral valves all the way down to the apex ;
3. as opposed to other methods [37], in areas where the LV has a signal dropout, our resulting shape is guaranteed not to have any holes. And as opposed to some active contour methods, our approach cannot "bleed" in these areas ;
4. our semi-automatic method requires only 4 clicks from the user. It also relies on only 1 intuitive parameter which determines the smoothness of the resulting shape.

Our method was evaluated on 30 sequences of 3D ultrasound volumes in the framework of the CETUS MICCAI challenge [45]. For each case, the provided segmentation was compared to meshes manually outlined by three expert cardiologists (at end-diastolic and end-systolic instances). The aim of the evaluation metrics are, firstly, the measure of degree of accuracy of the segmentation (with the modified Dice similarity index, the Hausdorff distance (HD), the mean surface distance (MSD), the minimum error and the maximum error) and secondly the degree of accuracy of the derived clinical metrics (with the calculation of the ejection fraction and the stroke volume).

### 3.3 Previous Work

Echocardiographic images are well known for having a low signal-to-noise ratio with signal dropouts in some sections. Furthermore, since those images not only contain the LV but also other sections of the heart and nearby organs, many segmentation methods require a manual initialization of some sort. These methods are

### 3.3. PREVIOUS WORK

usually called "semi-automatic".

Several semi-automatic approaches use deformable models like active contours and level sets according to which the user has to draw an initial contour close to the LV [59]. Multiple methods of this family combine active contours with other strategies such as K-means clustering or probability density functions [6, 68]. Such methods are efficient to detect the boundaries of an object in 2D acquisitions, but does not always generalize well to 3D [71] especially when they work along the short axis view [59]. Furthermore, active contour methods are error prone everywhere the endocardium border is poorly defined such as close to the apex where the amount of noise is large or in areas where the papillary muscles are agglomerated in a bundle. And last, active contours may very well "bleed" in areas suffering from a signal dropout. In order to prevent this, authors usually include a shape prior as in [72, 71]. This unfortunately leads to methods that are prohibitively slow as well as mathematically and algorithmically complicated.

Another family of methods that recently emerged are those using deep neural networks(see [36]), which are fully automated. A well trained system will provide highly accurate results, though it requires a huge set of training images and there is no way to apply a correction to the resulting segmentation. Furthermore, training a system that can handle both healthy and pathological cases is far from trivial.

A few methods approached the problem differently by working in an anatomical space instead of the Euclidean space. Heyde et al. [5] compared anatomically oriented B-spline free-form deformation(FFD) models with classical FFD models defined in Cartesian space. The results of the two models were competitive, but working with an anatomical grid reduced considerably the processing time. Another approach that unfolds the LV from an Euclidean space to an anatomical space, which happens to be similar to ours, has been proposed by VanStralen et al. [78]. Segmentation is done with a dynamic programming procedure applied in the anatomical space. But as opposed to our approach, their method requires the user to manually outline the endocardial contour of 2 perpendicular long-axis slices. Furthermore, unlike our approach which segments the 3D volume all at once, their method segments a collection of 2D slices and estimates a 3D volume afterward. Juang et al. [64] introduced an automatic method that segments the LV and the atrium with graph cut from 3D

echocardiographical data represented in a cylindrical space. Unlike our graph cut approach, all their nodes are connected to the source and the drain which can create holes in the myocardium and false positives inside the LV (further details on graph cut will be given in section 3). Furthermore, their method drastically fails to segment the apex of the LV (see Fig.3 of [64]) and thus can hardly be used to calculate accurate LV measures.

More details on previous echocardiographic segmentation methods can be found in [52, 71].

## 3.4 Proposed Method

This section presents the three main steps of our method, i.e. (1) conversion from the Euclidean space to the spherical-cylindrical space, (2) computation of gradient-based energy values, and (3) localization of the endocardial wall with graph cut.

### 3.4.1 Spherical-Cylindrical Space

Unlike most other methods [36, 72, 37], our approach does not work on the native (X,Y,Z) Euclidean space. Instead, our method works in a spherical-cylindrical (S-C) space. In this S-C space, a plane corresponds to a 3D U shape (or cup) in the 3D Euclidean space. Thus, working in the S-C space allows to implicitly enforce a U shape prior to the segmented result. This again is rather different than most other methods whose shape prior is always carried out explicitly [72, 71].

In order to convert the input 3D image from the Euclidean space to the S-C space, the basal and the apex first need to be identified. To do so, the user can adjust the reference angles (as you would in a 3D software) to display the correct long axis and short axis views. Once this is done, the user identifies the center of the LV cavity from the long axis view. He then places a T-bar target at the base and extends it all the way to the apex as in Fig. 3.1(b). The T-bar has 3 control points A,B and C. A is used to localize the mitral valve (close to the endocardium), B the epicardial border and C the apex.

Once the T-bar is in place, the S-C image is generated by casting rays perpendicu-

### 3.4. PROPOSED METHOD

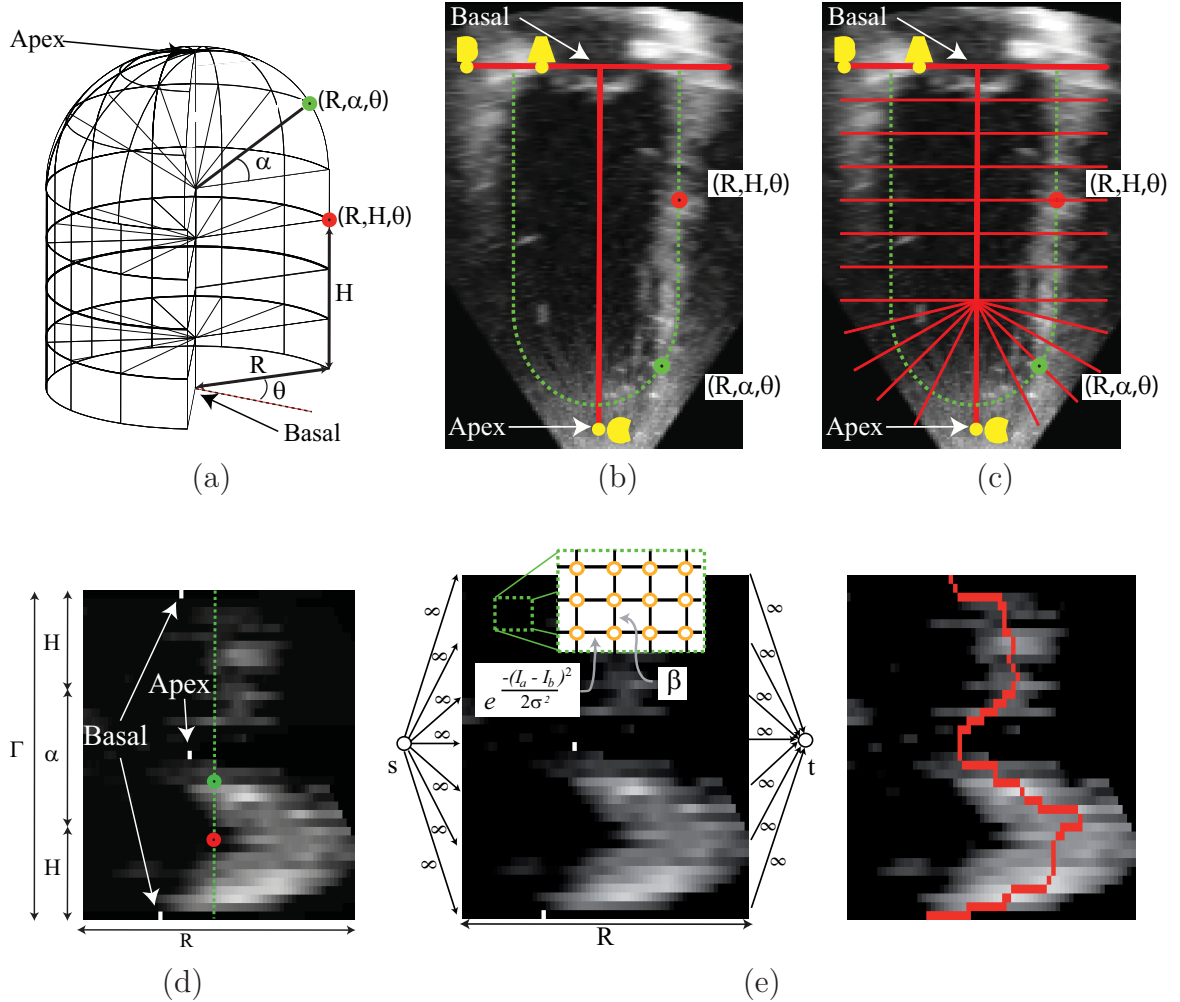


figure 3.1 – (a) We assume the LV has a U-shape with a cylinder at the bottom and an hemisphere at the apex. (b) Voxels  $(x, y, z)$  with the same S-C radius coordinate  $R$  fall onto the same U shape (green dotted line in (b)). The S-C image (d) is obtained by integrating grayscale values along S-C rays (c) in the Euclidean space. (d) A graph is built on top of the S-C image in which each voxel is a node connected to its 6 neighbors. The resulting cut is shown in red.

lar to the U shape. From the T-bar target, rays are generated in cylindrical and radial directions in the 3D space (see the thin red lines in Fig. 3.1 (c)). Each ray is associated to a radial angle  $\theta$ , a height value  $H$  or an elevation angle  $\alpha$  as shown in Fig. 3.1 (a). In this way, every Euclidean voxel  $(x, y, z)$  within the cylindrical area is assigned a  $(R, H, \theta)$  coordinate and those within the top hemisphere are assigned a  $(R, \alpha, \theta)$  spherical coordinate. A distance ratio is used to determine where the spherical cap begins. For the sake of the 2014 CETUS MICCAI challenge, a ratio of 0.45 (starting from the apex) was used. Grayscale integration is then performed along these rays. A sub-pixel accuracy is obtained by interpolating multiple samples per pixel (2 samples per pixel by default). Rays are then stacked up in a 3D image (see Fig. 3.1(d)) so that each line  $R$  in the 3D image corresponds to a sampled ray in the 3D space. The number of sampled rays for each  $\theta$  orientation as well as the number of orientations can be modified by the user. A default value of 16 cylindrical rays and 8 spherical rays is used along 20 evenly distributed  $\theta$ . This results into a 3D S-C image whose axes (determined by the orientation of the T-bar) are the radial axis  $R$ , the rotation angle  $\theta$  and the elevation position in the cylinder or the hemisphere part  $H/\alpha$ . The  $H/\alpha$  axis is represented with the letter  $\Gamma$  (Fig. 3.1(d)) and the 3D S-C image by the letter  $I$ .

### 3.4.2 Graph Cut

The goal of our method is to find the endocardium surface inside the 3D S-C image. One fairly good assumption is that the endocardium is located where the gradient magnitude in the S-C image is the largest, i.e. where the grayscale slope is the heaviest. Although one can try to locate the endocardium surface by selecting the maximum gradient value along the R dimension following a maximum likelihood procedure, due to the very nature of echocardiographic images, such an approach drastically fails, producing an irregular (and yet anatomically impossible) jaggy surface.

An alternative for a 2D S-C image such as the one in Fig. 3.1 (d) is to use a dynamic programming procedure as in [78]. In this case, the endocardial wall becomes the shortest path between the top and the bottom of the S-C image. Since dynamic programming prevents from having strong discontinuities, the resulting solution is

### 3.4. PROPOSED METHOD

guaranteed to be smoother than that of maximum likelihood. In the case of a 3D S-C image, the dynamic programming procedure needs to be generalized to 3D which is far from trivial. As an alternative solution, we use graph cut.

Graph cut uses a weighted graph  $G = \{\mathcal{N}, \Sigma\}$  made of nodes  $\mathcal{N}$ , connected by edges  $\Sigma$ . Each edge  $e_{ab} \in \Sigma$  connects two nodes  $a \in \mathcal{N}$  and  $b \in \mathcal{N}$  and is associated to a weight (or capacity)  $w_{ab} \geq 0$ . The weight of an edge  $e_{ab}$  indicates how much 'flow' can circulate between  $a$  and  $b$ . The graph also contains 2 terminal nodes : the source  $s$  and the sink  $t$  [1]. The source is the node from which the flow comes out and the sink is the node into which the flow ends up.

The goal of graph cut is to divide the graph in two subsets of nodes namely  $S$  and  $T$ . To be valid,  $S$  and  $T$  must comply to the following conditions :  $S \cap T = \emptyset$ ,  $S \cup T = \mathcal{N}$ , and  $s \in S, t \in T$ . Given two subsets  $S$  and  $T$ , we also have  $U$ , the set of edges that connect nodes  $a$  and  $b$  from  $S$  to  $T$  such that  $a \in S$  and  $b \in T$ .

A concept pivotal to graph cut is the notion of 'cost'. The cost of a cut is the sum of all edges contained in  $U$ , i.e.  $C(S, T, U) = \sum_{e_{ab} \in U} w_{ab}$ . The goal of graph cut is to find the minimum cut, i.e.

$$S, T, U = \arg \min_{S, T, U} C(S, T, U) . \quad (3.1)$$

Finding the minimum cut calls for an optimization function. In our case, we use alpha-expansion [86]. For more details on graph cut, please refer to [87, 76].

#### 3.4.3 Energy Function

The result of graph cut depends on how the graph is built and which edge capacities are used. In our case, we use a 3D graph for which each node  $a \in \mathcal{N}$  is associated to a voxel  $(R, \Gamma, \theta)$  in the S-C image. Also, each node  $a$  in the graph is connected to its 6 nearest neighbors corresponding to voxel  $(R+1, \Gamma, \theta)$ ,  $(R-1, \Gamma, \theta)$ ,  $(R, \Gamma+1, \theta)$ ,  $(R, \Gamma-1, \theta)$ ,  $(R, \Gamma, \theta+1)$ , and  $(R, \Gamma, \theta-1)$  in the S-C space. Also, as shown in Fig. 3.1 (d), the source node  $s$  is connected to the first row of nodes (those for which  $R = 0$ ) and the drain is connected to the last row of nodes (those for which  $R = R_{\max}$ ).

Once the graph is built, we set a weight to each edge. The weight should be carefully selected such that the resulting cut corresponds to large gradient values, i.e.

CHAPITRE 3. ARTICLE : AUTOMATIZED EVALUATION OF THE LEFT  
VENTRICULAR EJECTION FRACTION FROM ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES  
USING GRAPH CUT

where the endocardium is most likely to be. These intensity values correspond to the bright vertical blurry shape in Fig. 3.1(d).

Since the endocardium surface cannot go outside the S-C image, we set to infinity the capacity of the source and drain edges  $w_{sa}$  and  $w_{at}$ . By doing so, we make sure that these edges are never cut. For the other edges, we distinguish between horizontal edges  $e_{ab}^h$  and vertical edges  $e_{ab}^v$ . As shown in Fig. 3.1(d), horizontal edges  $e_{ab}^h$  are parallel to the R axis, i.e. those for which  $a = (R, \Gamma, \theta)$  and  $b = (R + 1, \Gamma, \theta)$ . Vertical edges are the ones perpendicular to  $e_{ab}^h$  (i.e. along the  $\Gamma$  and  $\theta$  axis). Horizontal edges are assigned the following weight

$$w_{ab}^h = e^{-\frac{\|d(I(a))\|}{2\sigma^2}} \quad (3.2)$$

where  $\|d(I(a))\|$  is the gradient magnitude of the  $S - C$  image evaluated at voxel  $a$  which we implement with the following numerical approximation :  $\|d(I(a))\| = (I(R + 1, \Gamma, \theta) - I(R, \Gamma, \theta))^2$ .  $\sigma$  is a noise parameter that we set to 0.6 for all our experiments. As for the vertical edges, their capacity is set to a constant value  $\beta$  that we call the smoothness term.

Since graph cut always finds the minimum cut, the resulting solution is the one for which

$$S, T, U = \arg \min_{S, T, U} \sum_{e_{ab}^h \in U} e^{-\frac{(I_a - I_b)^2}{\sigma^2}} + \sum_{e_{ab}^v \in U} \beta . \quad (3.3)$$

Equation (3) contains a data term and a smoothness term. The data term makes sure that the center line of the endocardium falls onto voxels with a large gradient value  $\|d(I(a))\|$  while the smoothness term makes sure that the endocardium surface is smooth and has no strong discontinuities. With  $\beta = 0$ , our method ends up computing a maximum likelihood along each horizontal line  $R$  which, in turn, is very noisy. With an increasing value of  $\beta$ , the resulting solution becomes smoother. At the limit, with  $\beta \rightarrow \infty$ , the resulting value is a straight line (like the dotted line in Fig. 3.1(d)). Since that line is in the S-C space, it converts into a perfect U shape in the Euclidean space. In other words, the more vertically straight a myocardium center line is, the smoother the resulting 3D U shape will be. That is why we say that our method



### 3.5. EXPERIMENTAL RESULTS

implicitly enforces a U-shape prior.

The result of graph cut is shown as a red line in Fig. 3.1(e). Although the result is shown as a line, the actual result of graph cut is a 3D manifold in the 3D S-C space, and thus a 3D volume in the Euclidean space.

#### 3.4.4 Further Improvements

Empirical validation made us realize that although minimizing Eq.(3.3) with graph cut provides good results, it nonetheless has some limitations. The first and foremost limitation is segmentation at the apex. Due to poor resolution of echocardiographic images at the tip of the heart, our method has a tendency of underestimating (and yet cutting) the endocardium's nib thus leading sometimes to an Hausdorff error of 12 to 15 mm. The second limitation is due to the U-Shape prior which leaves the base of the heart wide open instead of being curled in as it should be next to the mitral valves.

We solve these two limitations by forcing to infinity the grayscale values associated to the basal control point A, a symmetrical point of A on the base line and the apex control point C and to zero the other pixels along these lines. This is shown in Fig. 3.1(e) where 3 lines have zero values everywhere and a white dot on one pixel. This simple modification drives to zero the energy function and thus forces graph cut to start, finish and pass by the three control points on the T-bar.

Another limitation that we observed is due to the varying contrast from one image to another. We found that the mean surface distance to the groundtruth can be significantly reduced by rescaling the grayscale value between grayscale 25 and 200. Every intensity lower than 25 and higher than 200 is forced to 0 and 255 respectively, while intensities in the range  $[25, 200]$  are rescaled between  $[0, 255]$ . This removes some of the noise and helps graph cut stick to the endocardial wall with a minimal negative impact to the fusion of the papillary muscles to the endocardial walls.

CHAPITRE 3. ARTICLE : AUTOMATIZED EVALUATION OF THE LEFT  
VENTRICULAR EJECTION FRACTION FROM ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES  
USING GRAPH CUT

	MSD (mm)	HD (mm)	Modified Dice	min error (mm)	max error (mm)	EF error (%)	Stroke error (ml)
mean	1.84	7.03	0.08	0.01	6.87	3.9	9.3
std	0.43	1.69	0.02	0.01	1.44	3.4	8.9
mean	2.3	8.58	0.13	0.01	8.18	4.8	7.9
std	0.58	2.49	0.04	0.01	2.22	5.3	7.3

tableau 3.1 – Mean and standard deviation error obtained on the 2014 CETUS MIC-CAI challenge dataset. The first 2 rows are for the training dataset and the last 2 rows for the testing dataset.

	r EF	Bias EF(%)	LOA EF(%)	r Stroke	Bias Stroke(ml)	LOA Stroke(ml)
Training	0.942	1.10	[-9.13; 11.33]	0.864	0.94	[-24.76; 26.64]
Testing	0.801	-1.45	[-15.50; 12.60]	0.409	-0.85	[-22.24; 20.53]

tableau 3.2 – Correlation coefficient (r), bias and limit of agreement (LOA) of the ejection fraction and stroke volume obtained on the 2014 CETUS MICCAI challenge training and testing dataset.

	r ED Volume	Bias ED Volume(ml)	LOA ED Volume(ml)	r ES Volume	Bias ES Volume(ml)	LOA ES Volume(ml)
Training	0.992	-3.20	[-27.92; 21.52]	0.992	-4.13	[-28.76; 20.50]
Testing	0.967	3.35	[-25.28; 31.98]	0.971	4.19	[-16.96; 25.34]

tableau 3.3 – Correlation coefficient (r), bias and limit of agreement (LOA) of the end diastolic (ED) volume and the end systolic (ES) volume obtained on the 2014 CETUS MICCAI challenge training and testing dataset.

### 3.5. EXPERIMENTAL RESULTS

## 3.5 Experimental Results

As shown in Table 3.1, our method works well on most cases provided for the challenge. The mean surface distance (MSD) value of 1.84 mm and 2.3 mm show that on average, the cut is roughly 2 or 3 pixels away from the true endocardial wall. Although the average max error (here Hausdorff distance - HD) is larger (7.03 mm and 8.58 mm), since the standard deviation is small ( $\leq 2.5$  mm), we can say that these large errors only occurs on small localized areas. Also, the max error does not seem to have much of an influence on the ejection fraction (EF) whose error is below 5% both for the training and testing datasets.

Results reported in table 3.2 also underline the fact that our method produces accurate EF results with a correlation coefficient ‘r’ of more than 0.8. We also report result for bias which happens to be :  $\text{bias} = (\text{minError} + \text{maxError})/2$ . With a bias of less than 1.5 for both EF and Stroke, it shows that our method does not systematically over or under estimate the volume. This is also the case with the volume bias reported in table 3.3 which is slightly positive on the training data and negative on the testing data. We also got surprisingly high correlation coefficient both on the training and testing volumes.

The correlation coefficient of the stroke volume on the other hand is rather low for the training data set. This metric is heavily disrupted by 2 outlier cases; one that overestimates the stroke volume by 19.2ml and another that underestimates by 22.10ml. By omitting the 2 outlier cases, we obtain a correlation coefficient of 0.9186 for the EF and 0.7150 for the stroke volume which is a drastic improvement. Needless to say, the amount of cases in the dataset is somewhat small to have statistical results resistant to outlier cases. For more details on the metrics used in table 1, 2, and 3, please refer to [45].

In order to provide the reader with an intuitive understanding on how our results look like, we provided screenshots of positive results (Fig. 3.2) and less accurate results obtained on pathological cases (Fig. 3.3). Figure 3.2 shows results for 6 hearts, 3 from the training dataset and 3 from the testing dataset. As one can see, our method hugs closely the endocardial wall even in areas suffering from a severe signal dropout like on the left-hand side of Fig. 3.2 (a) and (f). Out of 30 patients, 21 have an EF

CHAPITRE 3. ARTICLE : AUTOMATIZED EVALUATION OF THE LEFT VENTRICULAR EJECTION FRACTION FROM ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES USING GRAPH CUT

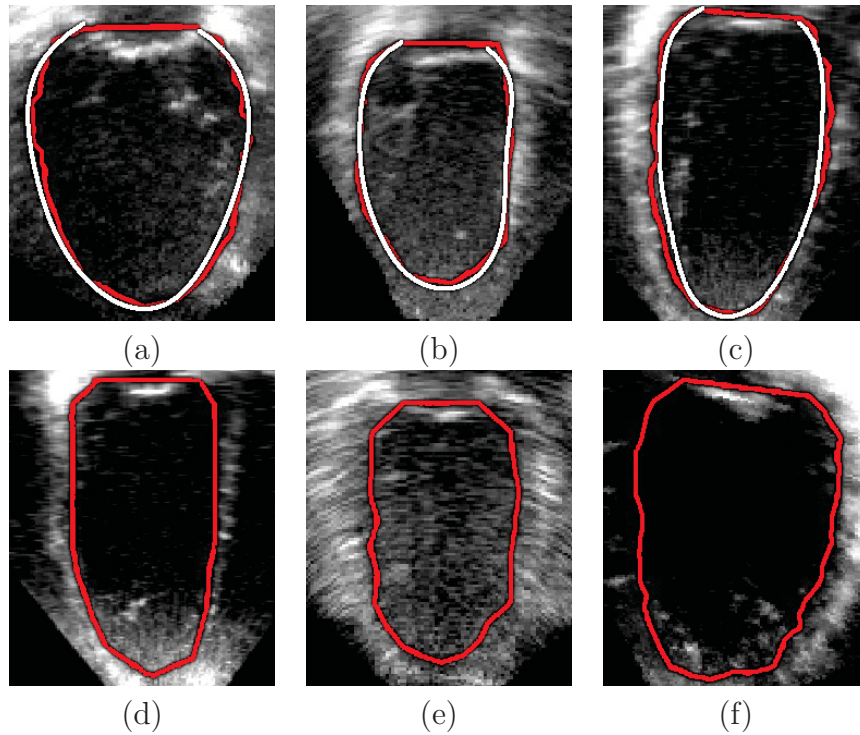


figure 3.2 – Example of six positive results. Patient5\_ED (a), Patient6\_ED (b), Patient9\_ED (c), Patient17\_ED (d), Patient18\_ES (e) and Patient19\_ED (f). In red the automatic detection and in white the groundtruth if available.

error below 7% and 27 have a MSD below 2.5 mm which is a clear indication of the efficiency of our method.

Although our approach is successful most of the time, it nonetheless has issues handling extreme cases. For example, our method may fail when the manual tracing does not correspond to the apparent contour. This is shown in Fig. 3.3(a) where our result follows closely the intensity border while the ground truth cuts early near the left mitral valve. Also, since our method uses a T-bar target, our approach makes the assumption that the long axis of the LV is perpendicular to the mitral valves. Although this is usually true, in cases such as Fig. 3.3(b), the cavity has some kind of an angle which prevents the T-bar target from covering both the apex and the mitral valve borders. This results into a max error of 10 to 12 mm next to the mitral valves. That being said, since the max error is only localized in that area, it does not

### 3.5. EXPERIMENTAL RESULTS

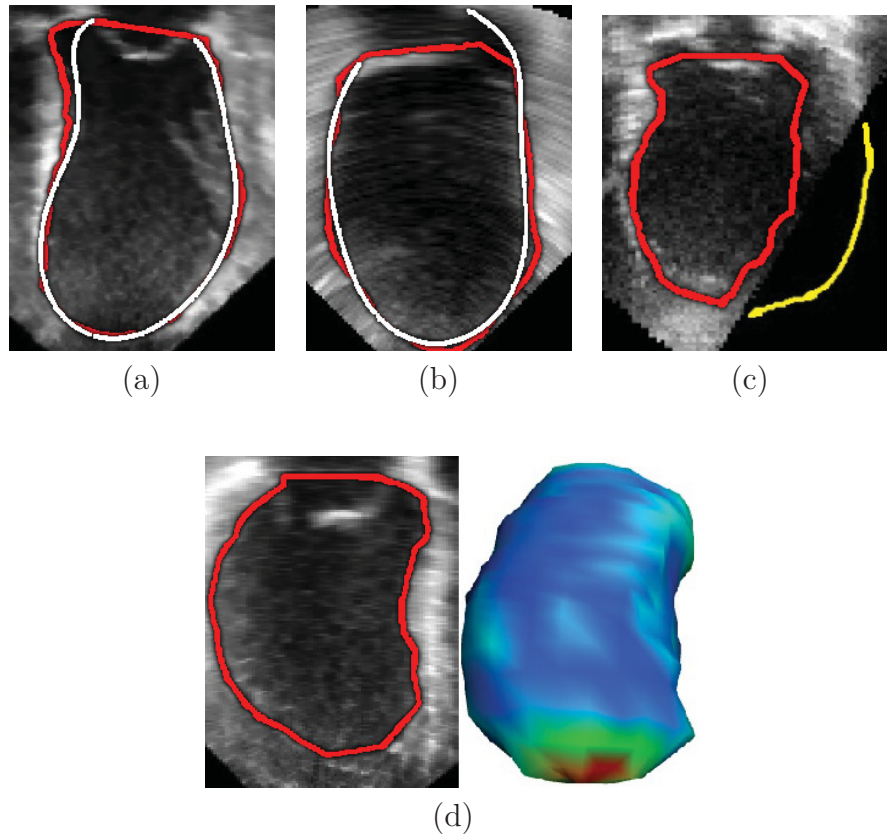


figure 3.3 – Four difficult cases. Patient2\_ES (a), Patient12\_ED (b), Patient26\_ED (c) and Patient21\_ED (d). In red the automatic detection and in white the ground-truth if available.

influence much the overall MSD error.

Another difficult case is with patient 26 (Fig. 3.3(c)). In this case, a large section of the LV is missing from the acquisition, which causes an important underestimation of the ventricle’s volume. This is depicted by the yellow line on the right-hand side of the image. But surprisingly, since the volume is underestimated for both the diastole and systole phases, the resulting EF is rather accurate with 32.6% as opposed to 33.9% for the groundtruth. Also, the poor quality of the images at the apex of the heart may hinders the segmentation in that area. Fig. 3.3(d) illustrates such a case. Although the MSD error is 1.96 mm, the max error is 12.4 mm at the apex. But again, since the MSD is small, the resulting EF and stroke volume are rather precise

CHAPITRE 3. ARTICLE : AUTOMATIZED EVALUATION OF THE LEFT VENTRICULAR EJECTION FRACTION FROM ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES USING GRAPH CUT

with 37.9% and 67.4 ml as opposed to 36.1% and 67.1 ml for the groundtruth.

In most cases, the proposed method is able to successfully cut behind the papillary muscles (see Fig. 3.4(a)), especially when they are not fused with the endocardium. On the other hand, our method sometimes underestimates the endocardial wall when the papillary muscles are tightly compressed against the wall. We observed that situation in 4 patients out of 30 regardless of the intensity rescaling applied while sampling.

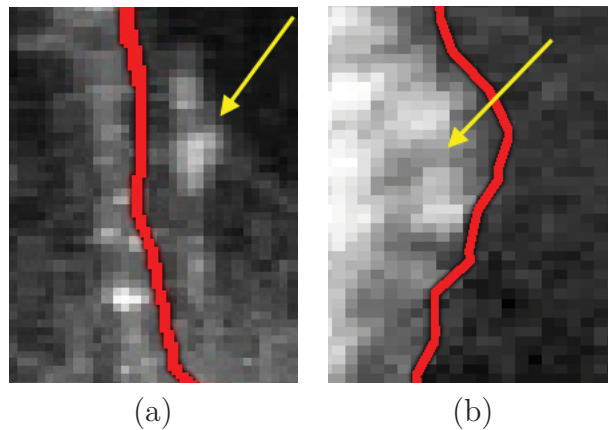


figure 3.4 – (a) Positive and (b) negative results obtained next to the papillary muscles (yellow arrow).

The processing time of our method wanders between 5 and 10 seconds per ventricle depending on the number of slices used (see Fig. 3.1(c)). For this study, we used between 13 and 24 slices. Again, our method requires 4 clicks, *i.e.* one for translating the target and 3 for positioning control points A,B and C. Also, 3 additional clicks might be needed to adjust the reference angles to obtain a better long axis view perspective. The smoothing parameter  $\beta$  was set between 0.06 and 0.3.

### 3.6. CONCLUSION

## 3.6 Conclusion

This paper presents a new semi-automatic method that allows for a fast and reliable segmentation of the endocardial wall of the LV from echocardiographic images. The novelties are the use of graph cut and to work in spherical-cylindrical space in order to take into account to the U-shape of the LV in long axis orientations. Experimental results obtained on 30 patients are very promising with an average EF error of less than 5%.

# Chapitre 4

## Imagerie par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie basée sur la résonance magnétique des protons d'hydrogène des molécules d'eau présentes dans le corps humain. Cette description est en soi une vulgarisation d'un phénomène physique plus complexe. Le corps humain étant majoritairement composé d'eau, cette modalité est particulièrement adaptée pour en visualiser les tissus mous. Tout comme l'échographie, l'IRM a l'avantage d'être non invasive et est largement utilisée dans les centres hospitaliers afin de visualiser différents organes ou membres du corps humain, tels le cerveau, le coeur ou la prostate. Cette technologie est également utilisée chez les animaux dans le cadre d'études précliniques. Contrairement à l'échographie cependant, le matériel est hautement dispendieux. Un seul scanner IRM peut coûter quelques millions de dollars selon sa puissance. Ainsi, les hôpitaux n'en possèdent que quelques-uns et leur accès est restreint. De plus, le résultat 3D d'une acquisition IRM n'est pas disponible en temps réel et peut prendre entre 30 minutes à 1 heure selon le type d'examen et de la résolution de l'acquisition. Ceci dit, les acquisitions IRM offrent généralement un haut degré de précision ainsi qu'un excellent contraste entre les différents tissus mous. Cette modalité est utilisée lorsque d'autres technologies plus accessibles, comme l'échographie, ne sont pas adéquates pour un examen donné, ou bien que des images plus détaillées sont requises.



## 4.1 Principes de base et fonctionnement

Cette section couvre les concepts de base nécessaires à la compréhension de la technologie derrière les images IRM.

### 4.1.1 Comportement du proton d'hydrogène

Une molécule d'eau est composée de 2 atomes d'hydrogène et un atome d'oxygène. Étant composé d'un seul proton et d'un seul électron, l'hydrogène est le plus simple de tous les atomes existants. Le schéma atomique de l'hydrogène est illustré à la figure 4.1.

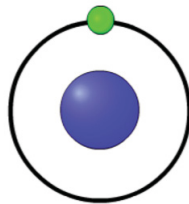


figure 4.1 – Figure illustrant le schéma atomique de l'hydrogène. Le rond bleu représente un proton tandis que le rond vert en révolution autour du proton représente un électron.

Les particules comme les protons, les électrons et les neutrons se comportent comme des corps tournant sur eux-mêmes. Ce mouvement induit un moment angulaire nommé « spin », illustré à la figure 4.2. Cette description d'un spin est en réalité une banalisation d'un phénomène physique bien plus complexe, mais est suffisante pour comprendre comment les images IRM sont générées.

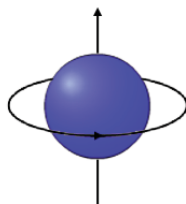


figure 4.2 – Figure illustrant le moment angulaire de spin du proton.

## CHAPITRE 4. IMAGERIE PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE

Le proton d'hydrogène possède un moment angulaire de spin « $1/2$ » c.-à-d. qu'il ne peut adopter que deux orientations lorsque soumis à un champ magnétique constant assez puissant. D'ailleurs, nous pouvons comparer le dipôle magnétique d'un proton de spin « $1/2$ » à celui d'un aimant (voir figure 4.3). Ainsi, lorsqu'il y a présence d'un champ magnétique, le moment magnétique des protons est soit orienté parallèlement ou antiparallèlement à celui-ci. Il y a toutefois une petite majorité de protons alignés parallèlement au champ magnétique. Dans des conditions normales, les protons d'hydrogène sont orientés aléatoirement. Ce phénomène est illustré à la figure 4.4.

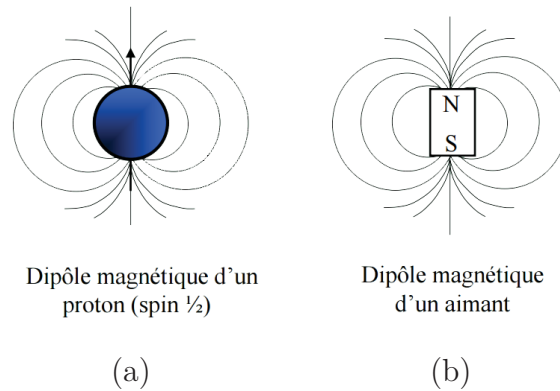


figure 4.3 – Figure illustrant le dipôle magnétique d'un proton comparé à celui d'un aimant. Figure adaptée du cours RBL739 de l'UdeS [46].

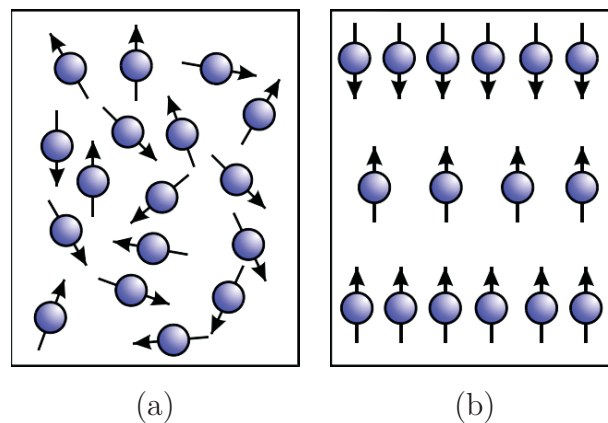


figure 4.4 – Schéma illustrant l'orientation des protons de l'hydrogène du corps humain (a) dans des conditions normales et (b) soumis au champ magnétique constant. Image adaptée du cours RBL739 de l'UdeS [46].

#### 4.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

En présence d'un champ appliqué, le moment magnétique du proton ne partage pas exactement l'orientation de celui-ci, mais s'en écarte par un certain angle appelé angle de précession. En d'autres mots, lorsqu'il est soumis à un champ magnétique, le proton se comporte comme une toupie en rotation subissant l'influence du champ de gravitation de la terre. Ainsi, le moment magnétique décrit un mouvement circulaire perpendiculaire à la direction du champ tel qu'illustré à la figure 4.5. Plus le champ magnétique est puissant, plus la fréquence de précession (fréquence de Larmor) est grande.

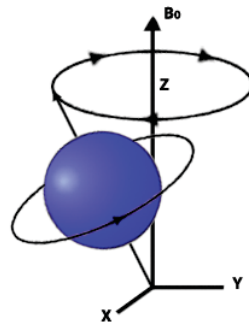


figure 4.5 – Figure illustrant un proton en précession lorsque soumis à un champ magnétique  $B_0$ . Le champ magnétique constant  $B_0$  sera aligné avec l'axe des Z pour toutes les figures suivantes.

La résonance magnétique nucléaire est la propriété de certains noyaux atomiques (soumis à un champ magnétique) d'absorber l'énergie d'une radiofréquence (RF), puis de la relâcher lors d'une période de relaxation. Le noyau atomique d'hydrogène (donc le proton d'hydrogène) possède cette propriété. Ainsi, en présence d'un champ magnétique, le proton d'hydrogène entre en résonance lorsqu'un signal RF oscillant à la fréquence de Larmor est émis. La fréquence de précession du proton, la fréquence de Larmor et la fréquence de résonance sont des synonymes dans ce contexte. Lorsque les protons absorbent l'énergie de la RF, ils passent à un niveau d'énergie supérieur et précessent selon le plan perpendiculaire au champ magnétique. La figure 4.6 illustre ce phénomène pour un proton. Ainsi la précession induit une magnétisation mesurable sur le plan XY au lieu de l'axe des Z. De plus, lors de ce processus, les protons se

synchronisent. Autrement dit, les protons tournent de façon cohérente autour de l'axe des Z.

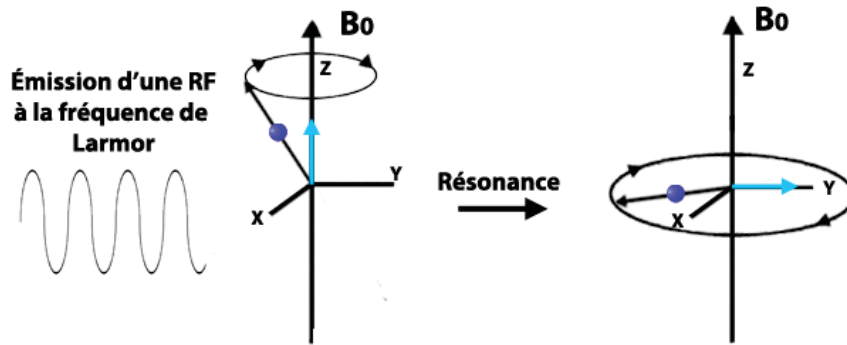


figure 4.6 – Figure illustrant un proton "up" (soumis à un champ magnétique constant  $B_0$ ) entrant en résonance suite à une impulsion RF émise à la fréquence de Larmor. La flèche bleu pâle représente le magnétisation nette résultant de la précession.

L'impulsion RF passée, les moments magnétiques des protons vont graduellement se réaligner longitudinalement par rapport à l'axe du champ magnétique. Cette transition se nomme « la relaxation longitudinale (T1) » et est illustrée à la figure 4.7. Ce retour à l'équilibre suit une fonction asymptotique. Ainsi, un temps infini est requis pour que tous les spins soient parfaitement alignés. Le temps T1 de relaxation est donc défini par le temps requis pour retrouver 63% de la magnétisation longitudinale à l'équilibre (voir la figure 4.9 (a)). Un autre phénomène se produit suite à la résonance des protons d'hydrogène. Des inhomogénéités locales dans le champ magnétique  $B_0$  causent un déphasage des spins. Ce déphasage est également influencé par la densité de protons des tissus puisqu'il y a une interaction entre les spins voisins. Plus les protons sont rapprochés, plus les spins s'influencent. Ainsi, chaque tissu a sa propre vitesse de déphasage. Ce passage d'un état de précession synchronisé à un état déphasé se nomme « la relaxation transversale (T2) » et est illustré à la figure 4.8. Tout comme la relaxation longitudinale, la relaxation transversale suit une fonction asymptotique, mais inversée. Un temps infini est donc également requis pour qu'il n'y ait plus de magnétisation sur le plan XY. Le temps T2 de relaxation est donc défini par le temps requis pour atteindre 37% de la magnétisation transversale initiale (voir la figure 4.9 (b)).

#### 4.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

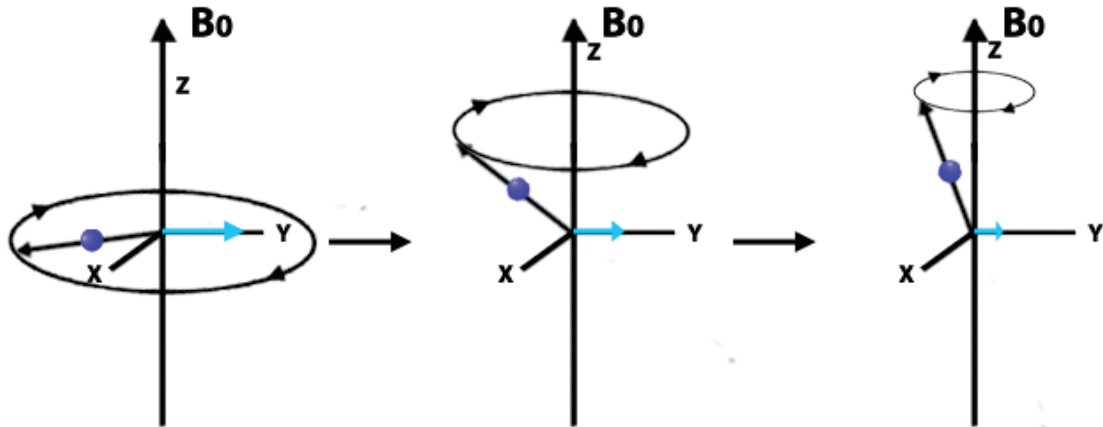


figure 4.7 – Figure illustrant la relaxation longitudinale d'un proton soumis à un champ magnétique constant  $B_0$  suite à une pulsation RF. La flèche bleu pâle représente la magnétisation mesurable par une antenne enlignée avec l'axe des Y.

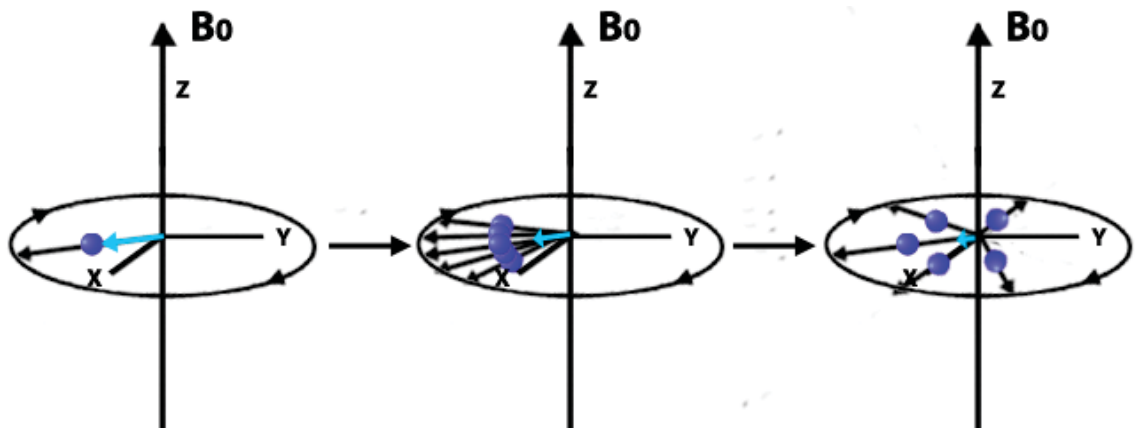


figure 4.8 – Figure illustrant la relaxation transversale de cinq protons soumis à un champ magnétique constant  $B_0$  suite à une pulsation RF. La flèche bleu pâle représente la magnétisation résultante des cinq protons.

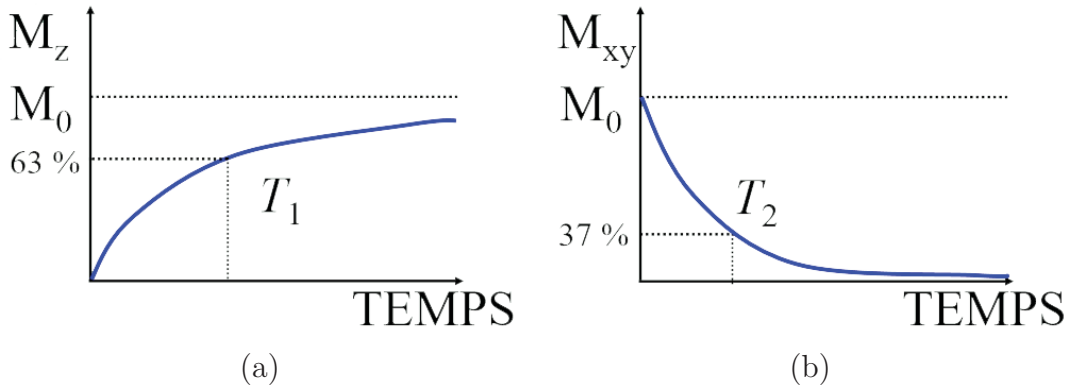


figure 4.9 – Figure illustrant en (a) la magnétisation en Z lors de la relaxation transversale ( $T_1$ ) et en (b) la magnétisation selon le plan XY lors de la relaxation transversale ( $T_2$ ). Figure adaptée du cours RBL739 de l’UdeS [46].

#### 4.1.2 Le scanner IRM

Le scanner IRM est un appareil imposant (illustré à la figure 4.10) généralement installé dans une salle dédiée et isolée des ondes radios ambiantes. L’apparence et les options peuvent changer d’un fabricant à l’autre, mais ils ont tous la même forme cylindrique et sont basés sur les mêmes principes physiques. Bien que sa construction interne soit complexe, un scanner IRM contient essentiellement les éléments suivants : une table pour le patient, un aimant, des bobines de gradient de champ magnétique ainsi que différentes antennes permettant d’émettre et de capter des fréquences radio (voir figure 4.11). L’aimant entoure le tunnel où le patient est étendu et son rôle est de produire un champ magnétique constant et permanent. L’intensité du champ magnétique est quantifiée en Tesla (T). En perspective, un aimant de 1.6T génère un champ magnétique équivalent à 30 000 fois celui de la Terre. Les scanners IRM ont généralement des aimants de 1.5T, 3T ou 7T.

#### 4.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT



figure 4.10 – Figure illustrant un scanner IRM de marque SIEMENS. Image de SIEMENS.

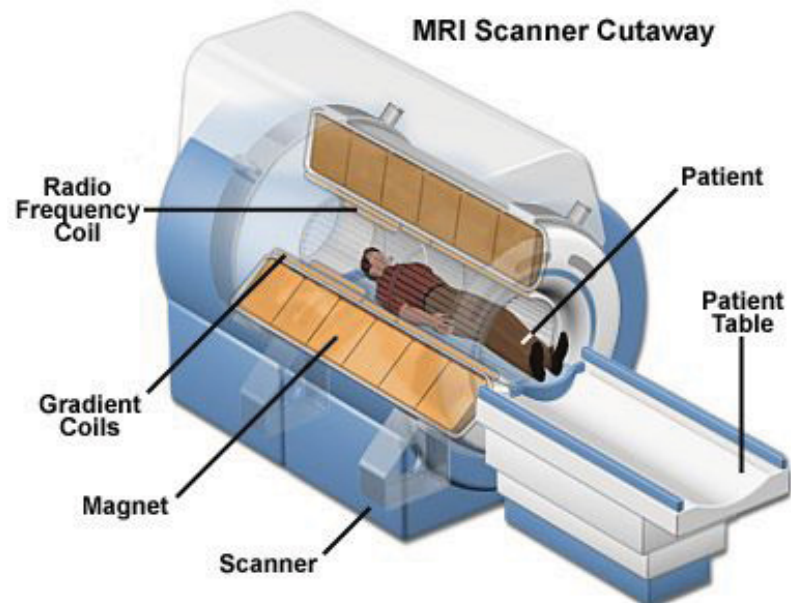


figure 4.11 – Figure illustrant les principales composantes d'un scanner IRM, excluant les antennes. Image tirée du site [18].

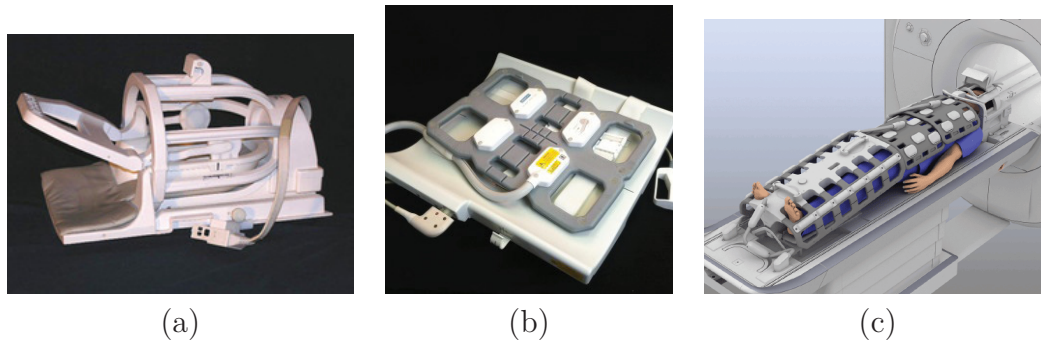


figure 4.12 – Figure illustrant plusieurs types d’antennes RF destinées à observer différentes parties du corps humain. (a) représente une antenne volumique pour la tête. (b) représente une antenne surfacique pour le torse ou l’abdomen. (c) représente une combinaison de plusieurs antennes permettant d’observer l’intégralité du corps, soit deux antennes volumiques (jambes et tête) et deux antennes surfaciques. Images tirées du site [29].

Les antennes ont la capacité de produire et de capter des signaux de radiofréquence (RF). Elles sont configurées de façon à émettre des RF à la fréquence de résonance de précession des protons d’hydrogène qui se trouvent dans le champ magnétique du scanner. L’utilité de cette fonction est couverte à la section 4.1.3.

Il existe deux catégories d’antennes, soit les antennes volumiques et les antennes surfaciques. Les antennes volumiques entourent la partie du corps à explorer. L’appareil IRM contient une telle antenne nommée « antenne corps » et elle est située autour du tunnel de l’aimant. Il existe aussi des antennes volumiques externes appliquées sur le patient, comme l’antenne tête, genou, poignet, épaule, jambes, etc. Les antennes surfaciques sont des antennes planes et réceptrices simples, c’est-à-dire qu’elles ne peuvent que capter le signal restitué par les protons. C’est l’antenne corps qui s’occupe d’émettre l’impulsion RF d’origine lorsque ces antennes sont utilisées. Bien qu’elles aient un champ d’exploration limité, elles procurent un excellent rapport SNR dans la région d’intérêt. La figure 4.12 illustre quelques types d’antennes RF.



## 4.1. PRINCIPES DE BASE ET FONCTIONNEMENT

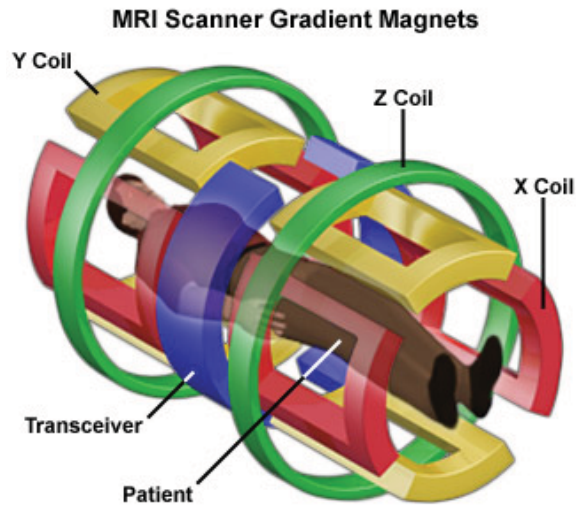


figure 4.13 – Figure illustrant les trois bobines de gradient d’un scanner IRM. Image tirée du site [18]

L’appareil IRM possède trois bobines de gradient de champ magnétique, soit la bobine X, Y et Z. Chacune permet de créer des variations d’intensité du champ magnétique du tunnel selon un axe spécifique, soit droite-gauche, avant-arrière et haut-bas respectivement. Ces orientations sont relatives à un patient étendu dans l’appareil tel qu’illustré à la figure 4.13. C’est avec ces bobines que nous pouvons choisir les tranches et les coupes à acquérir.

### 4.1.3 Génération de l’image

Tel qu’introduit à la section 4.1.1, le champ magnétique constant du scanner IRM aligne les spins des protons d’hydrogène présents dans le corps. Ensuite, une pulsation RF à la fréquence de Larmor est émise afin de faire basculer l’excès de protons orientés parallèlement au champ magnétique, puis les synchronise. Lorsque la pulsation RF cesse, la relaxation commence et les protons d’hydrogènes se désynchronisent, restituant l’énergie absorbée. En précessant dans le plan XY, la magnétisation induit un courant dans une antenne (aussi appelé écho). C’est l’analyse de ce signal qui permet de remplir une image dans l’espace fréquentiel (ou l’espace de Fourier).

Pour obtenir l'image 2D de l'anatomie observée, il suffit d'effectuer une transformée de Fourier inverse sur l'image fréquentielle obtenue. Chaque tissu possède un temps de relaxation T1 et T2 différent. C'est cette propriété qui permet la démarcation des tissus dans l'image IRM générée. Dans les images de pondérations T1, les liquides (eau, sang) tendent vers le noir tandis que les tissus musculaires sont plus clairs. À l'opposé, les liquides et les tissus musculaires tendent vers les tons clairs et noirs respectivement avec les images de pondération T2. Il existe plusieurs variantes de pondérations outre celles présentées, mais celles-ci sont les deux principales.

Une acquisition IRM complète requiert plusieurs impulsions RF et de captures d'échos à répétition. Il existe ainsi une multitude de façons de paramétrer l'acquisition et ces configurations se nomment des séquences. Parmi les paramètres modifiables, il y a le temps de répétition (TR) et le temps d'écho (TE). Le TR est le temps séparant chaque impulsion RF tandis que le TE est le temps entre l'impulsion RF et la réception de l'écho (capture du signal). Certaines séquences ont des avantages telle la résistance aux artefacts de flux, utiles pour l'IRM cardiaque.

Les bobines de gradient permettent de modifier la fréquence de Larmor sur un plan défini dans l'espace 3D en modifiant l'intensité du champ magnétique le long de ce plan. Autrement dit, le gradient appliqué change la fréquence de Larmor en fonction de la position. Ainsi, les protons situés sur le plan auront des fréquences de Larmor différentes des autres protons. Cela nous permet donc de les cibler en émettant une pulsation RF à leur nouvelle fréquence de Larmor sans faire résonner les autres protons. C'est ainsi que l'on peut choisir les coupes à visualiser.

## 4.2 IRM cardiaque

L'IRM cardiaque sert au suivi de patients ayant déjà des maladies cardiaques, ou étant à risque. Le coût élevé et le temps d'acquisition non négligeable rendent cette technologie moins accessible, mais elle offre cependant des images plus détaillées que d'autres modalités telle l'échographie.

## 4.2. IRM CARDIAQUE

### 4.2.1 Caractéristiques

Afin de procéder à un examen IRM cardiaque, le patient s'allonge sur le dos avec une antenne surfacique positionnée au niveau de la cage thoracique. Il doit être en apnée à chaque acquisition de coupe afin d'éviter des artefacts de mouvement. L'opérateur demande donc au patient de retenir son souffle avant chaque prise de plan. Un tel examen peut durer environ une heure. Les deux pondérations T1 et T2 sont utilisées en IRM cardiaque, mais il est courant d'acquérir des images ayant une pondération T2 (sang clair et tissus musculaires foncés).

Un examen IRM cardiaque requiert un temps non négligeable puisqu'il faut acquérir un plan 2D à la fois (ou plusieurs en parallèle si le scanneur le permet). Ainsi, les opérateurs choisissent un nombre restreint de coupes permettant d'avoir une vue d'ensemble du cœur, soit 2 coupes perpendiculaires en vue grand axe (GA) et plusieurs « tranches » en vue petit axe (PA). Généralement, chacune des coupes en PA représente une épaisseur de 5mm et il y a une distance de 10mm les séparant. Un format numérique répandu permettant sauvegarder les résultats est le DICOM. Généralement, afin de reconstruire une image en 3D de l'examen, seules les tranches en PA sont considérées. Ainsi, les reconstructions sont souvent anisotropiques en raison de l'épaisseur des tranches. C'est-à-dire qu'un voxel de l'image ne représente pas la même distance physique dans toutes les directions. Par exemple, un voxel pourrait représenter une dimension de 1x1x10mm. Avec ce choix de coupes, les reconstructions en 3D ont une excellente résolution en vue PA, au coût d'une résolution de piètre qualité en vue GA. Une telle reconstruction est illustrée à la figure 4.14. Il serait en théorie possible de reconstruire des images 3D isotropiques (voxels de ratio 1x1x1) avec autant de coupes GA que de coupes PA de disponible, mais c'est une option peu viable, car cela augmenterait considérablement le temps d'acquisition requis.

### 4.2.2 Artefacts

Bien que l'IRM produit des images très détaillées, cette modalité n'est pas à l'abri des artefacts. En effet, il existe une multitude de catégories d'artefacts causées par différents phénomènes physiques ou contextuels. Les artefacts qui sont couverts dans cette section sont ceux qui se manifestent couramment lors d'examens cardiaques.

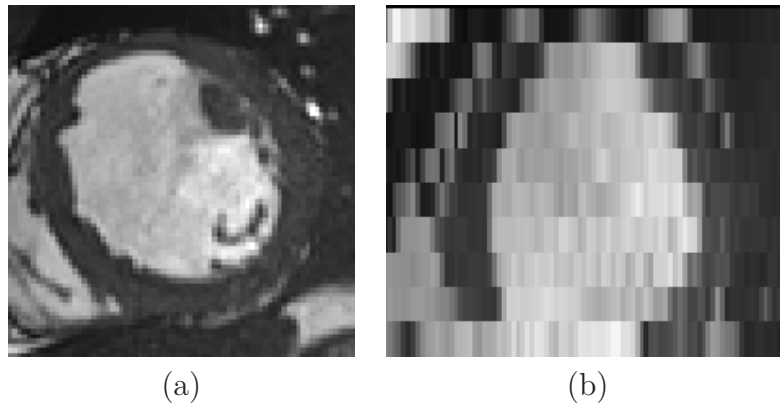


figure 4.14 – Figure illustrant (a) une coupe en petit axe et (b) en grand axe. Cette image est une reconstruction 3D de 10 tranches PA de 10 mm d'épaisseur.

Les artefacts de mouvements sont communs lors d'examens IRM cardiaque. Ils se produisent lorsque le patient omet de retenir sa respiration lors de l'acquisition. Les images contenant ce type d'artefact sont floues et difficilement interprétables (voir la figure 4.16 (a)). Les artefacts de fréquences parasites se manifestent lorsque des ondes RF provenant de sources externes parviennent à entrer dans la salle isolée du scanner (par exemple une porte ouverte). Elles peuvent également provenir d'un appareil électrique émettant des fréquences parasites présentes dans la salle d'examen. Les effets visuels sont divers selon la nature du signal RF parasite (voir la figure 4.15 pour des exemples). Les artefacts « off-résonance » sont causés par une excitation inhomogène des spins de protons, dues à des irrégularités locales du champ magnétique  $B_0$ . Ils se manifestent visuellement comme des zones noires entourées de blanc (voir la figure 4.16 (b)), perturbant grandement les zones contenant du mouvement tel l'intérieur du ventricule gauche (flux sanguin). Cet artefact est particulièrement présent avec des scanners de 3T et plus puissant. Théoriquement, un champ magnétique plus élevé améliore le rapport SNR, mais cet avantage est contrebalancé par d'importants artefacts dont celui-ci ce qui limitent l'intérêt des hauts champs magnétiques pour les applications cardiaques.

## 4.2. IRM CARDIAQUE

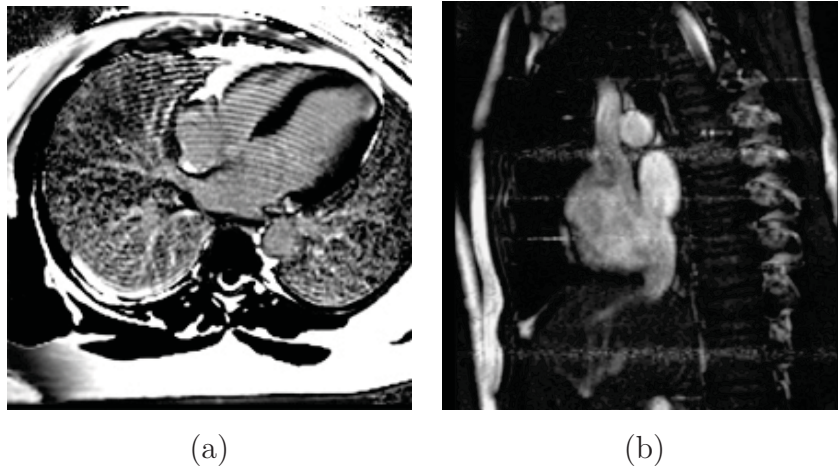


figure 4.15 – Figure illustrant deux exemples d’acquisitions IRM cardiaques contenant des artefacts de fréquences parasites. Ce type d’artéfact se manifeste sous forme de cercle dans (a) et sous forme de lignes dans (b).

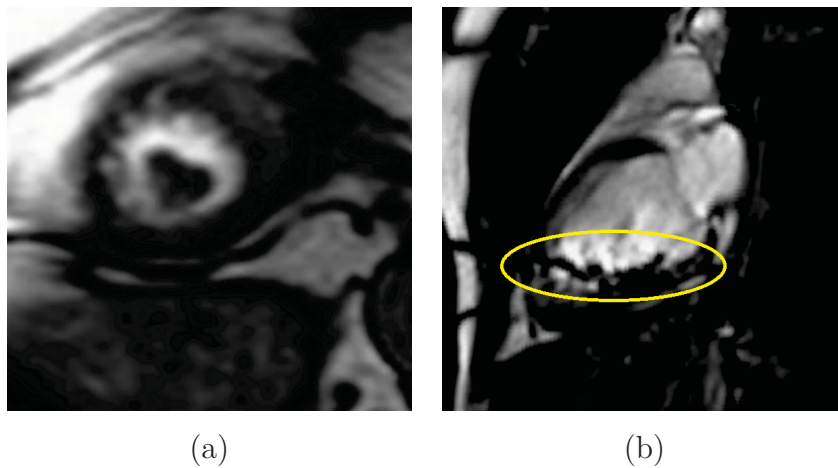


figure 4.16 – Figure illustrant (a) un artefact de mouvement (image floue) et (b) un artefact d’«off-resonance».

## Chapitre 5

# Article : Graph Cut-Based Method for Segmenting the Left Ventricle from MRI or Echocardiographic Images

Michael Bernier<sup>1</sup> Pierre-Marc Jodoin<sup>1</sup> Olivier Humbert<sup>2</sup> Alain Lalande<sup>2</sup>  
<sup>1</sup>Université de Sherbrooke <sup>2</sup> Université de Bourgogne  
2500 boul. de l'Université Le2I (UMR CNRS 6306)  
Sherbrooke, J1K 2R1, Canada 21079 Dijon, France

Cet article décrit l'itération finale de la méthode de segmentation multimodalité telle que soumise au journal CMIG [17]. Cette méthode est une version améliorant divers aspects de celle présentée à l'article du chapitre 3, tout en l'adaptant aux images IRM cardiaques. Elle comporte une section de l'état de l'art plus exhaustive que l'article précédent, mais seulement les résultats des métriques les plus pertinents y sont inclus.

## 5.1. ABSTRACT

### 5.1 Abstract

In this paper, we present a fast and interactive graph cut method for 3D segmentation of the endocardial wall of the left ventricle (LV) adapted to work on two of the most widely used modalities : magnetic resonance imaging (MRI) and echocardiography. Our method accounts for the fundamentally different nature of both modalities : 3D echocardiographic images have a low contrast, a poor signal-to-noise ratio and frequent signal drop, while MR images are more detailed but also cluttered and contain highly anisotropic voxels. The main characteristic of our method is to work in a 3D Bezier coordinate system instead of the original Euclidean space. This comes with several advantages, including an implicit shape prior and a result guaranteed not to have any holes in it. The proposed method is made of 4 steps. First, a 3D sampling of the LV cavity is made based on a Bezier coordinate system. This allows to warp the input 3D image to a Bezier space in which a plane corresponds to an anatomically plausible 3D Euclidean bullet shape. Second, a 3D graph is built and an energy term (which is based on the image gradient and a 3D probability map) is assigned to each edge of the graph, some of which being given an infinite energy to ensure the resulting 3D structure passes through key anatomical points. Third, a max-flow min-cut procedure is executed on the energy graph to delineate the endocardial surface. And fourth, the resulting surface is projected back to the Euclidean space where a post-processing convex hull algorithm is applied on every short axis slice to remove local concavities. Results obtained on two datasets reveal that our method takes between 2 and 5 seconds to segment a 3D volume, it has better results overall than most state-of-the-art methods on the CETUS echocardiographic dataset and is statistically as good as a human operator on MR images.

### 5.2 Introduction

Magnetic resonance imagery (MRI) and echocardiography are both very common imaging modalities for diagnosing cardiovascular diseases [10, 30]. A single technique to segment the left ventricle (LV) in both modalities would be ideal to standardize tool-assisted clinical evaluations.

Echocardiography provides real-time imaging of the LV for the whole cardiac cycle [30, 31]. This modality is non-invasive, quick, reliable, painless, and cheap. Although it has numerous advantages, the resulting picture of the LV is not always accurate due to a poor contrast between structures, a large amount of noise (whose nature varies from one manufacturer to another), spurious local signal drops, and the acquisition protocol which depends on the sonographers' skills. Furthermore, the orientation of the resulting image varies from one patient to another since it depends on the transducer orientation. At the present time, computer and transducer technologies allow for real-time 3D echocardiographic acquisition and visualization of cardiac structures from any spatial point of view [31]. The volumetric acquisitions can be sliced along any orientation to obtain 2D short-axis images, for example.

MRI is another modality frequently used in cardiac imaging [10]. Compared with ultrasound devices, MRI machines are bulky, more expensive and require longer acquisition times. That being said, MRIs are non-invasive, allow for more procedural acquisition protocols (resulting images are less dependent on the technician's skills), and produce anatomically precise images with a high signal-to-noise ratio and higher structural contrasts than echocardiography. Among the available sequences (with or without contrast agent), kinetic MRI (cine-MRI) allows to accurately evaluate the cardiac function. The visual quality of these images makes it easier for clinical experts to manually delineate the endocardial walls of the LV. While it is technically possible to generate cardiac MR images with isotropic voxels (typically in the order of  $1.5 \times 1.5 \times 1.5 \text{ mm}^3$  with ECG and respiratory gating), such high-resolution 3D images require in practice a too long of an acquisition time. Today, most of the clinical protocols use Steady State Free Precession sequence (SSFP sequence) that provide series of anisotropic tomographic images in any plane that cover the cardiac cycle and whose resolution is roughly in the order to  $1.5 \times 1.5 \times 6 \text{ mm}^3$ . Please refer to figure 5.1 to see examples of echocardiographic and MR images.

The LV diastolic volume as well as the ejection fraction (EF) are the most widely-used metrics to assess cardiac health. Since these parameters are based on the systolic and diastolic LV cavity volume, the endocardial wall has to be segmented. But manual contouring of the LV is far too slow in practice and relatively difficult with 3D echocardiography [30], an automatic or semi-automatic method has to be used. In this



## 5.2. INTRODUCTION

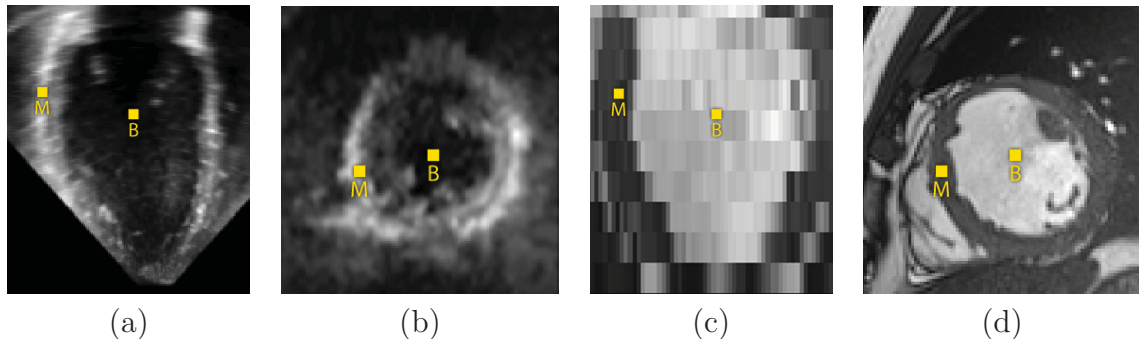


figure 5.1 – Example of (a) long axis and (b) short axis echocardiographic images, and (c) long axis (reconstructed from a 3D modelling obtained from short-axis images) and (d) short axis MR images. While the LV cavity is pictured in black and the myocardium in white in echocardiographic images, it is exactly the other way around for MR images (with a gradient echo sequence). MR images are also highly anisotropic with a high resolution inside the plane. MR images are also less noisy and do not suffer from signal drop.

paper, we propose an improved version of our semi-automatic 3D echocardiographic segmentation method [49] that is now adapted to both modalities.

To our knowledge, no method is effective on both echocardiographic and MR images. Indeed, a large number of methods effective on MRI or CT-scan images can hardly be adapted to a modality such as echocardiography. It is the case with every method relying on the assumption that the cavity is made of a uniform grayscale (or texture) different than that of the myocardium. These are often methods using clustering techniques such as K-means [83] or expectation-maximization (EM) [55], watersheds [88], meanshift [82], spectral clustering [22] or any method based on an energy function assuming that the cavity and the LV come with a uniform grayscale distribution [85, 89]. These methods are ill-suited to echocardiographic images due to very strong noise and structural signal drops (c.f. the apex in Fig. 5.1(a)).

On the contrary, methods using deformable models like active contours and level sets [21, 47, 51, 53] have been widely applied to each modality. These methods often imply that the user manually outline the contour close to the LV (as in [74]) or manually identify points inside the LV [53]. From there, a region (2D or 3D) is initialized and evolves over time up until when it reaches the border of the LV. While some of these methods use a generic segmentation model like the one by Chan and

Vese [33] or Caselles et al. [75], others propose a far more complex model involving density functions, K-mean clustering, and more recently, deep learning [4, 6, 8, 68].

Unfortunately, active contour methods have their limitations as they are error prone wherever the endocardium border is poorly defined. This is problematic with echocardiographic images at the apex where the noise is omnipresent and also in areas where the papillary muscles are pressed against the myocardium (lateral wall in systole for example) or at the apex due to partial volume effect. Another issue with active contours with echocardiographic images is that they can "bleed" in areas suffering from a signal dropout. To overcome this, authors often use shape priors [11, 71, 72]. While they do work, methods including a shape prior are prohibitively slow as well as mathematically and algorithmically complex.

The reader shall note that several so-called fully-automatic methods require a certain level of manual intervention. For example, several automatic methods require that the image be tightly aligned with the LV (and sometimes the LV and the RV) both along the short and long axes [39, 65] while others require that the LV be located exactly in the middle of the image [90]. Since in clinical practice, the LV is often off-centered and acquired images are much larger than the LV (and thus includes a wide variety of organs located around the LV) [10], the user has no choice but to manually crop the raw input images with a cuboid bounding box or, at least, to select the center of the LV. As a solution, fully automatic deep learning methods have recently emerged (see [36, 77]). While they can provide highly accurate results, they require a huge set of training images and there is no way to correct their output in case of an error. Furthermore, training a system that can handle both healthy and pathological cases from both MR and echocardiographic images is still an open question for these methods due to the lack of large annotated datasets with pathological cases (for example, the CETUS [49] dataset contains data from only 45 patients).

Some approaches tackle the challenge differently by not operating in the Euclidean space. For examples, Lalande et al. [3] used dynamic programming in polar coordinate space while Lee et al. [39] applied active contours to MR images also expressed in a polar space. Heyde et al. [5] compared on echocardiographic images and anatomically oriented B-spline free-form deformation (FFD) model with a standard FFD models defined in the Euclidean space. Although both model yielded similar

### 5.3. PROPOSED METHOD

results, the authors reported that the anatomical grid reduced the processing time by a significant margin. Another approach proposed by van Stralen et al. [78] unfolds echocardiographic LV from an Euclidean space to an anatomical space and then segment it using a dynamic programming procedure. Unfortunately, their method requires the user to manually outline the endocardial contour of 2 long-axis slices, which is time consuming. Furthermore, their method segments a collection of 2D slices and then re-create a 3D volume by stacking up the 2D results. Unwrapping an image in a new space prior to segmentation is an approach also used in contexts other than LV segmentation. For instance, Li et al. [42] and Delong et al. [2] combined such a strategy with graph cut approaches to segment surfaces in volumetric images of all kind, medical or otherwise.

Other approaches have used graph theory to segment echocardiographic and MR images [49, 62, 64, 81]. Alba et al. [81] proposed a fully automated method to segment the LV in MR images based on graph cuts. Although their latest method no longer requires a user initialization, it takes 2 minutes to process a single patient and does not translate directly to echocardiographic images. As for Juang et al [64], they introduced an automatic method that segments the LV and the atrium with graph cut from 3D echocardiographic data represented in a cylindrical space. All their nodes are connected to the source and the sink which can create holes in the myocardium and false positives inside the LV. Furthermore, their method drastically fails to segment the apex of the LV (see Figure 3 in [64]) and thus can hardly be used to calculate accurate LV measures. Some methods combine graph cut driven algorithms with atlases (or probabilistic maps) [20, 66] for various segmentation purposes. However, to our knowledge, this approach has not yet been applied to LV segmentation specifically.

A comprehensive review of fully and semi-automatic LV segmentation methods was done by Petitjean and Dacher [10] for short axis images using a cardiac cine MRI sequence and by Bernard et al. [30] for 3D echocardiographic images.

## 5.3 Proposed Method

Cardiac segmentation methods almost always work on the native (X,Y,Z) Euclidean space [36, 37, 47, 72]. During the 2014 MICCAI echocardiographic image seg-

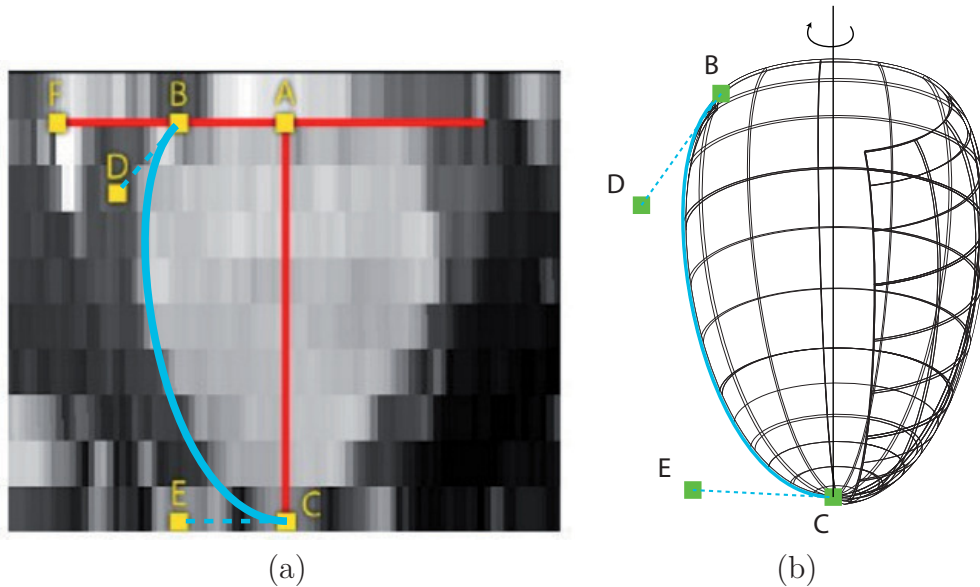


figure 5.2 – (a) 2D Bezier curve (in blue) made from the 4 control points B, D, E and C. The rotated curve around the target is illustrated by the 3D volume shown in black in (b).

mentation challenge, we proposed a segmentation method working in a 3D spherical-cylindrical (S-C) space [49]. According to that method, pixels from the original 3D Euclidean space are projected to a 3D S-C space in which a 3D plane corresponds to a 3D U-cup shape in the Euclidean space. The goal of the method was to find a 3D manifold in the S-C space that best separated the volume in two according to an energy function. The resulting manifold was reprojected back to the 3D Euclidean space to form the inner boundary of the LV. In this paper, we propose a novel Bezier space (B-space) in which a plane corresponds to a 3D rounded V shape (or bullet shape) in the 3D Euclidean space. This novel B-space comes with two fundamental advantages. First, as shown in figures 5.2 and 5.3, the elongated bullet profile of the Bezier shape fits well on the endocardium and is anatomically more accurate than the 3D U shape previously used [49]. Second, as will be shown later, the transition from the Euclidean space to the B-space is defined by one Bezier equation instead of two (a spherical and a cylindrical equation).

### 5.3. PROPOSED METHOD

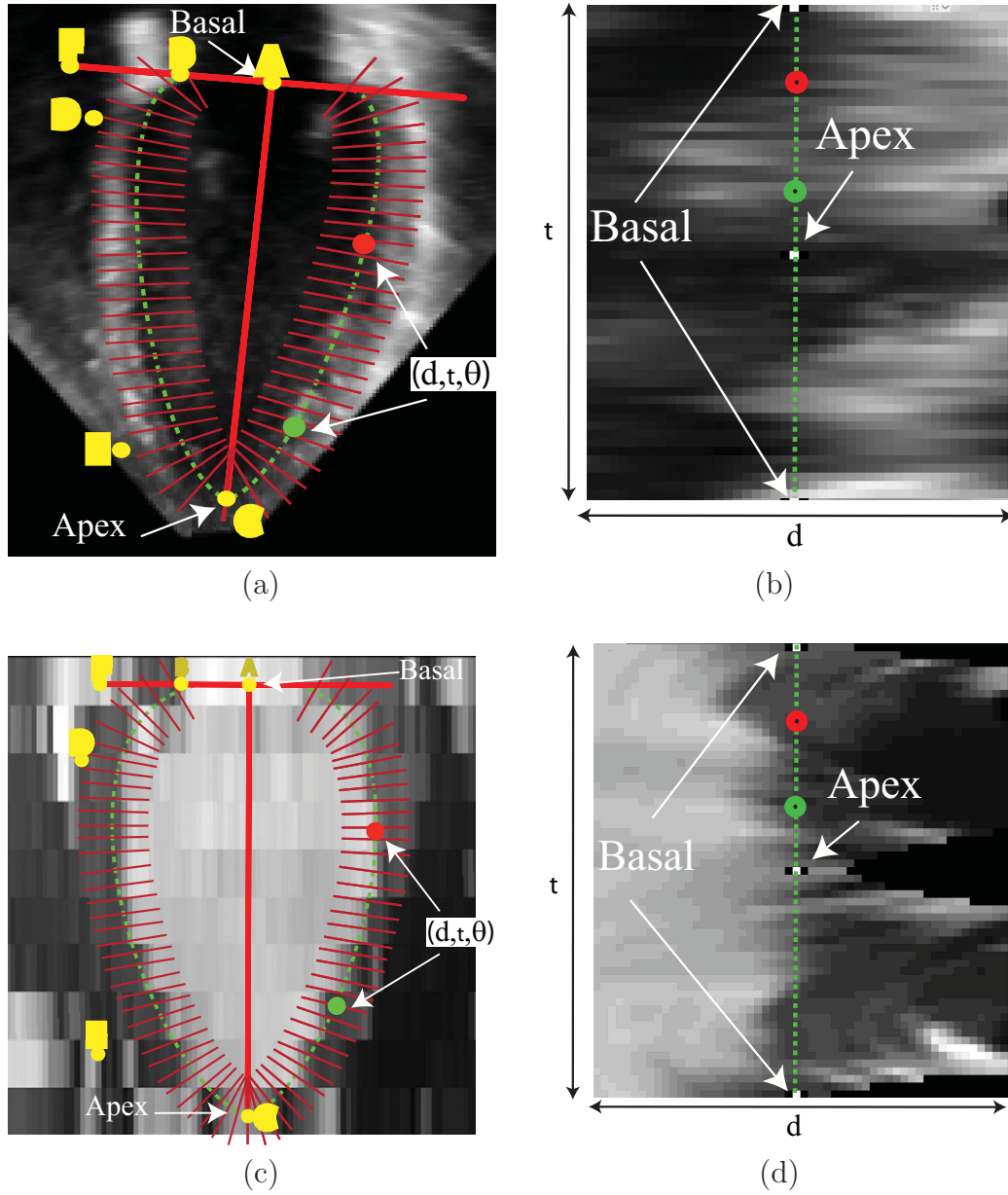


figure 5.3 – (a) and (c) show the T-bar target on top of an echocardiographic image and an MR image with a green Bezier curve as well as rays perpendicular to that curve. Note that control points B and C are common to the Bezier curve and the target. (b) and (d) are 2D slices of the 3D B-Space obtained by sampling grayscale values along the red rays.

At the core of our method is a third degree Bezier curve revolving around the LV long axis as shown in figure 5.2. This 3D surface is then used to warp the input 3D Euclidean image into a so-called 3D B-Space. This warping procedure is illustrated in figure 5.3 for both echocardiographic and MR images. As one can see, the myocardium results into a roughly vertical manifold in the middle of the B-space volume. The goal of our method is to find an optimal 3D manifold that best separates the B-space in two with the LV cavity on one side and the rest on the other side. Since that 3D manifold is in the B-space, our method implicitly enforces a V shape to the resulting Euclidean mesh which serves as an implicit shape prior. This approach is different than most other methods whose shape prior are applied explicitly [70, 71, 72].

This section presents the four steps of our method starting with (1) the warping of the input image from the Euclidean space to the Bezier space, (2) the computation of gradient-based and probability-based energy values in a graph, (3) the localization of the endocardial wall with a min-cut max-flow algorithm, and (4) the post-processing of the resulting mesh with a custom convex hull applied along the short axis plane.

### 5.3.1 Bezier Space

Our method starts by identifying the basal plane and the apex of the LV. Then, the user identifies the center of the LV cavity from the long axis view. A T-bar target is positioned at the base of the LV and then extended all the way to the apex as seen in red in figure 5.2(a). The target comes with two additional (but optional) control points for a total of 5 (A,B,C,D,E). Control point A is used to localize the plane of the mitral valve (in diastole), B the endocardial border at the level of the mitral valve and C the apex. The extra two control points D and E are used to compute Bezier curves with the original control points of the T-bar. Both D and E have a default position relative to A, B and C but can be re-positioned by the user if needed. For this paper, we always use the default position of D and E that we empirically set once.

The third degree Bezier curve used to create the 3D LV volume (figure 5.2) comes with four control points (here B,D,E,C). The first and the last points (B and C) determine where the curve starts and ends, while the two middle control points (D

### 5.3. PROPOSED METHOD

and E) give the overall shape of the curve. In our case, the first control point (i.e. the start of the curve) corresponds to either the right or the left border of the mitral valve, while the last control point (i.e. the end of the curve) corresponds to the apex of the LV. Mathematically speaking, any point along a Bezier curve between the starting and the ending point can be expressed with the following third degree polynomial [44] :

$$Q(t) = B(1-t)^3 + D(1-t)^2 3t + E(1-t)3t^2 + Ct^3 \quad (5.1)$$

where  $t \in [0, 1]$  is the parametric value,  $B, D, E, C$  are control points and  $Q(t)$  is the position of a 3D point along the Bezier curve. One can easily see from that equation that  $Q(t = 0)$  corresponds to the starting point  $B$  and  $Q(t = 1)$  corresponds to the end point  $C$ . With Eq.(5.1) one can also compute the tangent (which is the derivative  $\frac{dQ(t)}{dt}$ ) as well as the normal vector for each point along the Bezier curve. Since the normal is perpendicular to the tangent, it can be computed as

$$\vec{N}(t) = R_{sa}(90^\circ) \frac{dQ(t)}{dt} \quad (5.2)$$

where  $R_{sa}(90^\circ)$  is a 90-degree rotation matrix around the axis perpendicular to the T-bar. This axis may be computed by taking the cross-product between the  $\vec{AB}$  and the  $\vec{AC}$  vectors.

Given A,B,C,D, E and Eq.(5.1), the Bezier curve is then revolved around the AC axis. The resulting 3D Bezier volume is illustrated in figure 5.2 (b). Note that each 3D Euclidean point  $(x, y, z)$  located on the surface of the Bezier mesh can be uniquely characterized by two variables, namely  $t$  and  $\theta$  :

$$P_{bs} = R_{AC}(\theta)Q(t) \quad (5.3)$$

where  $P_{bs}$  is a 3D Euclidean point lying on the Bezier surface,  $Q(t)$  is a point on the Bezier curve for a certain  $t \in [0, 1]$  and  $R_{AC}(\theta)$  is a  $\theta$ -degree rotation matrix around the AC axis. The normal vector of  $P_{bs}$  is obtained in a similar fashion, namely :

$$\vec{N}_{bs} = R_{AC}(\theta)R_{sa}(90^\circ) \frac{dQ(t)}{dt}. \quad (5.4)$$



CHAPITRE 5. ARTICLE : GRAPH CUT-BASED METHOD FOR SEGMENTING THE  
LEFT VENTRICLE FROM MRI OR ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES

As mentioned previously, the 3D input Euclidean image is warped to a 3D Bezier image. This is done by evenly casting rays along the normal of the Bezier surface as shown in figure 5.3 (a) and (c). Rays are casted perpendicularly to the surface both inside and outside the 3D Euclidean space. Any 3D Euclidean point lying on those rays can be mathematically defined by combining Eq.(5.3) and (5.4) :

$$P_{euc} = P_{bs} + dN_{bs} \quad (5.5)$$

where  $P_{euc}$  is a 3D Euclidean point lying on a ray,  $P_{bs}$  is a 3D Euclidean point lying on the Bezier surface,  $N_{bs}$  is its normal, and  $d$  is a coefficient. When  $d > 0$ ,  $P_{euc}$  falls in front of the Bezier surface, when  $d < 0$ ,  $P_{euc}$  falls inside of the Bezier surface, and when  $d = 0$ ,  $P_{euc}$  falls on the Bezier surface. Each Euclidean voxel  $P_{euc}$  sampled from those rays is uniquely defined by three coordinates  $(d, t, \theta)$ , i.e.

$$P_{euc}(d, t, \theta) = R_{AC}(\theta)Q(t) + dR_{AC}(\theta)R_{sa}(90^\circ)\frac{dQ(t)}{dt}. \quad (5.6)$$

This  $(d, t, \theta)$  3D space forms what we call the 3D Bezier space (B-space). The size of the B-Space defines how tight the input Euclidean image gets sampled by the 3D rays. The total number of rays is defined by the resolution along the  $t$  and  $\theta$  axes, whereas the resolution along the  $d$  axis defines the sampling rate along each ray. Although the size of the B-Space can be adjusted by the user, in this paper we use a fix B-Space size of (60,60,36) both for MR and echocardiographic images. These dimensions were chosen based on empirical observations; this B-space size is appropriate to capture mostly all the useful information from both modalities and every pathology at hand. Increasing the size beyond this point didn't improve the results significantly enough to justify the extra computing cost. Indeed, the coarse resolution of cardiac MRI images in the long axis view and the lack of detail in echocardiographical images explain why a bigger B-space is hardly justifiable as there is little to no additional meaningful information to sample.

Figure 5.3 (b) and (d) show a slice in the B-space for  $\theta = 0$ . As can be seen, the myocardium forms a roughly vertical manifold in the middle of the image with the apex in the center and the insertions of the mitral valve are at the top and the



### 5.3. PROPOSED METHOD

bottom. From that point on, the goal of our segmentation method is to locate where the myocardium is located in the B-Space.

#### 5.3.2 Graph Cut

Our method's sole objective is to segment the LV cavity. As illustrated in figure 5.3 (b) and (d), the cavity in the 3D B-Space is located on the left hand side along the "d" dimension, i.e. on the left of the white stripe of the echocardiographic image and on the left of the transition between the cavity (in bright) and the myocardium (dark area) of the MR image. Stated differently, starting from the inside of the LV and moving outward, the endocardium is usually located where the grayscale gradient magnitude is the largest, i.e. where the grayscale slope is the most steep. This gives the intuition that the endocardium can be obtained by finding an optimal 3D vertical manifold following a shortest path algorithm, i.e. the shortest vertical path that follows strong gradient voxels. The most widely implemented shortest path algorithm is certainly dynamic programming. Although this algorithm is effective on 1D and 2D signals, it does not generalize well to a larger number of dimensions. As an alternative, we use a two-label max flow graph cut algorithm [87, 76].

Graph cut uses a weighted graph  $G = \{\mathcal{N}, \Sigma\}$  made of nodes  $\mathcal{N}$ , connected by edges  $\Sigma$ . Every edge  $e_{ab} \in \Sigma$  is associated to a weight (or capacity)  $w_{ab} \geq 0$  and is connected to two nodes  $a \in \mathcal{N}$  and  $b \in \mathcal{N}$ . Every edge's weight  $e_{ab}$  indicates how much 'flow' can circulate between it's two linked nodes  $a$  and  $b$ . Each graph also contains 2 terminal nodes : the source  $s$  and the sink  $\tau$  [1]. The flow comes out of the source node and ends into the sink node.

The purpose of graph cut is to split the graph in two subsets of nodes namely  $S$  and  $T$  and thus segment the image in 2 classes.  $S$  and  $T$  must comply to the following conditions to be valid :  $S \cap T = \emptyset$ ,  $S \cup T = \mathcal{N}$ , and  $s \in S, t \in T$ . In addition to the two subsets  $S$  and  $T$ , we also define  $U$  as the set of edges that connect the nodes  $a$  and  $b$  from  $S$  to  $T$  such that  $a \in S$  and  $b \in T$ .

The graph cut algorithm is articulated around the notion of cost, which is the sum of all edges contained in  $U$ , i.e.  $C(S, T, U) = \sum_{e_{ab} \in U} w_{ab}$ . The goal of graph cut

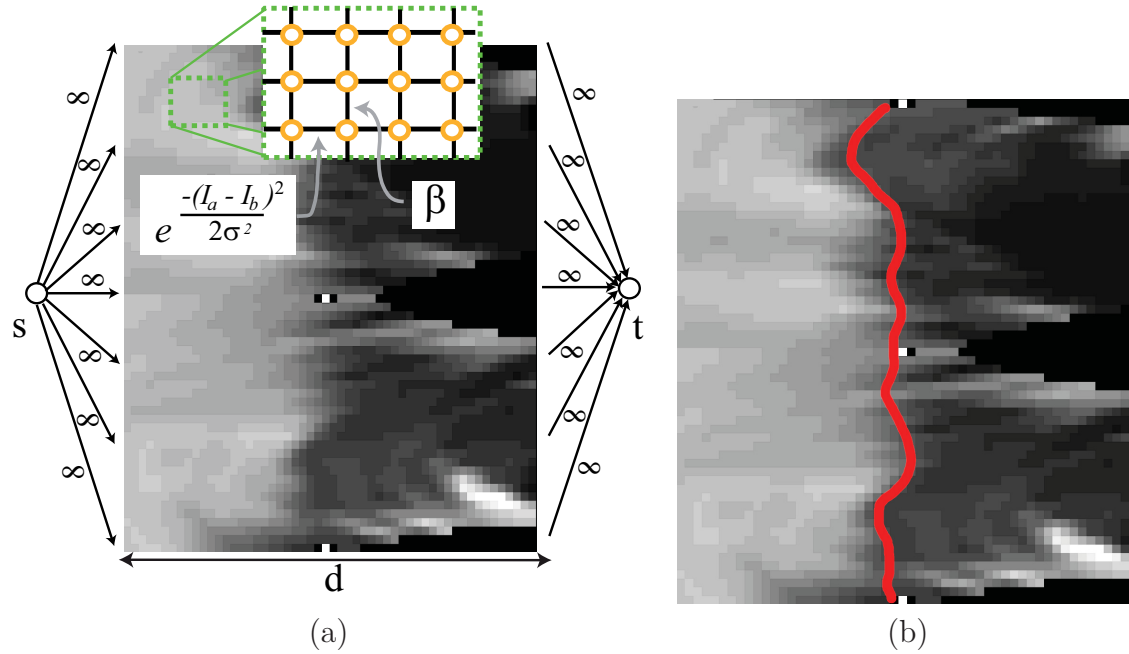


figure 5.4 – (a) Construction of a graph on top of the B-Space MR image in which each voxel is a node connected to its 6 neighbors. (b) The resulting cut of the graph, the LV cavity being on the left of the cut.

is to find the minimum cut, i.e.

$$S, T, U = \arg \min_{S, T, U} C(S, T, U) . \quad (5.7)$$

In that context, an edge with a large capacity has a low probability of being cut while an edge with a low capacity has a high probability of being cut. At the limit, an edge with infinite capacity is guaranteed of never being cut.

Finding the minimum cut requires an optimization function. In our case, we use the two-label alpha-expansion [86] algorithm. For more details on graph cut, please refer to [76, 87].

### 5.3. PROPOSED METHOD

#### 5.3.3 Energy Functions

##### Likelihood and smoothness term

The result of graph cut depends on the graph structure as well as the weight  $w_{ab}$ . In our case, each graph node  $a \in \mathcal{N}$  is associated to a  $(d, t, \theta)$  voxel in the B-Space and is connected to its 6 nearest neighbors :  $(d + 1, t, \theta)$ ,  $(d - 1, t, \theta)$ ,  $(d, t + 1, \theta)$ ,  $(d, t - 1, \theta)$ , nodes in the first plane (those for which  $d = 0$ ) and the drain node  $t$  is connected to the nodes in the last plane (those for which  $d = d_{\max}$ ) as shown in figure 5.4 (a).

After the graph is constructed, each edge is assigned a weight. Weights are carefully assigned to ensure that the resulting cut corresponds to large gradient values i.e. where the endocardium is most likely located. These high gradient values correspond to the bright vertical lines along the  $d$  axis in figure 5.3 (b) and (d). Assuming the T-bar target was properly positioned, the endocardium surface cannot be located outside the 3D B-space. As such, the capacity of the source and drain edges  $w_{sa}$  and  $w_{at}$  are set to infinity to ensures that these edges cannot be cut. For the remaining edges, we make a distinction between those that are horizontal  $e_{ab}^h$  and those that are vertical  $e_{ab}^v$ . As shown in figure 5.4 (a), horizontal edges  $e_{ab}^h$  are parallel to the  $d$  axis, i.e. those for which  $a = (d, t, \theta)$  and  $b = (d + 1, t, \theta)$ . Vertical edges are the ones perpendicular to  $e_{ab}^h$  (i.e. along the  $t$  and  $\theta$  axis). The weights assigned to the horizontal edges are computed with the following formula :

$$w_{ab}^h = e^{\frac{-d(I(a))}{\sigma^2}} \quad (5.8)$$

where  $d(I(a))$  is a gradient function evaluated at voxel  $a$  and  $\sigma$  is a parameter that accounts for noise and that we fix to 0.6 for both modalities. To ensure good results,  $d(I(a))$  needs to be large where the endocardium is likely to be. For echocardiographic images, we use the gradient norm which we implement as follows :  $g(I(a)) = (I(d + 1, t, \theta) - I(d, t, \theta))^2$ . As for MR images, since their content is fundamentally different than that of echocardiographic images, we use a different function  $d(I(a))$ . The endocardium in a MR image is located where the grayscale goes from bright (blood) to dark (myocardium) along the  $d$  axis in the B-space which

corresponds to areas where  $I(d + 1, t, \theta) < I(d, t, \theta)$ . On the contrary, areas for which  $I(d + 1, t, \theta) > I(d, t, \theta)$  corresponds to the epicardium or behind a papillary muscle. As a consequence, we use a directional gradient for which  $d(I(a)) = (I(d + 1, t, \theta) - I(d, t, \theta))^2$  when  $I(d + 1, t, \theta) < I(d, t, \theta)$  and  $d(I(a)) = -\infty$  when  $I(d + 1, t, \theta) > I(d, t, \theta)$  to prevent from ever cutting behind the papillary muscles or further away. Note that such function does not work for echocardiographic images, mainly because of the strong static-like noise plaguing the image. Such noise causes the graph to be filled with scattered infinite energy values, making it highly unstable for the graph-cut algorithm.

As for the vertical edges, for both modalities their capacities is set to a constant value  $\beta$  that we call the smoothness term. Since graph cut systematically finds the minimum cut, the resulting solution is the one for which

$$S, T, U = \arg \min_{S, T, U} \sum_{e_{ab}^h \in U} e^{\frac{-d(I(a))}{\sigma^2}} + \sum_{e_{ab}^v \in U} \beta . \quad (5.9)$$

This equation contains a likelihood term and a smoothness term. The likelihood term forces the endocardium boundary to fall onto voxels with a large gradient value  $d(I(a))$  while the smoothness term prevent strong discontinuities along the endocardium surface. With  $\beta = 0$ , our method ends up computing a maximum likelihood along each horizontal line  $R$  which, in turn, results into a jaggy 3D LV in noisy (especially echocardiographic) images. With an increasing value of  $\beta$ , the resulting solution becomes smoother. At the limit, with  $\beta \rightarrow \infty$ , the resulting value is a vertical plane (illustrated by the green dotted line in figure 5.3(b) and (d)). Since that plane is in the B-Space, it converts into a perfect bullet shape back in the Euclidean space. Thus, the more vertically straight a myocardium plane is, the smoother the resulting 3D V shape will be. That is why we say that our method implicitly enforces a 3D bullet shape prior.

The result of graph cut (which is the minimum of the energy function in Eq.(5.9) is shown as a red line in figure 5.4(b). Although the result is illustrated by a line, the actual result of graph cut is a 3D manifold in the 3D Bezier space, and thus a 3D volume in the Euclidean space.

### 5.3. PROPOSED METHOD

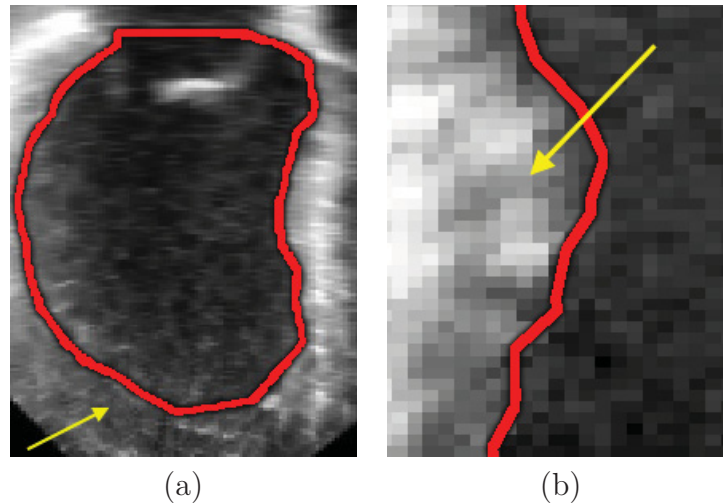


figure 5.5 – Situations for which the graph cut method using Eq.(5.9) fails. (a) Signal drop at the apex prevents the correct delineation of the apex. (b) Papillary muscles partially merged with the endocardial wall (indicated by the arrow) prevents the detection of the real endocardial wall.

#### LV Probability Map

The method presented so far (graph cut with Eq.(5.9)) has appealing key advantages including the fact that it implicitly enforces a 3D anatomically-plausible V-shape without holes in it. That being said, that method has their limitations. The main inconvenience comes from the fact that the data energy function is based mostly on spatial gradient. As such, this makes our method error-prone in low-contrasted areas as well as in areas with false edges. Those situations are common in echocardiographic images due to local signal drop and close to papillary muscles as shown in figure 5.5.

In order to tackle these issues, we incorporated to our energy function a LV probability map which expresses how probable a voxel is to be located inside the LV with regards to its location next to the T-bar target. Such probability map is illustrated in figure 5.6 (a) and (b). Typically, the further a voxel is from the trunk of the T-bar, the less likely it is to be inside the LV. A voxel close to the truck would thus be associated to a probability close to 1 whereas a voxel located further away will see its probability decrease down to zero. A voxel on the endocardial border would be typically associated to a probability of 0.5.

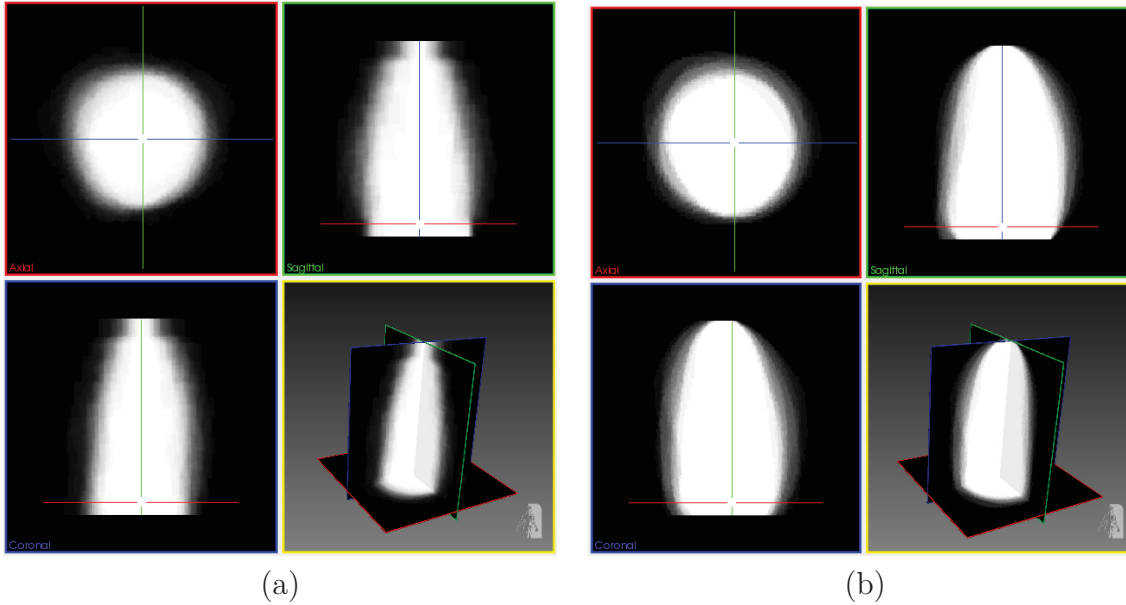


figure 5.6 – (a) Probability map created using 25 MR ground truth images (both ED and ES, all pathologies combined). (b) Probability map created using 15 echocardiographic images (both ED and ES, all pathologies combined).

Since the LV position in the XYZ Euclidean space varies from one patient to another, the probabilistic map is expressed in the coordinate system of the T-bar target as shown in figure 5.7(a) and (b). Given a T-bar target positioned in the 3D Euclidean space, the affine transformation between the Euclidean space and the probabilistic space (which is of size  $256 \times 256 \times 256$  in our case) is defined by a transformation function that maps the three control points A, B and C in the Euclidean space to their position in the probabilistic space. This is done with a least-mean-square regression operation. In this way, voxels located at the control point A and C will be associated to positions  $(127, 127, 0)$  and  $(127, 127, 255)$  of the probability map as illustrated in figure 5.7 (b). Every voxel in-between will be interpolated given an affine transformation. This affine transformation ensures that the resulting probability map is invariant to scaling and stretching; the apex will always be at  $(127, 127, 255)$ , the center of the mitral valve at  $(127, 127, 0)$  and the endocardial border close to the septum at  $(127, 191, 0)$ .

### 5.3. PROPOSED METHOD

The way the probability map is generated is as follows. First, we start with an empty isotropic  $256 \times 256 \times 256$  probabilistic map volume and a collection of 3D binary ground truth images (like the one in figure 5.7 (a)). For the sake of our study, we made a probability map for each modality using a images of healthy and diseased subjects different from the ones used to compute results reported in section 5.4. Then, we place a T-bar target on every 3D binary ground truth image where the control point A corresponds to the center of the mitral valve, B to the epicardial border and C to the apex as shown in figure 5.7 (a) and (c). For the probability map to make sense, it is critical that the orientation of the T-bar relative to the LV is always the same when creating the probability map as well as when segmenting new images. In this study, point A and B of the T-bar target are always oriented from the middle of the left ventricle all the way to the right ventricle (RV, i.e. roughly in the middle of the septum) as shown in figure 5.7 (c). Then, every probability map voxel is incremented by 1 if its corresponding position in the cropped LV is inside the LV. This procedure is repeated with every ground truth image. At the end, the probability map is normalized so the largest value is equal to 1. Results are shown in figure 5.6. The reader shall note that although MR and echocardiographic images have different resolution, their respective probability map end up having a very similar shape.

When a new LV is segmented, the 3D probability map is stretched to fit the positioned T-bar as illustrated in figure 5.8. This allows the map to overlap with the image and every voxel in the Euclidean space to be associated with a probability value. The main interest with this probability map is to underline where the endocardium is likely to be, i.e. where the probability map is close to 0.5 or, equivalently, where the probability gradient is the largest. As a corollary, it also informs us where the endocardium is unlikely to be and that is where the probability is close to 0 (well outside the LV) or close to 1 (well inside the LV). This lead us to a new energy function for the horizontal edges :

$$w_{ab}^h = e^{-\frac{d(I(a))}{\sigma_1^2}} e^{-\frac{d(p(a))}{\sigma_2^2}} + f(a) \quad (5.10)$$

where  $p(a)$  is the probability map evaluated at voxel  $a$  and  $f(a)$  is a border function also evaluated at voxel  $a$ .  $d(p(a))$  reflects how close voxel  $a$  is from the endocardium

CHAPITRE 5. ARTICLE : GRAPH CUT-BASED METHOD FOR SEGMENTING THE LEFT VENTRICLE FROM MRI OR ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES

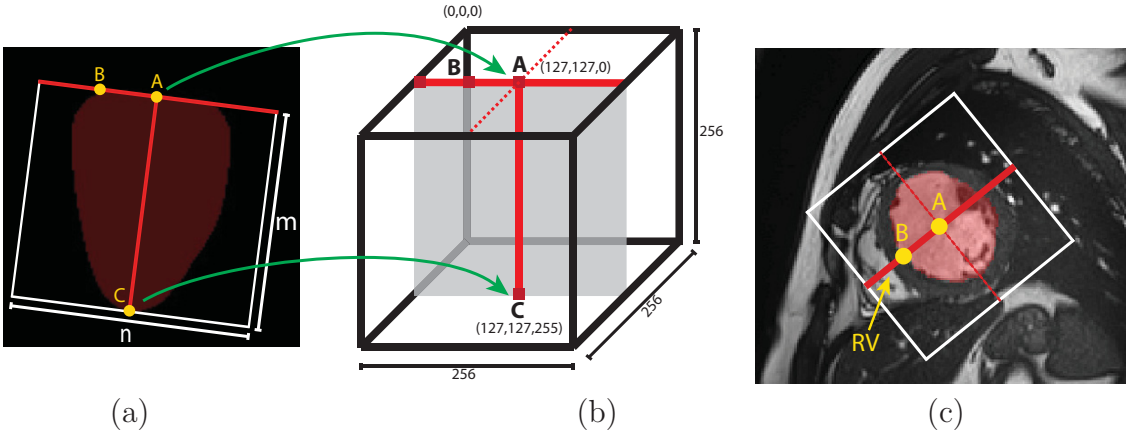


figure 5.7 – (a) T-bar target placed on the long axis of a 3D binary ground truth image. A  $m \times n \times p$  bounding box (shown in white) is used to frame the LV. (b)  $256 \times 256 \times 256$  volume expressed in reference to the T-bar target. The gray plane represents the long axis view on which the T-bar target is placed. The control points from the Euclidean space (a) are mapped to the probabilistic space (b) with an affine transformation. (c) Short axis view of (a) with the MRI beneath it.

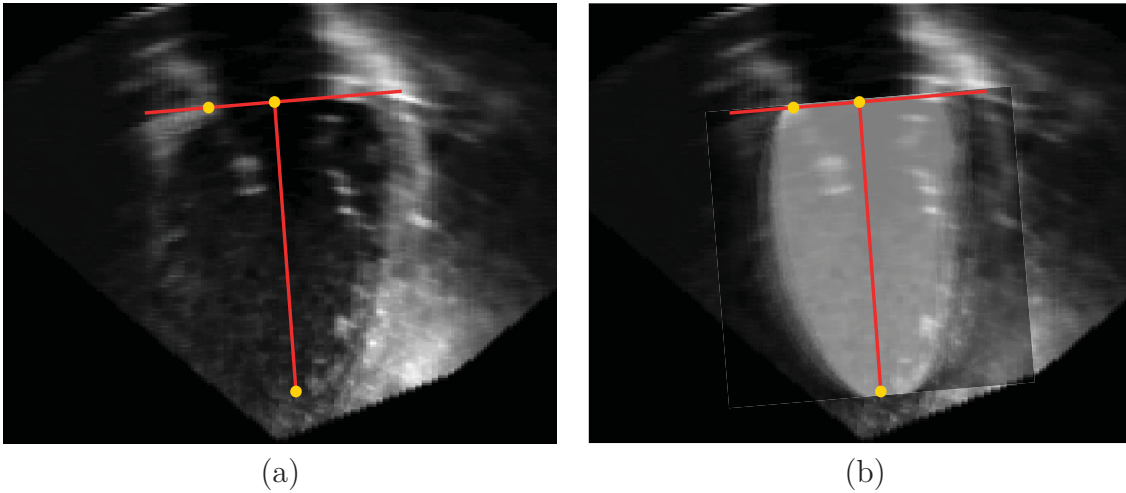


figure 5.8 – (a) A T-bar positioned on a new LV to segment. (b) Overlap of the probability map over the image to segment to illustrate the correspondence between map voxels and cropped image voxels.



### 5.3. PROPOSED METHOD

which we compute it as follows :  $d(p(a)) = (p(d + 1, t, \theta) - p(d, t, \theta))^2$  where  $p(d, t, \theta)$  is the intensity of the probability map at position  $(d, t, \theta)$ . In essence, since  $d(p(a))$  is based on the gradient of the probability map, it reaches its maximum value where the slope is the largest. Note that  $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.6$  for both modalities. As for  $f(a)$ , it is a function which prevents the algorithm from cutting too far inside or outside the LV. This is done by imposing an infinite weight in areas where the probability map is close to 0 or 1, i.e.

$$f(a) = \begin{cases} 0 & \text{if } |p(a) - 0.5| < \epsilon \\ \infty & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5.11)$$

where  $\epsilon$  is set to 0.4 in our case. This function is useful where the papillary muscles are near the center of the LV cavity, or when parts of the right ventricle (RV) are included in the sampled space.

Overall, the resulting solution of our method is the one optimizing the following energy function :

$$S, T, U = \arg \min_{S, T, U} \sum_{e_{ab}^h \in U} \left( e^{\frac{-(d(I(a)) + d(p(a)))}{\sigma^2}} + f(a) \right) + \sum_{e_{ab}^v \in U} \beta . \quad (5.12)$$

#### 5.3.4 Short Axis Convex Hull

Although our method is good at segmenting ambiguous LV papillary muscles, there are still some cases where the papillary muscles are ill segmented as in figure 5.9 (a). To remedy this, we implemented a convex hull algorithm [48] that is applied as a post-process on the short axis view of the mesh. This prevents from having anatomically impossible concavities along the short axis. Since the convex hull is applied on the short axis view (figure 5.9 (b)) it is still possible to have a nonconvex shape along the long axis view.

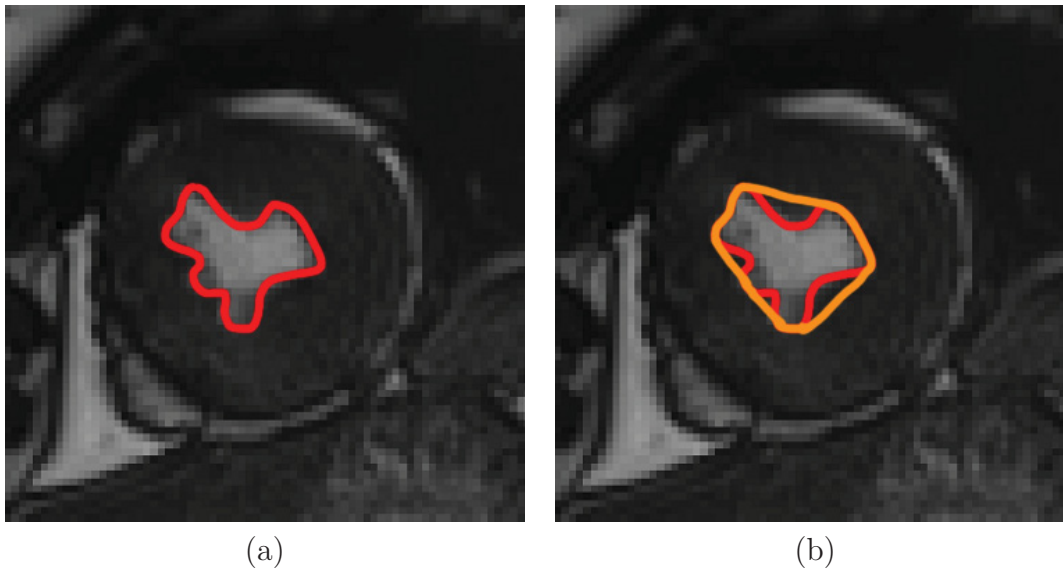


figure 5.9 – (a) Segmentation seen from the short axis view in systole showing a case where the papillary muscles are completely fused with the myocardium. (b) Result after a convex hull was applied (in orange).

## 5.4 Experimental Results

### 5.4.1 Evaluation protocol

Our method was evaluated on one MRI and one echocardiographic dataset. The MRI dataset was specifically created for this study from clinical exams acquired at the University Hospital of Dijon. Compared to other cardiac datasets such as the MICCAI 2009 Sunnybrooks dataset [16] that focuses on local metrics such as the Dice index and the average perpendicular distance, the main objective of our dataset is to cover several well-defined pathologies with enough cases to have a clear understanding of the variations of the main physiological parameters obtained from cine-MRI (in particular diastolic volume and ejection fraction). Furthermore, our evaluation is articulated around global parameters providing a relevant clinical impact. This dataset is composed of 75 exams divided into 5 evenly distributed pathological groups : dilated cardiomyopathy (DCM), hypertrophic cardiomyopathy (HCM), myocardial infarction (MINF), myocarditis (MYO) and patients without cardiac di-

#### 5.4. EXPERIMENTAL RESULTS

sease (NOR). These acquisitions were obtained using two MRI scanners of different magnetic strengths (1.5 T (Siemens Area, Siemens Medical Solutions, Germany) and 3.0 T (Siemens Trio Tim, Siemens Medical Solutions, Germany)). Cine MR images were acquired in breath hold with a retrospective gating and with a SSFP sequence in 2-chambers, 4-chambers and in short axis orientations. Particularly, a series of short axis slices cover the LV from the base to the apex, with a thickness of 5 mm and an interslice gap of 5 mm (one image every 10 mm). The spatial resolution goes from 1.37 to 1.68  $mm^2/pixel$  and 28 to 40 images cover the cardiac cycle, all depending on the patient. The 3D volume was modeled from this series of short-axis slices that cover the LV. Evaluation is performed with the help of common physiological metrics such as the end systolic (ED) and the diastolic (ED) volumes as well as the ejection fraction (EF). The ground truth was manually drawn on short axis slices in diastole and systole by an expert with more than 10 years of experience. By convention, the papillary muscles and trabeculations were included inside the cardiac cavity. Binary images were created where 0 and 1 represent voxels located outside and inside the LV cavity. We also compared our method with the manual outline by a second expert as well as a semi-automatic and FDA-approved MRI segmentation software called Syngovia (Siemens Medical Solution, Germany). The goal of this study is to demonstrate that the proposed method provides results as accurate as an expert in the assessment of clinical metrics. Differences between the approaches were statistically evaluated with ANOVA-test, and for each parameter for each sub-group of patient, the mean absolute error (MAE) was reported (mean of difference between the calculate value and the ground truth for one case). To evaluate if an approach provides better results than another, a one-sided t-test was performed on the obtained absolute error values between the Syngovia software and our method, between the second expert (i.e. inter-observer variation) and our method, and between the second expert and the Syngovia software. These comparisons were performed on the end-diastolic and the end-systolic volumes as well as the ejection fraction. A p-value less than 0.5 was considered significant.

The second dataset is the echocardiographic database provided in conjunction with the CETUS MICCAI 2014 challenge [30]. The CETUS dataset comes with 30 sequences acquired at 3 different hospitals with 3 different brands of ultrasound ma-

chines (GE system refereed to as Vivid E9 using a 4V probe, Philips system refereed to as iE33 using a X5-1 probe and a Siemens system refereed to as SC2000 using a 4Z1c probe). The targeted population part of this dataset is divided into 3 categories : 10 healthy patients, 10 patients with previous myocardial infarction at least 3 months before the examination, and 10 patients with dilated cardiomyopathy. In this dataset, the images of abnormal LVs are unidentified. This dataset includes highly detailed 3D meshes ground truths delineated by three cardiologists. Furthermore, the CETUS team provides an online platform that automatically computes different metrics. This includes measures of the degree of accuracy of the segmentation (modified Dice similarity index (defined as  $1 - (\text{Dice index})$ ), Hausdorff distance (HD) and the mean surface distance (MSD)). Moreover, clinical metrics such as the systolic and the diastolic volumes and the ejection fraction, were considered, but instead of providing the absolute values, the results were displayed as coefficient correlation (and bias) between the proposed method and the ground truth.

## 5.4.2 Results

Some examples of MRI endocardial border segmentation are displayed in figure 5.10. These images show that our segmented borders are very close to the ground truth, even for systolic images of patients suffering from hypertrophic cardiomyopathy (and for which the papillary muscles are pressed against the myocardium). Examples of our segmentation method on echocardiographic images are shown in figure 5.11. Again, the segmented LVs are very close to the ground truths in both systolic and diastolic phases. The reader shall notice the good behavior of our method at the apex of the LV, in areas with signal drops, as well as around the papillary muscles. Segmenting a 3D image with our method takes between 2 and 5 seconds on a mid-end laptop computer (Quad core 3.0 Mhz I5 with 8 Gb of ram.), be it for MRI or echocardiographic images.

Figure 5.12 highlights the impact of the smoothness term  $\beta$  on the shape of the segmented mesh (cf. Eq.(5.12)). As seen in those examples, a low smoothness term results into a ragged mesh more sensitive to it's surroundings, while a larger smoothness term generates a smoother mesh more resilient to noise and punctual gradient

## 5.4. EXPERIMENTAL RESULTS

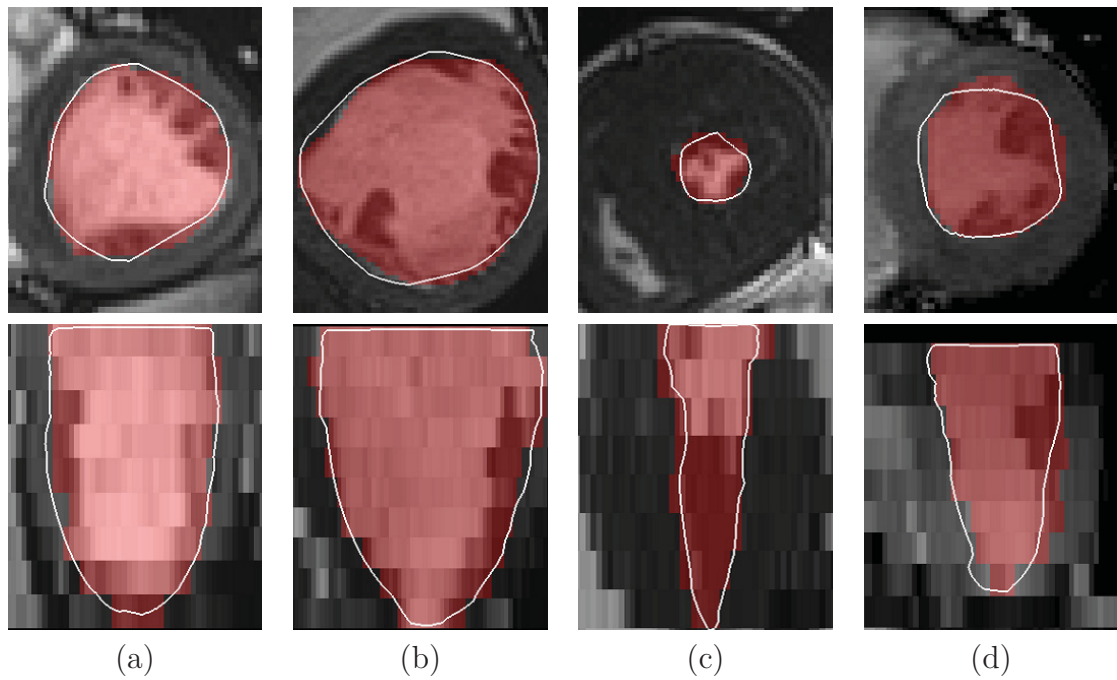


figure 5.10 – Examples of segmentation on MRI : The white lines are the results from our method and the red areas represent the ground truth. Short axis view (top) and long axis view (bottom) of a (a) healthy patient in ED phase, a (b) patient with dilated cardiomyopathy in ED phase, and a (c) patient with hypertrophied cardiomyopathy in ES phase, and (d) Patient after a myocard infarction in ES phase.

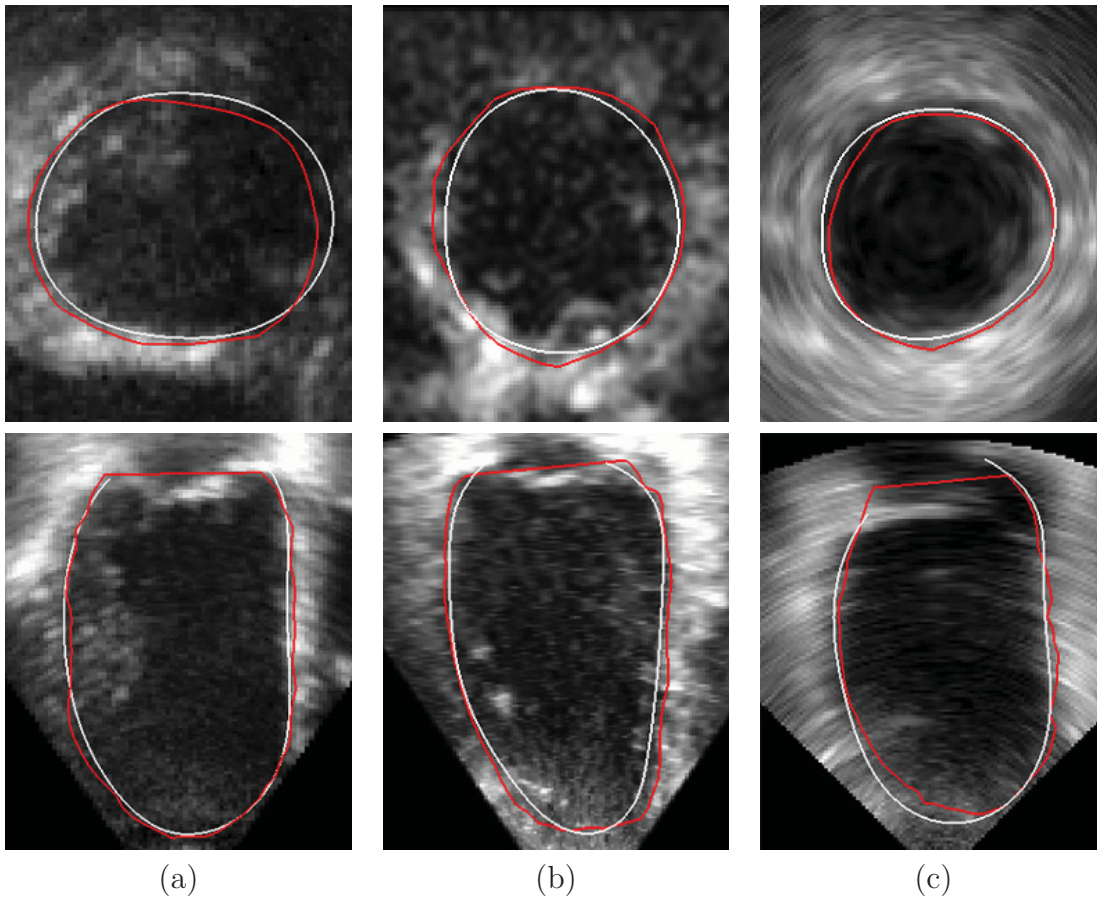


figure 5.11 – Examples of segmentation on 3D echocardiography : Red lines are the results of our method and the white lines is the ground truth. Short axis (top) and long axis view (bottom) at the diastolic phase (b) and systolic phase (a and c). Health status of those hearts are unknown from the CETUS dataset.

#### 5.4. EXPERIMENTAL RESULTS

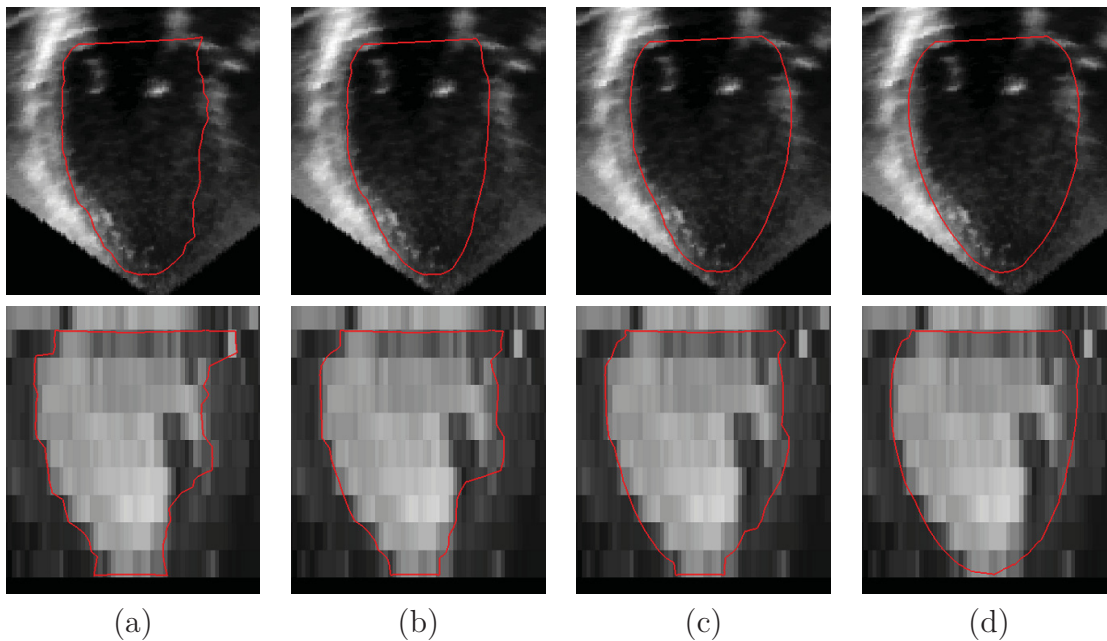


figure 5.12 – Smoothness term : results of our method on echocardiographic (top) and MR images (bottom) with different smoothness term : (a)  $\beta = 0.005$  (b)  $\beta = 0.05$  (c)  $\beta = 0.1$  (d)  $\beta = 0.5$ .

changes. This figure also demonstrates that with the proper smoothness term (generally 0.1) we get to improve results in the vicinity of dense papillary muscles (for both MRI and echography) as well in areas of echocardiographic signal drop-out like in the bottom right of the LV in Figure 5.12.

Table 5.1 shows the results obtained on the MRI dataset according each pathology group. For every pathology, we compare the ground truth contour delineated by a cardiologist with our results, with the manual segmentation of a second expert and with the results obtained by the Siemens Syngovia system. Results are expressed through three clinical metrics : the end diastolic volume (ED), the end systolic volume (ES), and the ejection fraction (EF). To provide a comprehensive comparison, we show for every metric the mean value (MV) and the standard deviation (std) as well as the mean absolute error (MAE). Regardless of the metric and the disease, the absolute values obtained with our method are always very close to the ground truth. While not much larger than the difference between the two experts, our results



CHAPITRE 5. ARTICLE : GRAPH CUT-BASED METHOD FOR SEGMENTING THE LEFT VENTRICLE FROM MRI OR ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES

		Our method			Second expert			Syngovia		
		ED (mL)	ES (mL)	EF (%)	ED (mL)	ES (mL)	EF (%)	ED (mL)	ES (mL)	EF (%)
DCM	GT MV $\pm$ std	254 $\pm$ 52	198 $\pm$ 64	23 $\pm$ 15	254 $\pm$ 52	198 $\pm$ 64	23 $\pm$ 15	254 $\pm$ 52	198 $\pm$ 64	23 $\pm$ 15
	MV $\pm$ std	242 $\pm$ 63	187 $\pm$ 67	24 $\pm$ 15	257 $\pm$ 59	201 $\pm$ 68	24 $\pm$ 16	282 $\pm$ 63	212 $\pm$ 78	27 $\pm$ 15
	MAE	18	12	2.5	8	5	2.2	29	17	3.8
HCM	GT MV $\pm$ std	136 $\pm$ 26	45 $\pm$ 16	67 $\pm$ 8	136 $\pm$ 26	45 $\pm$ 16	67 $\pm$ 8	136 $\pm$ 26	45 $\pm$ 16	67 $\pm$ 8
	MV $\pm$ std	125 $\pm$ 29	36 $\pm$ 14	71 $\pm$ 8	133 $\pm$ 30	42 $\pm$ 17	69 $\pm$ 8	140 $\pm$ 32	43 $\pm$ 20	66 $\pm$ 10
	MAE	12	8	4.7	9	4	3.9	13	8	4.3
MINF	GT MV $\pm$ std	184 $\pm$ 55	117 $\pm$ 65	43 $\pm$ 13	184 $\pm$ 55	117 $\pm$ 65	43 $\pm$ 13	184 $\pm$ 55	117 $\pm$ 65	43 $\pm$ 13
	MV $\pm$ std	170 $\pm$ 59	105 $\pm$ 64	42 $\pm$ 16	174 $\pm$ 61	113 $\pm$ 62	39 $\pm$ 14	197 $\pm$ 68	118 $\pm$ 67	44 $\pm$ 15
	MAE	13	12	5.7	11	9	5.7	17	8	4.3
MYO	GT MV $\pm$ std	129 $\pm$ 32	57 $\pm$ 18	57 $\pm$ 7	129 $\pm$ 32	57 $\pm$ 18	57 $\pm$ 7	129 $\pm$ 32	57 $\pm$ 18	57 $\pm$ 7
	MV $\pm$ std	122 $\pm$ 34	48 $\pm$ 17	61 $\pm$ 8	123 $\pm$ 34	52 $\pm$ 16	58 $\pm$ 7	140 $\pm$ 49	59 $\pm$ 25	59 $\pm$ 7
	MAE	7	9	4.6	5	5	3.3	25	9	4.5
NOR	GT MV $\pm$ std	124 $\pm$ 20	46 $\pm$ 13	63 $\pm$ 8	124 $\pm$ 20	46 $\pm$ 13	63 $\pm$ 8	124 $\pm$ 20	46 $\pm$ 13	63 $\pm$ 8
	MV $\pm$ std	115 $\pm$ 24	40 $\pm$ 12	64 $\pm$ 9	120 $\pm$ 22	47 $\pm$ 11	61 $\pm$ 7	136 $\pm$ 25	52 $\pm$ 12	61 $\pm$ 7
	MAE	9	6	4.6	4	6	3.4	14	6	4.5

tableau 5.1 – Clinical results obtained on the MRI database with the proposed method. ED : End Diastolic volume; ES : End Systolic volume; EF : Ejection Fraction; GT : Ground Truth; MV : Mean Value; MAE : Mean Absolute Error; DCM : Dilated Cardiomyopathy; HCM : Hypertrophic Cardiomyopathy; MINF : Myocardial Infarction; MYO : Myocarditis; NOR : patients without a cardiac disease.

are systematically better than the Syngovia software. Moreover, table 5.2 shows that there is no significant differences between different approaches, regardless of the disease and of the physiological metric. Indeed, every p-value is well above 0.05, which means that it cannot be asserted that one of the approach’s values originate from a different distribution. According to the results of the one-sided t-test, there is no significant difference for the values of the ejection fraction between the approaches whatever the comparison. For the cavity volumes, the results obtained with the second expert were always significantly better than those obtained with other approaches. Concerning the end-diastolic volume, our method provides significantly better results than Syngovia software with a p value of 0.004.

Table 5.3 displays the results of our method together with the ones currently available on the CETUS website. According to CETUS metrics as well as the overall ranking, our method is clearly the most accurate one. The best value for every metric is underlined and our method is the one which has the most. Moreover, there is no significant bias for the clinical metrics EF and ED, ES volume.

Also, as mentioned previously, the proposed method is an improved version of an initial method that participated to the 2014 MICCAI echocardiographic CETUS and



## 5.5. CONCLUSION

	ED	ES	EF
DCM	0.53	0.87	0.97
HCM	0.73	0.75	0.62
MINF	0.79	0.97	0.90
MYO	0.73	0.66	0.59
NOR	0.26	0.23	0.72

tableau 5.2 – p-value obtained from an Anova test between the two experts, our method and Syngovia on the MRI dataset.

which was then ranked second during the challenge [49]. Results from our previous method is showcased on the third line of table 5.3. The results obtained with the new version of our method are superior or equivalent on every metric reported by the challenge’s platform. This is a clear indication that the use of a Bezier space instead of a spherical-cylindrical space as well as a LV probability map and a convex hull post-process helps improving results in a non-negligible manner.

	MSD		HD		MDI		ED Vol.		ES Vol.		EF	
	ED	ES	ED	ES	ED	ES	r	bias	r	bias	r	bias
Proposed Method	<u>2.00</u>	2.16	7.36	<u>6.81</u>	0.11	<u>0.13</u>	<u>0.99</u>	-3.70	<u>0.99</u>	-3.84	<u>0.96</u>	0.99
Barbosa et al. [19]	2.12	2.39	8.52	8.37	0.11	0.15	0.97	-11.15	<u>0.99</u>	-13.25	0.93	4.67
Bernier et al. [49]	2.22	2.37	8.73	8.42	0.11	0.15	0.96	3.35	0.97	4.19	0.80	-1.45
Wang et al. [12]	2.24	2.38	7.68	7.93	0.11	0.15	0.90	-3.06	0.95	-5.49	0.94	2.97
Oktay et al. [60]	2.32	2.32	<u>7.17</u>	7.64	0.12	0.14	0.92	-12.81	0.94	-7.77	0.92	0.74
Domingos et al. [67]	2.02	<u>2.11</u>	9.63	7.84	<u>0.10</u>	<u>0.13</u>	0.89	3.59	0.97	-9.53	0.87	9.45
Smistad et al. [26]	2.73	2.82	8.05	8.51	0.12	0.15	0.92	-15.52	0.97	-14.79	0.91	3.87
Milletari et al. [34]	2.09	2.77	8.30	8.48	0.11	0.16	0.91	1.05	0.97	-16.53	0.84	13.21
Keraudren et al. [41]	2.28	2.33	8.29	9.03	0.12	0.15	0.91	6.61	0.98	-7.85	0.78	8.49
Van Stralen et al. [54]	2.38	2.85	8.06	8.14	0.12	0.17	0.95	-17.77	0.95	-14.18	0.79	3.61

tableau 5.3 – Results of every participant of the CETUS challenge for the testing dataset 1, compared to our improved method. The best results are underlined. MSD : Mean Surface Distance; HD : Hausdorff Distance; MDI : Modified Dice index; r : correlation coefficient.

## 5.5 Conclusion

The automatic or semi-automatic segmentation of the LV endocardial border is still a work in progress for all imaging modalities. However, the localization of these

## CHAPITRE 5. ARTICLE : GRAPH CUT-BASED METHOD FOR SEGMENTING THE LEFT VENTRICLE FROM MRI OR ECHOCARDIOGRAPHIC IMAGES

contours is mandatory to measure physiological parameters such the systolic and diastolic cavity volumes as well as the ejection fraction. In this paper, we proposed a method that works both on MR and echocardiographic images and which comes with the following key advantages :

1. it segments a 3D endocardium wall in 2 to 5 seconds on a mid-end laptop computer ;
2. the resulting mesh is guaranteed to have an anatomically plausible 3D bullet shape along the long axis plane and a convex shape along the short axis plane. This is guaranteed by an implicit 3D Bezier shape model as well as the explicit probability map and convex hull procedure ;
3. as opposed to other methods [37], our resulting mesh is guaranteed not to have any holes and, unlike some active contour methods, our approach cannot "bleed" in areas where the LV has a signal dropout ;
4. our improved semi-automatic method requires only 4 mandatory clicks from the user, but can also be tweaked with 2 optional clicks for enhanced precision. Also, in a every-day usage of our software, the user only has one intuitive parameter to adjust and that is the smoothness of the resulting shape (variable  $\beta$ ).
5. it is effective on both echocardiographic and cardiac MR images, two fundamentally different but commonly used modalities in cardiology. Our method is exactly the same for both modalities except for the  $g(I(a))$  function used to compute the horizontal weights of the graph.

We have tested our method on two different datasets and with two different objectives. For the echocardiographic dataset, we followed the CETUS evaluation procedure and compared our method with other state-of-the-art approaches. Results have shown that our approach is better than any other method, especially when considering the clinical metrics, i.e. the LV volume as well as the ejection fraction. We also show that the proposed method improves our previously published method originally used during the 2014 MICCAI-CETUS challenge. As for the MRI dataset, we put together a large dataset made of images from 4 pathologies as well as images from patients with normal cardiac function. Based on physiological parameters commonly used in clinical practice, we have shown that our method is within the error margin

## 5.6. CONFLICT OF INTEREST STATEMENT

of a human expert and it is slightly better than the FDA-approved Siemens Syngovia software.

Although our method produced good results on both datasets, it may still benefit from further improvements. For instance, we are currently looking to adapt our method for cardiac MR images for animals. Also, preliminary results obtained on PET and SPECT images show that our current solution for echocardiographic images works very well. Results on CT-scan images ought to be obtained, but we do believe that a new function  $g(I(a))$  will be required since the grayscale distribution in those images is far different than that in MRI or echocardiographic images. Also, since most cardiac acquisitions are made over a full cardiac cycle, time information could be taken into account to determine probable endocardium locations from one image to another and use a 4D graph cut segmentation to ensure temporal coherence. We could also improve the energy function by taking into account the physiological deformation of the myocardium during a cardiac cycle to enforce a plausible anatomical shape movement through time. Pre-processing could also be used to remove noise and sharpen the LV edges, although producing great results with images obtained directly from the scanners was one of the goals of this paper.

## 5.6 Conflict of interest statement

The authors have no conflict of interest whatsoever. The funding of this research comes from two public sources namely the Canadian NSERC Discovery grant 210836151 as well as the Quebec-France Programme de développement de partenariats stratégiques en matière d'enseignement et de recherche – No : 186778.

# Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons présenté une nouvelle méthode de segmentation 3D multimodale du ventricule gauche chez l’humain. La méthode proposée se base sur l’algorithme de graph-cut où les intensités des images déterminent les poids des graphes. Combiné avec des cartes probabilistes, la méthode peut traiter autant des images échocardiographiques que des images provenant de scanner IRM de façon assez robuste. L’ajout d’un algorithme de coquille convexe en petit axe améliore de façon notable les segmentations résultantes. Cette étape assure que les maillages segmentés ne comportent pas d’aberrations anatomiques quant à la convexité du ventricule gauche en petit axe.

Implanté dans la solution «MI-Heart» d’Imeka Solutions Inc., cette méthode pourrait éventuellement être commercialisée et utilisée dans des cas d’études cliniques. De plus, bien que la méthode ait été développée et testée avec des images de coeurs humains, il serait très raisonnable d’imaginer une adaptation avec des coeurs de petit animal comme la souris ou le rat.

La collaboration avec le cardiologue Dr Olivier Humbert du centre hospitalier universitaire de Dijon Bourgogne et le professeur Alain Lalande de l’Université de Bourgogne a permis de valider notre méthode rigoureusement avec des cas cliniques. La comparaison avec les segmentations manuelles de ces experts a permis de confirmer que nos résultats sont tout aussi fiables. L’accès à des acquisitions cliniques et à des experts en cardiologie n’est pas trivial à obtenir et la conclusion de ce projet aurait été impossible sans leur contribution.

Résultant de ce projet de recherche, deux articles ont été rédigés et évalués par des comités experts dans le domaine de la segmentation cardiaque [49, 50]. Le premier article a été évalué par le comité expert organisateur du concours CETUS dans le

## CONCLUSION

cadre de la conférence MICCAI 2014 [45] et le deuxième est en cours d'évaluation par un comité expert du journal CMIG [17] au moment de la rédaction de ce mémoire. De plus, ce mémoire a contribué à un troisième article d'effort international [30], combinant les états de l'art au moment de sa rédaction. La reconnaissance de la validité par nos pairs chercheurs apporte de la crédibilité à la méthode découlant de ce mémoire.

La segmentation cardiaque est un domaine de recherche actif depuis bien des années. Même si les méthodes actuelles peuvent déjà rivaliser avec les segmentations manuelles d'experts, il y a toujours place à amélioration. Par exemple, dans le cas de notre méthode, il serait possible d'effectuer un graph cut en 4D tout en ajoutant des contraintes de mouvement à l'endocarde au fil du temps de façon à éliminer des points de segmentation marginaux. De plus, il serait intéressant de complètement automatiser la méthode en ajoutant un algorithme qui permettrait de positionner, sans l'intervention d'un usager, les points de contrôle de la cible en T (potentiellement avec des méthodes d'apprentissage profonds. Enfin, il serait tout aussi intéressant d'adapter la méthode afin de détecter également le contour épicaudique qui est nécessaire pour l'évaluation de la masse myocardique, critère majeur pour les diagnostics de CMH.

La participation de chercheurs de partout dans le monde à des conférences internationales tel MICCAI démontre que la segmentation cardiaque est encore un domaine de recherche d'actualité. Constamment en évolution, l'état de l'art se perfectionnera au point de non seulement égaler les opinions expertes, mais peut-être de les surpasser...

# Annexe A

## Contributions

Cette annexe présente les contributions que ce mémoire apporte au domaine scientifique et à l'Université de Sherbrooke.

### A.1 Méthode de segmentation multimodalité chez le coeur humain

Initialement, le projet de recherche de ce mémoire devait porter sur la segmentation de ventricule gauche de coeurs chez le petit animal via des images IRM, grandement utilisée lors de tests précliniques. Cependant, l'opportunité saisie de participer au concours CETUS de la conférence MICCAI 2014 a donné une autre direction au projet de recherche pour plutôt travailler avec des coeurs humains et des images échocardiographiques. Suite à ce concours, la méthode a été adaptée aux images IRM tout en améliorant la précision avec les images échocardiographiques.

Cette méthode de segmentation multimodalité du ventricule gauche humain est la principale contribution de ce mémoire. Cette nouvelle technique permet de segmenter efficacement et rapidement des ventricules gauches avec une grande précision, que ce soit avec des images échocardiographiques ou IRM.

- Les innovations et contributions informatiques apportées par ce mémoire sont :
- Nouvelle méthode de segmentation de VG combinant l'espace C-B, Graph Cut et les cartes probabilistes.

## A.2. BASE DE DONNÉES IRM UNIFORME DE COEURS HUMAINS

- Implantation d'un module MITK de création de cartes probabilistes.
- Nouvelle initialisation à l'aide de courbes de Béziérs.
- Nouvelle méthode d'échantillonnage de ventricule gauche en espace C-B.
- Réduction de la dépendance des résultats à la paramétrisation.

## A.2 Base de données IRM uniforme de coeurs humains

Lors de ma maîtrise, j'ai eu la chance de voyager à Dijon en France pour travailler avec des experts en IRM cardiaque affiliés avec l'Université de Bourgogne. J'ai assisté, observé et vécu l'expérience de l'acquisition IRM en clinique et ai acquis les connaissances requises pour bâtir une base de données complète et uniforme de patients IRM. En collaboration avec Pr. Alain Lalande, j'ai recueilli des cas anonymes d'acquisitions cliniques du CHU de Dijon incluant 4 différentes pathologies ainsi que des patients en santé de façon à couvrir la grande majorité des cas observés en examen clinique. En plus des données de Dijon, j'ai également recueilli et uniformisé des acquisitions IRM provenant du défi Sunny Brooks de la conférence MICCAI 2009 afin d'agrandir la base de données. Au total, la base de données est composée de 103 cas, soit 73 cas dijonnais et 30 cas provenant du défi Sunny Brooks. Parmi les cas dijonnais, nous avons 15 coeurs atteints de cardiomyopathie dilatés, 15 cas de cardiomyopathie hypertrophiés, 14 cas d'infarctus du myocarde, 14 cas de myocardite et 15 cas de coeurs en santé. Parmi les cas du défi Sunny Brooks, nous avons 12 cas post-arrêt cardiaque avec infarction, 12 cas post-arrêt cardiaque sans infarction, 12 cas de cardiomyopathie hypertrophiés ainsi que 9 cas de coeurs en santé.

## A.3 Distinctions

Confronté à d'autres projets de recherche, sherbrookois et à travers le monde, celui présenté dans ce mémoire a remporté les distinctions suivantes :

- Première place, concours CETUS catégorie méthode semi-automatique, conférence MICCAI 2014.

- Deuxième place, concours CETUS catégories confondues, conférence MICCAI 2014.
- Bourse de persévérance accordée par Hydro Québec en leur intérêt par rapport au projet de recherche.

## A.4 Publications

Dans le cadre de ce mémoire, le projet de recherche a représenté l'Université de Sherbrooke via les publications scientifiques suivantes :

- **M. Bernier**, P.-M. Jodoin , O. Humbert, A. Lalande "Graph Cut-Based Method for Segmenting the Left Ventricle from MRI or Echocardiographic Images", Computerized Medical Imaging and Graphics, *En révision*.
- O. Bernard, J.G. Bosch, B. Heyde, M. Alessandrini, D. Barbosa, S. Camarasu-Pop, F. Cervenansky, S. Valette, O. Mirea, M. Bernier, P.M. Jodoin, J.S. Domingos, R.V. Stebbing, K. Keraudren, O. Oktay, J. Caballero, W. Shi, D. Rueckert, F. Milletari, S.A. Ahmadi, E. Smistad, F. Lindseth, M. van Stralen, C. Wang, O. Smedby, E. Donal, M. Monaghan, A. Papachristidis, M.L. Geleijnse, E. Galli, and J. D'hooge , "Standardized evaluation system for left ventricular segmentation algorithms in 3D echocardiography", IEEE TMI, 2015.
- **M. Bernier**, P.-M. Jodoin , A. Lalande "Automatized Evaluation of the Left Ventricular Ejection Fraction from Echocardiographic Images Using Graph Cut", MIDAS Journal dans la cadre du MICCAI CETUS-Challenge, Boston, U.S., 2014.

## A.5 Conférence

Durant ma maîtrise, j'ai eu l'opportunité de participer à une conférence internationale à Boston, aux États-Unis. Bien que mes interactions avec les autres participants furent limitées, la découverte des méthodes d'autres chercheurs afin d'aborder la même problématique m'a offert une perspective d'ensemble. Je suis très fier d'avoir pu représenter l'innovation sherbrookoise lors de cet évènement.



# Bibliographie

- [1] Blake, A., Rother, C., Brown, M. et Perez, P., « Interactive image segmentation using an adaptive GMMRF model », 2004.
- [2] Delong, A. et Boykov, Y., « Globally optimal segmentation of multi-region objects », *in proc of ICCV*, pages 285–292, 2009.
- [3] Lalande, A., Salve, N., Comte, A., Jaulent, M.-C., Legrand, L., Walker, P.-M., Cottin, Y., Wolf, J. E. et Brunotte, F., « Left ventricular ejection fraction calculation from automatically selected and processed diastolic and systolic frames in short-axis cine-MRI. », *J Cardiovasc Magn Reson.*, 6(4):817–827, 2004.
- [4] Ngo, T. A., Lu, Z. et Carneiro, G., « Combining Deep Learning and Level Set for the Automated Segmentation of the Left Ventricle of the Heart from Cardiac Cine Magnetic Resonance », *Medical Image Analysis (in press)*, 2016.
- [5] Heyde, B., Barbosa, D., Claus, P., Maes, F. et D’hooge, J., « Influence of the Grid Topology of Free-Form Deformation Models on the Performance of 3D Strain Estimation in Echocardiography », Dans *Functional Imaging and Modeling of the Heart*, pages 308–315, 2013.
- [6] Liu, B., Cheng, H. D., Huang, J., Tian, J., Tang, X. et Liu, J., « Probability Density Difference-based Active Contour for Ultrasound Image Segmentation », 43(6):2028–2042, 2010.
- [7] Banerjee, N., Quazza, L. et Ruelle, V., « La propagation du son », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://tpeson-verre.weebly.com/la-propagation-du-son.html>.

## BIBLIOGRAPHIE

- [8] Feng, C., Li, C., Zhao, D., Davatzikos, C. et Litt, H., « Segmentation of the Left Ventricle Using Distance Regularized Two-Layer Level Set Approach », Dans *MICCAI*, pages 477—484, 2013.
- [9] Nadeau, C., « *Asservissement visuel échographique : application au positionnement et au suivi de coupes anatomiques* », Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2011.
- [10] Petitjean, C. et Dacher, J.-N., « A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images », *Medical Image Analysis*, 15(2):169—184, 2010.
- [11] Pluempitiwiriyawej, C., Moura, J. M. F., Wu, Y.-J. L. et Ho, C., « STACS : New Active Contour Scheme for Cardiac MR Image Segmentation », *IEEE-T-MI*, 24(5):593–603, 2005.
- [12] Wang, C. et Smedby, O., « Model-based left ventricle segmentation in 3D ultrasound using phase image », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [13] N.A. CAMPBELL et J. B. REECE, *Biologie Campbell Reece*. ERPI, 3 édition, 2007.
- [14] Statistique Canada, « Principales causes de décès 2011 », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.statcan.gc.ca/pub/82-625-x/2014001/article/11896-fra.htm>.
- [15] NDT Resource Center, « Signal-to-Noise Ratio - echography », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<https://www.nde-ed.org/EducationResources/CommunityCollege/Ultrasonics/Physics/signaltonoise.htm>.
- [16] Sunnybrook Health Science Centre, « CMRLVSC MICCAI challenge 2009 ». [http://smial.sri.utoronto.ca/LV\\_Challenge/Home.html](http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Home.html).
- [17] CMIG, « Computerized Medical Imaging and Graphics », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.journals.elsevier.com/computerized-medical-imaging-and-graphics>.
- [18] Coyne, K., « MRI : A Guided Tour », Dernière consultation le 14 septembre 2016.

## BIBLIOGRAPHIE

- <https://nationalmaglab.org/education/magnet-academy/learn-the-basics/stories/mri-a-guided-tour>.
- [19] Barbosa, D., Friboulet, D., D'hooge, J. et Bernard, O., « Fast Tracking of the Left Ventricle Using Global Anatomical Affine Optical Flow and Local Recursive Block Matching », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [20] Grieg, D., Porteous, B. et Seheult, A., « Exact maximum a posteriori estimation for binary images », *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, 51(2):271–279, 1989.
- [21] Grosgeorge, D., Petitjean, C., Caudron, J., Fares, J. et Dacher, J.-N., « Automatic cardiac ventricle segmentation in MR images : a validation study », *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 6:573–581, 2011.
- [22] Tolliver, D. et Miller, G.-L., « Graph Partitioning by Spectral Rounding : Applications in Image Segmentation and Clustering », Dans *IEEE-CVPR*, 2006.
- [23] Société Française de cardiologie, « Généralités sur le coeur », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.sante-sur-le-net.com/fiches-info/generalites-sur-le-coeur/>.
- [24] Docteurcllic, « Medical gallery of Blausen Medical 2014 », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.docteurcllic.com/maladie/myocardite.aspx>.
- [25] Doctorette.info, « Infarctus du myocarde causes et traitements », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.doctorette.info/maladies-cardiovasculaires/infarctus-myocarde-causes-traitements>.
- [26] Smistad, E. et Lindseth, F., « Real-time Tracking of the Left Ventricle in 3D Ultrasound Using Kalman Filter and Mean Value Coordinates », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [27] Echoson, « Echoson Ultrasound Scanners », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.echoson.com.pl/>.

- [28] Edvard, C., « L’Echo Coeur : les différentes coupes », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://legazier.com/echo-coeur-coupes/>.
- [29] Elster, A. D., « Questions and answers in MRI - Array Coils », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://mriquestions.com/array-coils.html>.
- [30] Bernard, O. et AL, « Standardized Evaluation System for Left Ventricular Segmentation Algorithms in 3D Echocardiography », *IEEE-T-MI*, 35(4):967–977, 2015.
- [31] Lang, R. M. et AL., « EAE/ASE Recommendations for Image Acquisition and Display Using Three-Dimensional Echocardiography », *European Heart Journal – Cardiovascular Imaging*, 13:1–46, 2012.
- [32] Lorenzi, A. et Chaix, B., « Qu’est-ce qu’un son ? », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.cochlea.eu/son>.
- [33] Chan, T. F. et Vese, L. A., « Active Contours Without Edges », *IEEE Trans. on Img. Proc.*, 10(2):1–11, 2001.
- [34] Milletari, F., Yigitsoy, M., Navab, N. et Ahmadi, S., « Left Ventricle Segmentation in Cardiac Ultrasound Using Hough-Forests With Implicit Shape and Appearance Priors », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [35] Centers for Disease Control and Prevention, « Leading Causes of Death 2014 », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.cdc.gov/nchs/fastats/leading-causes-of-death.htm>.
- [36] Carneiro, G., Nascimento, J. C. et Freitas, A., « Robust left ventricle segmentation from ultrasound data using deep neural networks and efficient search methods », Dans *ISBI*, pages 1085–1088, 2010.
- [37] Sainarayanan, G., Mal Murugan, N. et Chan, S., « A Novel Method for Echocardiogram Boundary Detection Using Adaptive Neuro-Fuzzy Systems », Dans *Int Conf on Comp. Int. and Mult. App*, pages 415–419, 2007.

## BIBLIOGRAPHIE

- [38] Gaumet, C. et Roussarie, S., « Evolution de l'imagerie médicale par ultrasons », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
[http://hist.imgmed.free.fr/3\\_evolution.html](http://hist.imgmed.free.fr/3_evolution.html).
- [39] Lee, H.-Y., Codella, N. C. F., Cham, M. D., Weinsaft, W. et Wang, Y., « Automatic Left Ventricle Segmentation Using Iterative Thresholding and an Active Contour Model With Adaptation on Short-Axis Cardiac MRI », *IEEE-T-BE*, 57(4):905–913, 2010.
- [40] Lynch, P. J., « Heart normal transthoracic echocardiography views », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Heart\\_normal\\_tte\\_views.jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Heart_normal_tte_views.jpg).
- [41] Keraudren, K., Oktay, O., Shi, W., Hajnal, J. V. et Rueckert, D., « Endocardial 3D Ultrasound Segmentation using Autocontext Random Forests », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [42] Li, K., Wu, X., Chen, D. Z. et Sonka, M., « Optimal surface segmentation in volumetric images-a graph-theoretic approach », *IEEE trans. on pattern analysis and machine intelligence*, 28(1):119–134, 2006.
- [43] Muller, L. et Lefrant, J.-Y., « Échographie en réanimation », Dans *Congrès national d'anesthésie et de réanimation 2008. Les Essentiels*, pages 553–594, 2008.
- [44] Piegl, L. et Tiller, W., *The NURBS Book (2Nd Ed.)*. Springer-Verlag New York, Inc., 1997.
- [45] CREATIS Lab, « CETUS MICCAI challenge 2014 ». [www.creatis.insa-lyon.fr/Challenge/CETUS/](http://www.creatis.insa-lyon.fr/Challenge/CETUS/).
- [46] Lepage, M., « Cours RBL739 - Introduction à l'IRM ».
- [47] Ammar, M., Mahmoudi, S., Chikh, M. A. et Abbou, A., « Endocardial Border Detection in Cardiac Magnetic Resonance Images Using Level Set Method », *Journal of digital imaging*, 25(2):294–306, 2012.
- [48] Andrew, A. M., « Another Efficient Algorithm for Convex Hulls in Two Dimensions », *Information Processing Letters*, 9:216–219, 1979.

- [49] Bernier, M., Jodoin, P.-M. et Lalande, A., « Automatized Evaluation of the Left Ventricular Ejection Fraction from Echocardiographic Images Using Graph Cut », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [50] Bernier, M., Jodoin, P.-M., Humbert, O. et Lalande A., « Graph Cut-Based Method for Segmenting the Left Ventricle from MRI or Echocardiographic Images », *CMIG*, Submitted.
- [51] Hajiaghayi, M., Groves, E., Jafarkhani, H. et Kheradvar, A., « A 3D Active Contour Method for Automated Segmentation of the Left Ventricle from Magnetic Resonance Images. », *EEE Trans Biomed Eng. (in press)*, 2016.
- [52] Hansson, M., Brandt, S., Lindström, J., Gudmundsson, P., Jujié, A., Malmgren, A. et Cheng, Y., « Segmentation Of B-Mode Cardiac Ultrasound Data by Bayesian Probability Maps », Dans *Medical Image Analysis(Accepted)*. Elsevier, 2014.
- [53] Lynch, M., Ghita, O. et Whelan, O. F., « Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge », *Comp. Med. Imag. and Graph.*, 30(4):255–262, 2006.
- [54] Van Stralen, M., Haak, A., Van Burken, G. et Bosch, J. G., « Segmentation of Multi-Center 3D Left Ventricular Echocardiograms by Active Appearance Models », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [55] Jolly, M.-P., « Automatic Segmentation of the Left Ventricle in Cardiac MR and CT Images », *Int. J. Comput. Vision*, 70(2):151–163, 2006.
- [56] MICCAI, « MICCAI 2014 - Boston », Dernière consultation le 14 septembre 2016. <http://miccai2014.org/>.
- [57] MIDAS, « MIDAS Journal Home Page », Dernière consultation le 14 septembre 2016. <http://www.midasjournal.org/>.
- [58] Felix, N., Voisin, D., Clade, O. et Dufait, R., « Biplane ultrasound arrays with integrated multiplexing solution for enhanced diagnostic accuracy in endorectal and transvaginal imaging », Rapport Technique, 2005.
- [59] Paragios, N., « A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle », 22(6), 2003.

## BIBLIOGRAPHIE

- [60] Oktay, O., Shi, W., Keraudren, K., Cabarelo, J. et Rueckert, D., « Learning Shape Representations for Multi-Atlas Endocardium Segmentation in 3D Echo Images », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [61] Campion, P., « Ondes Sonores », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://www.web-sciences.com/documents/terminale/tedo02/teco02.php>.
- [62] Dakua, S. P., « AnnularCut : a graph-cut design for left ventricle segmentation from magnetic resonance images », *IET Image Processing*, 8(1):1–11, 2014.
- [63] Bachelin, Q. and GAVILLON, S., « L'échographie et les ultrasons », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
<http://lecorpshumain-presqueplusdesecret.e-monsite.com/pages/1-echographie/1-echographie-et-les-ultrasons.html>.
- [64] Juang, R., McVeigh, E. R., Hoffmann, B., Yuh, D. et Burlina, P., « Automatic Segmentation of the Left-Ventricular Cavity and Atrium in 3D Ultrasound Using Graph Cuts and the Radial Symmetry Transform », Dans *ISBI*, pages 606–609, 2011.
- [65] Kaus, M. R., von BERG, J., Weese, J., Niessen, W. et Pekar, V., « Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI », *Med Image Anal*, 8(3):245–254, 2004.
- [66] Wolz, R., Chu, C., Misawa, K., Fujiwara, M., Mori, K. et Rueckert, D., « Automated abdominal multi-organ segmentation with subject-specific atlas generation », *IEEE Trans on Medical Imaging*, 32(9):1723–1730, 2013.
- [67] Domingos, J. S., Stebbing, R. V. et Noble, A. J., « Endocardial Segmentation using Structured Random Forests in 3D Echocardiography », Dans *MIDAS Journal*, 2014.
- [68] Nandagopalan, S., Adiga, B. S., Dhanalakshmi, C. et Deepak, N., « Automatic Segmentation and Ventricular Border Detection of 2D Echocardiographic Images Combining K-Means Clustering and Active Contour Model », Dans *Int. Conf. on Comp. and Net. Tech.*, pages 447–451, 2010.
- [69] Nandry, S., « Le coeur humain : organisation générale », Dernière consultation le 14 septembre 2016.

- <http://biofaculte.blogspot.ca/2015/06/le-coeur-humain-schema-animation.html>.
- [70] O'Brien, S., Ghita, O. et Whelan, P. F., « Segmenting the Left Ventricle in 3D Using a Coupled ASM and a Learned Non-Rigid Spatial Model », Dans *MIDAS Journal*, 2009.
- [71] Dietenbeck, T., Barbosa, D., Alessandrini, M., Jasaityte, R., V. ROBESYN,, D'hooge, J., Friboulet, D. et Bernard, O., « Whole myocardium tracking in 2D-echocardiography in multiple orientations using a motion constrained level-set », 18(3):500–514, 2014.
- [72] Dietenbeck, T., Alessandrini, M., Barbosa, D., D'hooge, J., Friboulet, D. et Bernard, O., « Detection of the whole myocardium in 2D-echocardiography for multiple orientations using a geometrically constrained level-set », *MIA*, 16(2):386–401, 2012.
- [73] Li, T., « *Commande d'un robot de télé-échographie par asservissement visuel* », Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2013.
- [74] Pieciak, T., « Segmentation of the Left Ventricle Using Active Contour Method with Gradient Vector Flow Forces in Short-Axis MRI », Dans *ITIB*, pages 24–35, 2012.
- [75] Caselles, V., Kimmel, R. et Sapiro, G., « Geodesic Active Contours », *International Journal of Computer Vision*, 22(1):61–79, 1997.
- [76] Kolmogorov, V. et Zabih, R., « What Energy Functions Can Be Minimized via Graph Cuts ? », 26(2):147–159, 2004.
- [77] Tran, P. V., « A Fully Convolutional Neural Network for Cardiac Segmentation in Short-Axis MRI », Rapport Technique, Cornell University, 2016.
- [78] van Stralen, M. et AL., « Semi-automatic border detection method for left ventricular volume estimation in 4D ultrasound data », Dans *proc of Med. Img. : Img. Proc.*, pages 1457–1467, 2005.
- [79] Wikiecho, « Artifacts and pitfalls of imaging », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
[http://www.wikiecho.org/wiki/Artifacts\\_and\\_pitfalls\\_of\\_imaging](http://www.wikiecho.org/wiki/Artifacts_and_pitfalls_of_imaging).



## BIBLIOGRAPHIE

- [80] Wikiversity, « Maladies cardiaques - Myocardite », Dernière consultation le 14 septembre 2016.  
[https://en.wikiversity.org/wiki/Wikiversity\\_Journal\\_of\\_Medicine/Medical\\_gallery\\_of\\_Blausen\\_Medical\\_2014](https://en.wikiversity.org/wiki/Wikiversity_Journal_of_Medicine/Medical_gallery_of_Blausen_Medical_2014).
- [81] Alba, X., i VENTURA, R. M. F., Tobon-Gomez, C., Hoogendoorn, C. et Frangi, A. F., « Automatic Cardiac LV Segmentation in MRI Using Modified Graph Cuts with Smoothness and Interslice Constraints », *Magnetic Resonance in Medicine*, 72(6):1775–1784, 2014.
- [82] Wang, X., Mihalef, V., Qian, Z., Voros, S. et Metaxas, D., « 3D cardiac motion reconstruction from CT data and tagged MRI. », Dans *in proc of IEEE Eng Med Biol Soc*, 2012.
- [83] Yang, X., Yeo, S. Y., Lim, C., Su, Y., Wan, M., Zhong, L. et Tan, R. S., « A Framework for Auto-segmentation of Left Ventricle from Magnetic Resonance Images », Dans *APCOM and ISCM*, 2013.
- [84] J. XU, S. MURPHY, K.D. KOCHANEK et B.A. BASTIAN, « Deaths : Final Data for 2013 », *National Vital Statistics Reports*, 64(2):1–119, 2016.
- [85] Boykov, Y. et Gareth, F.-L., « Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation », *Int. J. Comput. Vision*, 70(2):109–131, 2006.
- [86] Boykov, Y., Veksler, O. et Zabih, R., « Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts », 23(11):1222–39, 2001.
- [87] Boykov, Y. et Kolmogorov, V., « An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision », 26(9):1124–1137, 2004.
- [88] Lu, Y., Connelly, K., Dick, A., Wright, G. et Radau, P., « Watershed segmentation of basal left ventricle for quantitation of cine cardiac MRI function », *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 13(1):1–2, 2011.
- [89] Tsadok, Y., Petrank, Y., Sarvari, S., Edvardsen, T. et Adam, D., « Automatic segmentation of cardiac {MRI} cines validated for long axis views », *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 37(7):500 – 511, 2013.
- [90] Lu, Y.-L., Connelly, K. A., Dick, A. J., Wright, G. A. et Radau, P. E., « Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI », *Quant Imaging Med Surg*, 3(4):200–209, 2013.