



HAL
open science

Segmentation automatisée du ventricule gauche en IRM cardiaque : Evaluation supervisée et non supervisée de cette approche et application à l'étude de la viabilité myocardique

Constantin Constantinides

► **To cite this version:**

Constantin Constantinides. Segmentation automatisée du ventricule gauche en IRM cardiaque : Evaluation supervisée et non supervisée de cette approche et application à l'étude de la viabilité myocardique. Médecine humaine et pathologie. Télécom ParisTech, 2012. Français. NNT : 2012ENST0034 . pastel-00982333

HAL Id: pastel-00982333

<https://pastel.hal.science/pastel-00982333>

Submitted on 23 Apr 2014

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

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



EDITE ED 130

Doctorat ParisTech

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

Télécom ParisTech

présentée et soutenue publiquement par

Constantin CONSTANTINIDES

le 10 Juillet 2012

**Segmentation automatisée du ventricule gauche en IRM cardiaque.
Evaluations supervisée et non supervisée de cette approche et application à
l'étude de la viabilité myocardique.**

Directeur de thèse : **Frédérique FROUIN**
Co-encadrement de la thèse : **Elodie ROULLOT**

Jury

Mme Isabelle BLOCH, Professeur, LTSI, Télécom Paristech
M. Eric PETIT, Professeur, LISSI, Université de Créteil
M. Denis FRIBOULET, Professeur, CREATIS, Université de Lyon
M. Alain LALANDE, Maître de Conférences, LE2I, Université de Bourgogne
Mme Isabelle BLOCH, Professeur, LTSI, Télécom Paristech
Mme Frédérique FROUIN, HDR, LIF, UPMC
Mme Elodie ROULLOT, Enseignant-Chercheur, LIF, ESME

Présidente
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Directrice de Thèse
Co-directrice de Thèse

**T
H
È
S
E**

Remerciements

Je ne pense pas que j'aurai assez de place sur une page pour remercier de façon suffisante et adéquate les deux personnes qui m'ont accompagné et aidé pour accomplir ce travail du début jusqu'à la fin. Je vais donc être bref et concis car selon la citation pythagoricienne :

“Μη εν πολλοίς ολίγα λέγε, ἀλλ'εν ολίγοις πολλά” (Πυθαγόρας-580-490 π.Χ.)

« Ne dis pas peu de choses en beaucoup de mots, mais dis beaucoup de choses en peu de mots. »

Sans votre suivi, votre expérience et connaissance scientifique, sans votre persévérance surtout vers la fin, cette thèse ne serait pas parvenue à sa fin. Je vous suis très reconnaissant pour vos conseils constructifs et j'ai apprécié énormément votre implication dans ce travail. Un grand merci à vous Frédérique et Elodie d'abord et avant tout !!

 *A Muriel Lefort,*

Merci pour tes conseils, tes apports et retours sur l'aspect tant clinique que scientifique de ma thèse, ta patience, ta joie et ton humour. Sans ses retours, tant sur mes travaux que tu as testés avec beaucoup de patience que sur mon manuscrit, je serais aujourd'hui encore en train de coder et de compléter mes chapitres.

 *A Patrick Devriendt,*

Tes conseils pendant les cours et en dehors, tes qualités d'enseignant, ton honnêteté m'ont persuadé de continuer dans l'académique. Merci infiniment de m'avoir permis de faire cette thèse.

 *A l'unité UMR_S678, (ou « le labs »),*

Un grand merci à toutes les personnes que j'ai rencontrées dans ce laboratoire où j'ai été très chaleureusement accueilli.

Alain de Césaire et Philippe Dumée, je tiens à vous remercier pour vos conseils et aides du point de vue informatique.

Alain Giron et Edmond Kahn, merci beaucoup pour vos conseils scientifiques.

Emilie, Mounir, Nadja, Caroline, Arnaud, Paule-Joanne et Salma, merci de m'avoir remonté le moral je ne sais plus combien de fois avec chacun de vous votre façon unique de le faire. Vos mots d'amitié et vos conseils du plus simple au plus complexe (...hein Mounir ?) m'ont permis de garder mon chemin clair et ne pas dévier (trop). Merci à vous, merci pour tout !

 *A mes amis,*


Rindra, Myrto, Spyros, Yonni, Olivier, Walter et Salvator, vous êtes les personnes qui m'ont vécu – et quelque part m'ont subi – pendant cette thèse. Vous m'avez vu et soutenu pendant toutes mes « phases » durant ces années, sans jamais rien demander, que donner. Je ne trouve pas les mots pour vous remercier suffisamment sur cette page.

 *A mes parents,*

A ma mère, merci de m'avoir appris que la connaissance est source de bonheur et de partage avant tout autre chose et que la différence ne symbolise pas l'inégalité.

A mon père, merci d'avoir été toujours là du début jusqu'à la fin de mes études, de m'avoir introduit à la musique (surtout au rock et à Elvis!! ☺) et pour le « feedback » !!

Aux deux, merci de m'avoir donné l'envie et de m'avoir laissé faire le choix. Je vous aime.

 *A T.W.*

I'd never have appreciated the beauty of lyrics in a song without you. Never drive a car when you're dead!

Dédicace

À mon père...

SOMMAIRE

SOMMAIRE	7
LISTE DES ABBREVIATIONS.....	11
INTRODUCTION.....	13
CHAPITRE 1 : Contexte Médical et Enjeux.....	17
1.1 Contexte médical.....	17
1.1.1 Anatomie et fonctionnement du cœur sain.....	17
1.1.1.1 <i>Anatomie et fonction cardiaque</i>	17
1.1.1.2 <i>Cycle cardiaque</i>	19
1.1.2 Pathologies cardiaques.....	20
1.1.2.1 <i>Insuffisance cardiaque et infarctus du myocarde</i>	21
1.1.2.2 <i>Hypertrophie ventriculaire gauche</i>	22
1.1.2.3 <i>Ventricule droit systémique</i>	24
1.2 Imagerie par Résonance Magnétique cardiaque	25
1.2.1 Caractéristiques de l'IRM	25
1.2.2 Plans de coupe en IRM cardiaque	25
1.2.3 Etudes Fonctionnelles en IRM	26
1.2.3.1 <i>Contraction ventriculaire</i>	26
1.2.3.2 <i>Perfusion myocardique</i>	27
1.2.3.3 <i>Rehaussement tardif</i>	28
1.3 Evaluation en imagerie cardiaque.....	29
1.3.1 Indicateurs cliniques pour l'évaluation de la fonction cardiaque	29
1.3.1.1 <i>Volume et Masse</i>	30
1.3.1.2 <i>Fraction d'éjection et Débit cardiaque</i>	30
1.3.2 Indicateurs d'imagerie pour l'évaluation de la segmentation cardiaque	31
1.3.2.1 <i>Métrique de Dice</i>	31
1.3.2.2 <i>Distance perpendiculaire moyenne</i>	31
1.4 Bases de Données.....	32
1.5 Conclusion	33
CHAPITRE 2 : Segmentation des structures cardiaques : Etat de l'art.....	35
2.1 Localisation du cœur	35
2.2 Segmentation du ventricule gauche.....	38
2.2.1 Premières approches.....	38

2.2.2	Approches de haut niveau.....	40
2.2.2.1	<i>Les contours actifs</i>	41
2.2.2.2	<i>Les contours de forme</i>	43
2.3	Comparatif des méthodes de localisation et de segmentation du ventricule gauche.....	44
2.3.1	Comparatif des méthodes de localisation des structures cardiaques	45
2.3.2	Performances des méthodes de segmentation du ventricule gauche.....	47
2.4	Conclusion	52
CHAPITRE 3 : Méthode pour la localisation et la segmentation du ventricule gauche.....		55
3.1	Localisation du cœur et définition d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche	56
3.1.1	Définition d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche par l'utilisateur	57
3.1.2	Définition simplifiée d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche	58
3.1.3	Définition automatique des régions d'intérêt.....	59
3.1.3.1	<i>Localisation du cœur</i>	60
3.1.3.2	<i>Première localisation du ventricule gauche</i>	63
3.1.3.3	<i>Affinement de la localisation autour du ventricule gauche</i>	72
3.2	Segmentation des structures cardiaques.....	73
3.2.1	Filtrage morphologique	74
3.2.2	Segmentation du contour endocardique	77
3.2.3	Segmentation du contour épicaudique	79
3.2.4	Segmentation des piliers	81
CHAPITRE 4 : Evaluation supervisée de la méthode de segmentation semi-automatique		85
4.1	Résultats obtenus dans le cadre du Challenge MICCAI	85
4.1.1	Résultats sur les bases « d'apprentissage » et de « validation »	86
4.1.2	Résultats sur la base « online »	87
4.1.3	Discussion	89
4.2	Utilisation de la méthode semi-automatique sur la base des 45 patients.....	90
4.2.1	Résultats sur les critères d'imagerie	90
4.2.2	Résultats sur les critères cliniques.....	96
4.2.3	Discussion	99
4.3	Conclusion	101
CHAPITRE 5 : Evaluation supervisée de la méthode de segmentation automatique		103
5.1	Résultats concernant l'automatisation de la ROI autour du ventricule gauche	103
5.1.1	Résultats	103
5.1.2	Discussion	107

5.2	Utilisation de la méthode automatique sur la base des 45 patients	109
5.2.1	Résultats sur les critères d'imagerie	109
5.2.2	Résultats sur les critères cliniques.....	114
5.2.3	Discussion	116
5.3	Comparaison avec la littérature	117
5.4	Conclusion	120
CHAPITRE 6 : Evaluation non supervisée : application à l'estimation de la fraction d'éjection		121
6.1	Comparaisons des deux méthodes avec trois expertises sur la base de 45 patients	122
6.1.1	Résultats et variabilité inter-opérateurs avec les trois expertises.....	122
6.1.2	Discussion	126
6.2	Comparaison de différentes méthodes de segmentation sans gold standard	128
6.2.1	Contexte : application à l'estimation de la fraction d'éjection	128
6.2.2	Résultats	129
6.2.3	Discussion	133
6.3	Conclusion	135
CHAPITRE 7 : Etude conjointe de la contraction myocardique et quantification automatisée de l'étendue de l'infarctus du myocarde		137
7.1	Contexte	137
7.2	Résultats	139
7.3	Discussion	143
CHAPITRE 8 : Conclusions et Perspectives.....		145
8.1	Bilan.....	145
8.2	Perspectives.....	147
8.2.1	Définition d'une forme mutuelle de référence	147
8.2.2	Segmentation automatisée du ventricule droit	149
Bibliographie.....		152
Liste des Figures et Tableaux		160

LISTE DES ABBREVIATIONS

APMD (PAMM) – Analyse Paramétrique du Mouvement Dominant (Parametric Analysis of Main Motion)

ECG – Electrocardiogramme

EIDM - Etendue de l'Infarctus Du Myocarde

DPM (AVP) – Distance Perpendiculaire Moyenne (Average Perpendicular Distance)

FE – Fraction d'Ejection

GVF – « Gradient Vector Flow »

HVG ou HYP – Hypertrophie Ventriculaire Gauche

IFI (HF-I) – Infarctus Ischémique (Heart Failure-Ischemic)

IFNI (HF-NI) – Infarctus Non Ischémique (Heart Failure-None Ischemic)

IDM – Infarctus du Myocarde

IRM – Imagerie par Résonance Magnétique

PIM (MIP) – Projection d'Intensité Maximale (Maximum Intensity Projection)

MAA (AAM) – Modèle Actif d'Apparence (Active Appearance Model)

MAF (ASM) – Modèle Actif de Forme (Active Shape Model)

MD (DM) – Métrique de Dice (Dice Metric)

MVG – Masse Ventriculaire Gauche

NdG – Niveau de Gris

RTA (ATR) – Rapport Amplitude sur Temps (Amplitude to Time Ratio)

RMN – Résonance Magnétique Nucléaire

RDI (ROI) – Région d'Intérêt (Region Of Interest)

RT – Rehaussement Tardif

VD – Ventricule Droit

VG – Ventricule Gauche

VTD – Volume télédiastolique

VTS – Volume télésystolique

INTRODUCTION

Le cœur est un organe vital du corps humain et lorsqu'il présente des dysfonctionnements, les conséquences peuvent être fatales. Ces dysfonctionnements sont regroupés sous le terme de « pathologies cardiovasculaires ». Parmi ces pathologies, les pathologies ischémiques comptent souvent parmi les facteurs qui diminuent le plus l'espérance de vie d'une population. En effet, pour la France, cela concerne plusieurs centaines de milliers de personnes. Il s'agit de la deuxième cause de décès (juste après le cancer) et de la première cause chez la femme (**EnLigne1**). On recense 70 à 100 000 décès par mort subite de l'adulte chaque année et au total, les maladies cardio-vasculaires tuent 150 000 à 180 000 personnes par an, ce qui en fait la première cause de mortalité du pays selon les années. Un des buts de la médecine moderne est donc une détection précoce et une prise en charge adaptée de ces pathologies. Aux États-Unis, les maladies cardiovasculaires sont responsables d'un peu plus d'un décès sur quatre et l'Organisation Mondiale de la Santé chiffre à environ un tiers des décès dans le monde ceux causés par les maladies cardio-vasculaires. Un rapport du ministère de la Santé dit concrètement (**EnLigne2**): « Le poids des décès cardiovasculaires dans la mortalité totale reste important, mais a diminué progressivement (de 33,2% en 1990 à 28,2% en 2006). Les décès par cardiopathie ischémique représentent une proportion importante des décès cardiovasculaires (26,7% en 2006). Les taux standardisés de décès par cardiopathie ischémique ont diminué de 40% entre 1990 et 2006. Ces évolutions sont attribuées aux améliorations progressives tant de la prévention primaire, individuelle mais aussi collective, que de la prise en charge des malades lors de la phase aiguë et de la prévention secondaire. »

Pour établir une stratégie thérapeutique adaptée pour un patient ayant subi un infarctus du myocarde, il faut non seulement localiser l'infarctus mais aussi être capable d'évaluer la viabilité du muscle cardiaque, le myocarde. Les modalités d'imagerie (échographie, rayons X, IRM et tomodensitométrie) sont utilisées pour répondre à ces problèmes. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir des vues 2D ou 3D de l'intérieur du corps de façon non-invasive avec une résolution spatiale relativement élevée et une résolution temporelle qui s'améliore avec le développement des séquences rapides. Aujourd'hui l'IRM est devenue une modalité de référence pour l'établissement d'un bilan post-infarctus, puisqu'elle permet non seulement le calcul précis de paramètres fonctionnels tels les volumes ventriculaires et la fraction d'éjection, mais aussi l'étude de la viabilité du myocarde. Dans l'établissement de son diagnostic, le médecin analyse les séries d'images grâce à son expertise. Le diagnostic en question se compose de deux parties, une analyse visuelle de la fonction contractile du cœur et de la viabilité (par inspection d'images) et une analyse quantitative nécessitant une

délimitation des contours des cavités cardiaques sur les images. La segmentation de ces contours peut se faire de façon manuelle ou semi-automatique. Outre le fait que ce soit une tâche fastidieuse, elle est aussi chronophage et, puisqu'elle nécessite l'intervention d'un opérateur externe, elle est également soumise à une variabilité intra- et inter-opérateurs. Les recherches dans le domaine du traitement d'images visent :

- à rendre ce processus d'analyse plus précis et plus rapide,
- à automatiser ce processus afin de réduire la variabilité opérateur.

Les principaux objectifs des travaux présentés dans cette thèse sont :

- d'améliorer l'outil de segmentation semi-automatique déjà existant en le rendant plus rapide,
- d'automatiser complètement ce processus d'estimation de contours,
- d'évaluer les deux types de segmentations (semi-automatique et complètement automatisée) par rapport à des segmentations manuelles et d'autres méthodes existantes.

Ces travaux de recherche font suite aux travaux menés au sein du Laboratoire d'Imagerie Fonctionnelle (**El-Berbari, 2009**) et ont été réalisés en partenariat avec le pôle PRIAM de l'ESME-Sudria. Une application visant à quantifier de façon robuste l'étendue de l'infarctus sur des coupes petit-axe en IRM a été mise en place en utilisant l'algorithme de segmentation semi-automatique en collaboration avec le service clinique de Radiologie cardiovasculaire de l'Hôpital Européen Georges Pompidou. De plus, ma participation au groupe **MediEval (Medical Image Segmentation Evaluation)**, soutenu par le GdR Stic-Santé, m'a permis de comparer les performances des méthodes de segmentation que j'ai développées avec six autres méthodes.

Ce manuscrit est subdivisé en huit chapitres. Le premier présente le contexte médical du travail ainsi que les bases de données sur lesquelles j'ai été amené à travailler. Le deuxième chapitre présente une brève revue de la littérature sur les méthodes de localisation automatique du cœur dans l'image et la segmentation d'images cardiaques. Les méthodes de segmentation faisant appel uniquement aux informations liées à l'image et sans utilisation d'*a priori*, sont distinguées de celles utilisant des modèles mathématiques permettant d'introduire des informations *a priori*. Le troisième chapitre décrit les contributions d'ordre méthodologique apportées pour proposer une étape de segmentation entièrement automatique. La première partie présente la méthode développée pour automatiser la création d'une première région d'intérêt (ROI) autour du cœur, puis d'une seconde région autour du ventricule gauche. La seconde partie présente la segmentation du ventricule gauche à proprement parler, limitée à la région d'intérêt préalablement définie. Les méthodes de segmentation ont été appliquées à la base de données fournie par le Challenge MICCAI. Le quatrième chapitre présente l'évaluation supervisée de la méthode de segmentation semi-automatique

proposée, le cinquième celle de la méthode de segmentation entièrement automatisée. Le sixième chapitre présente une évaluation non supervisée de huit méthodes de segmentation sur cette base de données. En particulier, une classification de ces huit méthodes pour l'estimation de la fraction d'éjection est donnée. Le chapitre 7 montre une application clinique de la méthode de segmentation semi-automatique pour l'estimation conjointe de l'étendue de l'infarctus du myocarde et de la fonction de contraction régionale. Enfin le chapitre 8 conclut et ouvre sur deux perspectives : la segmentation du ventricule droit et la définition de formes de référence à partir d'un ensemble de segmentations disponibles.

CHAPITRE 1 : Contexte Médical et Enjeux

1.1 Contexte médical

Ce chapitre présente le contexte médical dans lequel s'inscrit cette thèse. Une méthode de segmentation pertinente doit s'appuyer d'une part, sur la connaissance des caractéristiques anatomiques et fonctionnelles du cœur sain comme du cœur pathologique, et d'autre part, sur la connaissance des spécificités des images IRM et des applications cliniques en IRM.

1.1.1 Anatomie et fonctionnement du cœur sain

1.1.1.1 Anatomie et fonction cardiaque

Le cœur est un organe musculaire creux, situé entre les poumons, au milieu du thorax. C'est le moteur du système cardiovasculaire, dont le rôle est de pomper le sang pour le faire circuler dans tous les tissus de l'organisme. Comme tous les autres tissus de l'organisme, le cœur a besoin d'oxygène et de nutriments pour fonctionner correctement. Comme la vitesse à laquelle se fait l'irrigation du cœur est élevée, les parois cardiaques ne peuvent absorber suffisamment de sang pour leur vascularisation. Ainsi, le cœur dispose de son propre système de vaisseaux, appelé réseau coronaire, qui le vascularise et lui apporte l'oxygène et les nutriments. Le cœur est délimité par une enveloppe externe appelée *péricarde* qui le sépare des autres organes de la cage thoracique et comprend deux parties, gauche et droite, qui sont entourées par *le myocarde* (muscle cardiaque) et séparées par le *septum*, comme on peut le voir sur la figure 1. Le contour interne du myocarde est *l'endocarde* ; c'est la membrane de tissu conjonctif qui tapisse la paroi interne du cœur. Il recouvre également les valves cardiaques. De la même façon, la membrane de tissu qui tapisse la paroi externe du cœur est appelée *épicarde*. Les muscles papillaires sont des zones musculaires situées à l'intérieur des cavités, qui assure le fonctionnement des valves.

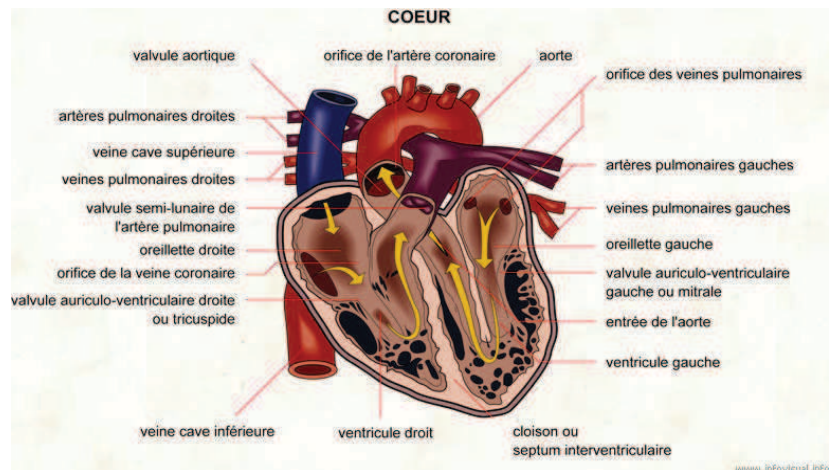


Figure 1 Anatomie du cœur

http://www.infovisual.info/03/062_fr.html

Chaque partie comporte deux cavités, l'*oreillette* et le *ventricule*, et fonctionne séparément de l'autre. Le côté droit du cœur est chargé de renvoyer le sang pauvre en oxygène aux poumons pour éliminer le dioxyde de carbone et réoxygéner le sang. L'oreillette droite reçoit le sang veineux apporté par la veine cave. Le sang est ensuite propulsé dans le ventricule droit. Lorsque ce dernier se contracte, le sang pénètre dans l'artère pulmonaire et dans les poumons. L'artère pulmonaire est la seule artère de l'organisme à transporter du sang pauvre en oxygène. Le côté gauche du cœur reçoit le sang fraîchement oxygéné provenant des poumons et le redistribue dans tout le corps. Le sang oxygéné pénètre dans l'oreillette gauche par les quatre veines pulmonaires. Ce sont les seules veines de l'organisme à transporter du sang oxygéné. Le sang est ensuite propulsé dans le ventricule gauche suite à l'ouverture de la valve mitrale, qui contrôle le débit. Les parois du ventricule gauche sont trois fois plus épaisses que les parois du ventricule droit. L'épaisseur du muscle cardiaque (*myocarde*) donne au ventricule gauche la puissance nécessaire pour exporter le sang oxygéné dans tout le corps, de la tête aux pieds. Lorsque le cœur se contracte, le sang est propulsé à travers la valve aortique dans l'aorte, qui est le plus gros vaisseau de l'organisme, et distribué dans le corps par l'intermédiaire d'un réseau d'artères (**EnLigne4**).

En résumé, le cœur joue le rôle d'une pompe assurant le transport d'oxygène aux différents tissus du corps. Cette fonction repose sur plusieurs éléments synergiques, les cavités, les valves, qui assurent le passage du sang d'une cavité à l'autre, et le muscle myocardique. Ce dernier est essentiellement développé au niveau des ventricules, qui éjectent le sang dans les artères. La masse musculaire cardiaque est très asymétrique (**El-Berbari, 2009**). En effet le cœur gauche représente 70% de la masse totale car le muscle qui entoure le ventricule gauche (VG) est plus développé que celui qui entoure le ventricule droit (VD). C'est le VG qui assure à 80% le fonctionnement cardiaque. Le VD, qui propulse le sang vers les poumons, assure le complément. La figure 2 ci-dessous résume la fonction cardiaque dans la circulation corporelle.

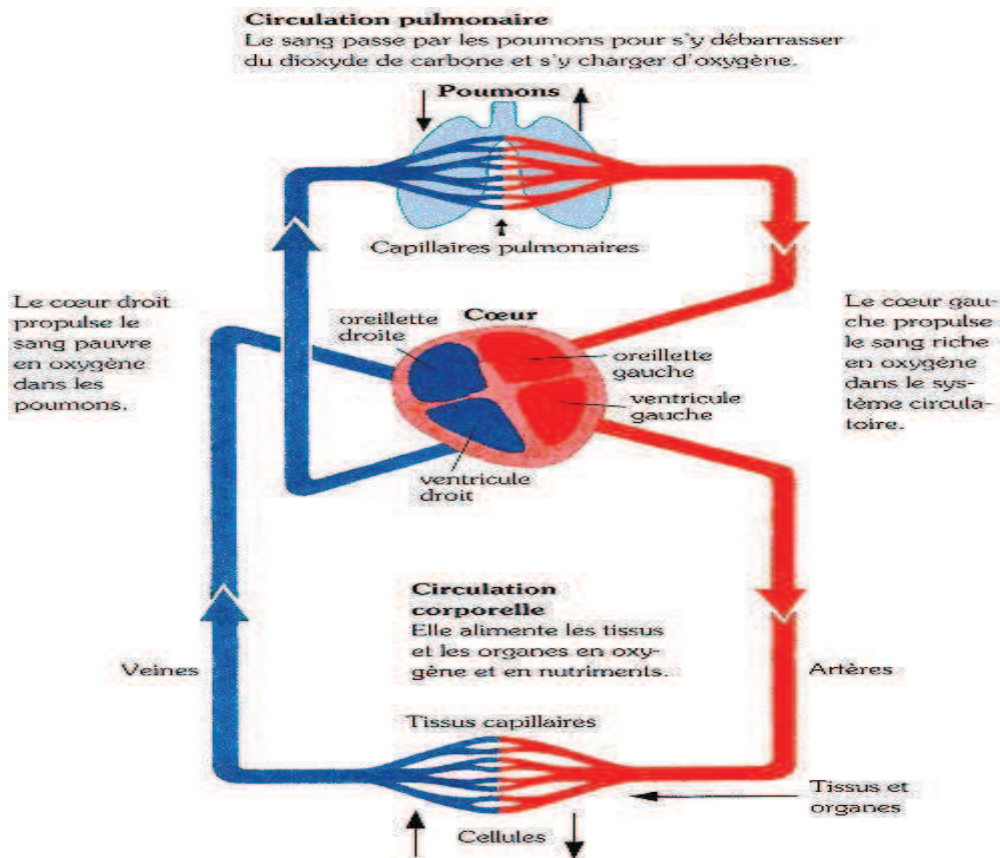


Figure 2 Rôle du cœur dans la circulation corporelle
http://www.htapquebec.ca/images/maladie_circulation_sanquine.jpg

1.1.1.2 Cycle cardiaque

Notre organisme est alimenté en permanence en oxygène par le cœur. Le rythme cardiaque moyen est de 75 battements par minute, ce qui correspond à une durée moyenne de 800 ms pour un cycle cardiaque. La contraction du muscle cardiaque est régie par un système nerveux autonome (le cœur peut battre "tout seul" à une pulsation constante) commandé par deux systèmes nerveux externes qui modulent le rythme. Pendant un cycle cardiaque, le sang s'accumule dans les oreillettes, leur contraction évacue le sang dans les ventricules. La contraction des ventricules éjecte le sang dans les artères (*systole*). La relaxation (*diastole*) suit, laissant le temps au sang de s'accumuler dans les oreillettes puis le cycle reprend. Il est possible de suivre le rythme cardiaque en enregistrant de manière non invasive l'activité électrique du cœur grâce à l'électrocardiogramme (ECG) (Fig.3). L'ECG est utilisé dans la plupart des modalités d'imagerie médicale pour synchroniser l'acquisition et réaliser des images à différents moments du cycle cardiaque. Il permet d'identifier les instants auxquels les contractions sont déclenchées. Le cycle peut se décomposer en deux phases :

- la diastole, qui dure environ 500 ms, correspond au remplissage de la chambre ventriculaire ;

- la systole, qui dure environ 300 ms, correspond à la phase de l'éjection du sang vers l'aorte.

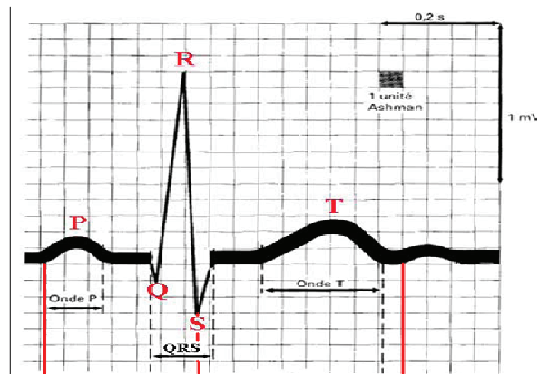


Figure 3 Electrocardiogramme pendant un cycle cardiaque

<http://pe.sfrnet.org/data/moduleposterelectronique/PDF/2004/66387217-ecfc-4d44-b0b5-5cadcbaed665.pdf>

Le complexe « QRS » de l'ECG (Fig.3) est facilement détectable et déclenche la systole. Il est fréquemment utilisé comme point de synchronisation en imagerie cardiaque. Ce cycle cardiaque se répète infiniment tant que le cœur bat et il s'agit d'un mouvement périodique. Cette régularité peut être considérée comme un *a priori* fort et permet d'obtenir des séquences d'images correspondant à un cycle cardiaque même lorsque ces images ne sont pas acquises en temps réel.

1.1.2 Pathologies cardiaques

Les pathologies cardiaques peuvent correspondre à un dysfonctionnement de l'activité électrique du cœur et/ou à un dysfonctionnement de la « pompe cardiaque ». Parmi ces pathologies, les insuffisances cardiaques, qu'elles soient d'origine ischémique ou non, comptent souvent parmi les facteurs qui diminuent le plus l'espérance de vie d'une population. Dans ce paragraphe, nous décrivons ces pathologies, à savoir : l'insuffisance cardiaque ischémique, l'insuffisance cardiaque non-ischémique ainsi que l'hypertrophie ventriculaire gauche. Les pathologies du ventricule droit systémique sont moins fréquentes et donc moins étudiées. Cependant, le VD systémique est présenté car le Laboratoire d'Imagerie Fonctionnelle dispose des données associées à cette pathologie et le modèle géométrique du VD systémique s'approche du modèle géométrique du VG. Ces choix sont liés aux bases de données ayant servi dans ce travail et présentées au paragraphe 1.4.

1.1.2.1 Insuffisance cardiaque et infarctus du myocarde

L'ischémie est définie comme la diminution de la vascularisation artérielle, donc de l'apport sanguin, au niveau d'une zone plus ou moins étendue d'un tissu ou d'un organe. Il existe plusieurs types d'ischémie (**Saeed, et al., 1995**):

- l'ischémie de stress qui correspond à un apport insuffisant de sang à l'effort,
- l'ischémie totale et prolongée ; il s'agit de l'infarctus et la partie du myocarde ischémisée est nécrosée,
- l'ischémie chronique qui correspond à un apport insuffisant de sang au repos : le myocarde reste viable mais on observe une baisse de contractilité autour de la partie ischémisée du muscle,
- l'ischémie réversible et transitoire, où le myocarde récupère progressivement sa fonction contractile.

La diminution d'apport en sang, et donc, en oxygène, est à l'origine d'une altération du métabolisme. Les lésions dépendent de la gravité de l'ischémie. Ainsi, cette baisse de l'apport sanguin au niveau des tissus aura des conséquences réversibles si l'ischémie est modérée ou passagère, et graves voire susceptibles d'aboutir à la destruction du tissu (nécrose) en cas d'ischémie sévère et/ou persistante. L'infarctus du myocarde (IDM) est une nécrose d'une partie du muscle cardiaque. Il peut être dû à une ischémie et dans ce cas on parle d'infarctus ischémique. En langage courant, on l'appelle le plus souvent « crise cardiaque ». Il se produit quand une ou plusieurs artères coronaires se bouchent. Les cellules du myocarde irriguées par cette artère ne sont alors plus oxygénées, ce qui provoque leur souffrance (douleur ressentie) et peut aboutir à leur mort. La zone « infarctée » ne se contracte plus correctement si l'ischémie est persistante. Cependant, si la perfusion coronaire est rétablie dans les minutes qui suivent, alors les zones reperfusées retrouvent leur état normal dans les jours qui suivent. Suivant l'extension anatomique des cellules infarctées, on distingue les infarctus transmuraux, c'est-à-dire concernant la totalité de l'épaisseur du muscle du myocarde, des infarctus non transmuraux, appelés infarctus sous-endocardiques. La figure 4 montre la partie du myocarde infarcté sur une coupe d'un cœur (à gauche) ; à droite on peut voir la zone de l'infarctus sur l'ensemble du cœur. Bien que l'incidence annuelle des hospitalisations pour infarctus en France puisse être estimée entre 60 000 et 65 000 cas, le nombre d'infarctus du myocarde décroît très sensiblement (près de 50 % en 10 ans), du fait de l'amélioration de la prise en charge des facteurs de risque cardiovasculaire (**Danchin, et al., 2010**).

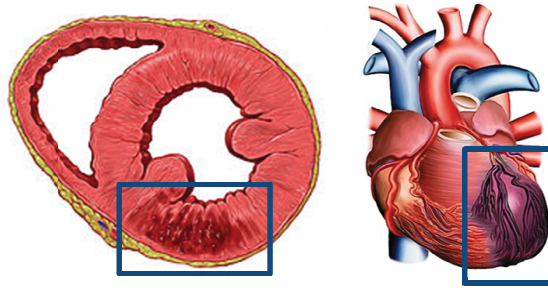


Figure 4 Zone infarctée (gauche) ; Zone infarctée vue sur tout le cœur (droite)

<http://www.wikipedia.org> (gauche)

<http://www.larousse.fr/encyclopedie/data/images/1002756.jpg> (droite)

Comme c'est le ventricule gauche qui assure à 80% environ la fonction cardiaque, c'est en général la zone de prédilection des infarctus. L'infarctus du ventricule droit, lui, est une pathologie moins fréquente ; il s'associe le plus souvent à un infarctus inférieur du ventricule gauche dont il aggrave alors considérablement le pronostic à court terme. En raison de cette gravité, il est important d'en faire rapidement le diagnostic afin d'avoir une conduite thérapeutique en urgence adaptée (et ce d'autant plus que, une fois passée la phase aiguë, le pronostic redevient comparable à celui des autres infarctus inférieurs). Il existe beaucoup plus rarement des infarctus isolés du ventricule droit, qui ne sont pas toujours secondaires à une maladie coronarienne. Les infarctus isolés du ventricule droit sont effectivement exceptionnels : le plus souvent, le diagnostic n'est posé qu'à l'autopsie de patients porteurs de maladie pulmonaire avec hypertension artérielle pulmonaire sévère (**Meurin, et al., 1995**).

L'étude de la viabilité myocardique est donc prioritaire pour la prise en charge des patients coronariens. La connaissance des couplages entre perfusion, métabolisme et fonction contractile permet d'apprécier précisément la physiopathologie ischémique du myocarde et d'estimer au mieux la viabilité de celui-ci.

1.1.2.2 Hypertrophie ventriculaire gauche

L'hypertrophie ventriculaire gauche (HVG) désigne une affection cardiaque caractérisée par une augmentation de la masse du muscle du ventricule gauche qui peut évoluer de deux façons :

- Une hypertrophie, aboutissant à l'HVG de type systolique,
- Une dilatation de la cavité, aboutissant à l'HVG de type diastolique.

La figure 5 illustre deux cas hypertrophiques.

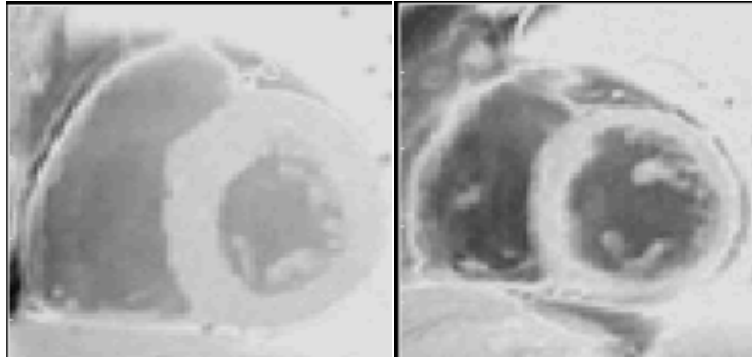


Figure 5 Hypertrophie du ventricule gauche.

A gauche : une hypertrophie de la partie du muscle myocardique entourant le VG. A droite : une hypertrophie avec dilatation de la cavité. (Source : Sujets hypertrophiques de la base de données pour le Challenge MICCAI 2009 – coupes médianes petit-axe en IRM)

L'hypertrophie est une des complications les plus fréquentes de l'hypertension artérielle. La pression artérielle correspond à la pression du sang sur la paroi des artères. La pression est mesurée en deux temps du cycle cardiaque : au moment de la systole et au moment de la diastole. L'hypertension artérielle se produit si la pression artérielle systolique et/ou diastolique d'un patient dépasse un seuil prédéfini. Le cœur s'adapte à l'hypertension artérielle en augmentant de volume, mais cela a comme conséquence une augmentation de la consommation d'oxygène par le muscle cardiaque. De ce fait, la vascularisation coronaire risque peu à peu de devenir insuffisante. Progressivement, la fonction diastolique puis systolique va s'altérer. Par ailleurs, cette augmentation de volume du ventricule gauche risque de provoquer des troubles du rythme ventriculaire (extrasystoles ventriculaires par exemple) et une mauvaise vascularisation des couches profondes du myocarde (d'où le risque d'infarctus). Une fois établie, une hypertrophie ventriculaire gauche, même lorsque les valeurs de tension sont rétablies par une thérapie adéquate, risque d'évoluer pour son propre compte.

Les hypertrophies ventriculaires ont été pendant longtemps un des domaines de prédilection de l'électrocardiographie, l'augmentation de l'épaisseur pariétale s'accompagnant d'une augmentation des voltages recueillis à la surface du corps (**Devereux, 1990**). Les modifications électrocardiographiques produites par les hypertrophies ventriculaires gauche et droite ont été reconnues pendant longtemps grâce à l'électrocardiogramme. Aujourd'hui, la méthode est détrônée par l'échocardiographie et l'IRM qui permettent la visualisation et la mesure directes des hypertrophies et dilatations.

1.1.2.3 Ventricule droit systémique

Le rôle primordial du ventricule droit est de propulser le sang vers les poumons. Dans certaines cardiopathies congénitales, comme la transposition des gros vaisseaux, il existe une anomalie congénitale de connexion entre les ventricules et les gros vaisseaux : l'aorte naît du ventricule droit et l'artère pulmonaire naît du ventricule gauche. L'oreillette droite communique alors avec le ventricule droit mais ce dernier communique avec l'aorte. L'oreillette gauche communique avec le ventricule gauche mais ce dernier communique avec l'artère pulmonaire.

Les patients avec cette cardiopathie sont opérés en période néonatale par les procédures de Senning ou de Mustard. Le sang est dévié à l'étage auriculaire à l'aide d'une pièce (opération de Mustard) ou de lambeaux auriculaires (opération de Senning), ce qui assure une correction physiologique (**Ladouceur, 2010**). Cela consiste à créer un « tunnel » pour dévier le sang veineux vers la valve auriculo-ventriculaire et le ventricule. Le sang veineux cave est dirigé vers la valve mitrale, le ventricule gauche puis l'artère pulmonaire et le sang veineux pulmonaire est dévié vers le ventricule droit puis vers l'aorte (Fig. 6). Le ventricule droit assurant alors le rôle primordial de pompe, il est qualifié de ventricule droit systémique. Le ventricule droit est ainsi soumis depuis la naissance à une post-charge systémique. Progressivement, une dilatation et une défaillance tardive de ce ventricule apparaissent (**Merisch, et al., 2006**). L'apparition d'une insuffisance cardiaque est un événement grave dans l'évolution de ces patients et représente un facteur de risque majeur de mortalité.

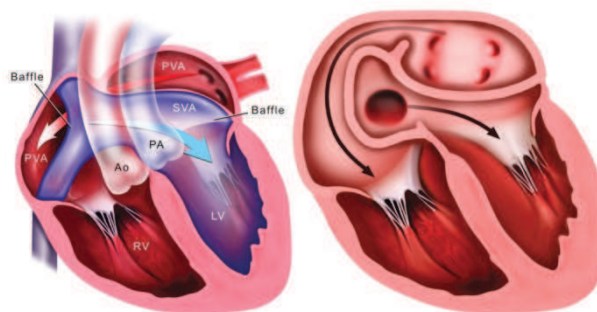


Figure 6 Intervention de « switch atrial »

*Cela consiste à créer un « tunnel » pour dévier le sang veineux vers la valve auriculo-ventriculaire et le ventricule
(Source : Ladouceur M., Rapport de stage)*

Pour pouvoir détecter rapidement l'évolution vers l'insuffisance cardiaque, des outils de diagnostic doivent être mis en place. Ces outils sont des paramètres quantitatifs et qualitatifs (fraction d'éjection sanguine, épaisseur du myocarde, volumes myocardique, systolique, diastolique, etc.) qui permettent d'évaluer la fonction cardiaque à partir d'examen d'imagerie et d'ECG.

1.2 Imagerie par Résonance Magnétique cardiaque

L'IRM cardiaque présente un intérêt pour l'imagerie en raison de sa résolution spatiale élevée et de sa résolution temporelle importante. L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie médicale d'apparition récente (début des années 1980) permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps. Elle est basée sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN). Grâce aux différentes séquences, on peut observer les tissus mous avec des contrastes plus élevés qu'avec la tomodensitométrie par exemple. L'examen IRM n'est pas invasif et n'irradie pas. Cela en fait donc un outil de prédilection pour la recherche biomédicale, pour le diagnostic et le suivi de pathologies cardiovasculaires.

1.2.1 Caractéristiques de l'IRM

La résonance magnétique nucléaire est une technique de spectroscopie appliquée aux particules qui ont un *spin* nucléaire non nul comme le proton. La localisation spatiale des atomes est obtenue en ajoutant un gradient directionnel à un champ magnétique de base. La position des protons est alors modifiée par la variation du champ magnétique, et le retour à l'état d'équilibre (relaxation) est mesuré. Des techniques de traitement du signal utilisant les transformées de Fourier 2D permettent alors de mesurer les caractéristiques du retour à l'équilibre. La résolution spatiale est liée à l'intensité du champ magnétique et à la durée de l'acquisition. On atteint actuellement une résolution spatiale de l'ordre du millimètre.

Le signal IRM dépend :

- de la densité des protons ρ dans le tissu correspondant à un voxel,
- du temps de relaxation longitudinale T1 qui caractérise la relaxation longitudinale d'un tissu,
- du temps de relaxation transversale T2 qui caractérise la relaxation transversale de ce tissu.

Leur ordre de grandeur, pour un tissu biologique, est de 500 ms à 1000 ms et 50 ms à 100 ms respectivement pour T1 et T2. Ils varient avec la structure moléculaire ainsi qu'avec l'état solide ou liquide de la matière (**Kastler, et al., 2000**). Suivant les paramètres des séquences d'acquisition (Temps de Répétition (TR), Temps d'Echo (TE), angle de bascule, etc.), les images sont pondérées en fonction des caractéristiques ρ , T1 et T2 des tissus observés.

1.2.2 Plans de coupe en IRM cardiaque

Le ventricule est généralement divisé en trois grandes parties. La région basale (ou *base*) est la partie supérieure du ventricule qui s'étend jusqu'au plan des valves communiquant avec les oreillettes.

L'*apex* est la pointe, la partie inférieure du ventricule où l'on visualise peu ou presque pas la cavité gauche et plus du tout la cavité droite (à son extrémité, l'*apex* n'est constitué que de muscle). Enfin le niveau entre la base et l'*apex* est défini comme le niveau médian.

Les plans de coupes du cœur en IRM sont standardisés (**Dacher, et al., 2004**). Une première acquisition centrée sur le cœur et perpendiculaire à l'axe du patient est faite. A partir de cet axe et en suivant l'orientation du septum, le premier plan de coupe dit « grand-axe 2 cavités » est obtenu. Ce dernier est sagittal et permet de bien visualiser l'oreillette gauche, la valve mitrale et le ventricule gauche. Sur cette coupe, le plan passant par l'*apex* et le milieu de la valve mitrale est défini comme le deuxième plan de coupe dit « grand-axe 4 cavités ». Ce dernier permet de visualiser les oreillettes gauche et droite ainsi que les ventricules gauche et droit. Enfin, le troisième plan de coupe dit « petit-axe » est défini en s'orientant perpendiculairement au plan décrit pour les coupes « grand-axe 4 cavités ». Ce plan de coupe est essentiel car il sert de base à la quantification de la fonction VG.

1.2.3 Etudes Fonctionnelles en IRM

L'étude de la fonction cardiaque est réalisée au moyen de séquences synchronisée à l'ECG qui permettent d'obtenir sur plusieurs cycles cardiaques des images correspondant aux différents temps du cycle cardiaque. La perfusion myocardique de premier passage est évaluée en IRM suite à l'injection d'un agent de contraste. De plus, plusieurs études ont démontré la capacité de l'IRM de « rehaussement tardif » pour la mise en évidence d'infarctus, notamment ceux de petite taille, sous-endocardiques, non détectés par la scintigraphie (**Klein, et al., 2002**) (**Wagner, et al., 2003**). Ces aspects font de l'IRM la méthode de référence en termes d'évaluation de la fonction cardiaque pour les pathologies citées au paragraphe précédent.

1.2.3.1 Contraction ventriculaire

L'IRM est une méthode de prédilection pour l'étude du mouvement cardiaque. Les acquisitions permettent aujourd'hui d'obtenir des images rapidement avec un rapport signal sur bruit élevé et un contraste permettant de différencier le sang présent dans les cavités du muscle myocardique. Grâce à la synchronisation avec l'ECG, une série d'images donnant une vue du cœur à chaque instant du cycle cardiaque peut être obtenue. Ces images sont appelées images « ciné ». Typiquement, entre 20 et 25 phases du cycle cardiaque peuvent être obtenues pour chaque niveau de coupe. L'analyse de ces images en diastole et en systole est capitale. De plus, l'analyse visuelle de l'ensemble de ces images permet d'estimer la fonction régionale de contraction. L'analyse quantitative qui estime les volumes ventriculaires en systole et en diastole permet d'estimer la fraction d'éjection ventriculaire.

Une analyse quantitative régionale peut être effectuée sur les images afin d'extraire des indices de contractilité ou d'épaississement de la paroi myocardique. La figure 7 donne un exemple d'étude « ciné ».

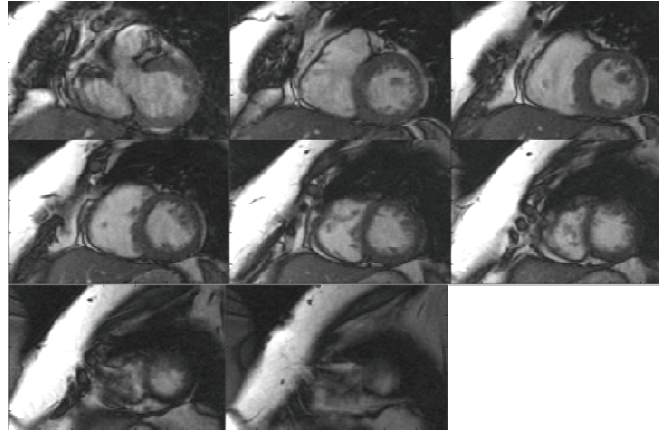


Figure 7 Exemple de séquence "ciné"

Différents niveaux de coupes (de la base à l'apex) en télédiastole (Source : Challenge MICCAI 2009)

1.2.3.2 Perfusion myocardique

Dans les conditions normales, le cœur consomme une fraction importante de l'oxygène du sang artériel. L'alimentation en oxygène s'effectue via les artères coronaires qui irriguent le myocarde. Le travail cardiaque dépendant des apports en oxygène au cœur, une augmentation de la demande en oxygène (à l'effort) doit être assurée par une augmentation du débit coronarien. Une occlusion partielle ou totale des artères en amont du muscle a pour conséquence une insuffisance de la perfusion du myocarde : c'est le phénomène d'ischémie.

Ces troubles peuvent entraîner une diminution de la fonction contractile du cœur. Si la perfusion myocardique est restaurée, une partie de ces troubles cinétiques peut être corrigée. Evaluer la perfusion myocardique est donc une étape essentielle concernant la stratégie thérapeutique à adopter.

Le principe de l'imagerie de perfusion myocardique en IRM repose sur l'injection par voie veineuse d'un *bolus* de chélate de gadolinium (Gd-DPTA), utilisé comme traceur, et son suivi au niveau du myocarde grâce à l'utilisation de séquences d'imagerie rapides permettant de réaliser plusieurs coupes, qui sont répétées à chaque cycle cardiaque (Fig. 8).

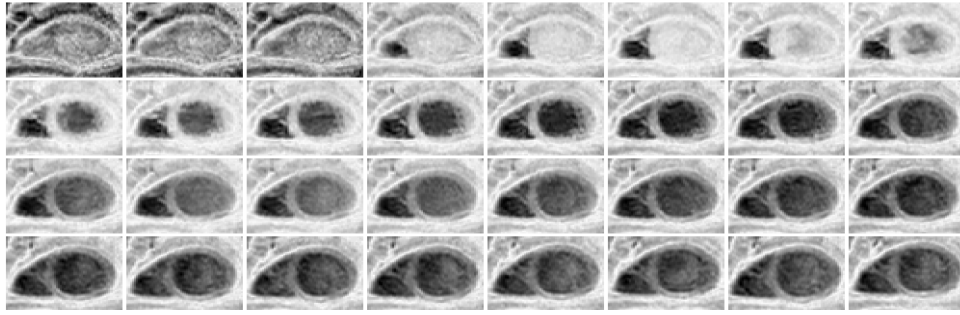


Figure 8 Séquence d'images de perfusion de premier passage.
(Source : LIF)

Les chélates de gadolinium sont des agents de contraste paramagnétiques qui augmentent le temps de relaxation T1 et se traduisent sur les séquences pondérées en T1 par une augmentation du signal dans les régions perfusées. Plus le niveau de perfusion régional dans un territoire myocardique est élevé, plus la concentration locale en gadolinium sera importante et donc plus le signal sera élevé (« *wash-in* »). Pour la quantification, la relation entre la concentration du produit de contraste et l'intensité du signal doit être la plus linéaire possible (**Comte, 2005**). En routine clinique, l'analyse des études de premier passage repose habituellement sur une évaluation qualitative du signal de l'image. Lorsque l'étude de la perfusion est également réalisée pendant un stress pharmacologique, la réserve coronaire peut être alors déterminée : son estimation repose sur des « indices de perfusion » estimés en analysant la courbe de la variation de la concentration de gadolinium dans une région du myocarde en fonction du temps (**Al-Saadi, et al., 2000**).

1.2.3.3 Rehaussement tardif

Depuis la description de la technique dite de rehaussement tardif (RT) il y a une dizaine d'années, la place de l'IRM myocardique dans le bilan des maladies cardio-vasculaires n'a cessé de croître. En particulier, la séquence de RT a connu un tournant en 2000 avec l'article de Kim (**Kim, et al., 2000**) sur la valeur prédictive du RT dans l'infarctus du myocarde. Elle est également désormais utilisée dans le bilan de nombreuses pathologies non ischémiques. Le principe de cette séquence repose sur la mise en évidence de territoires myocardiques au sein desquels la cinétique des chélates de gadolinium est ralentie : la réalisation d'une séquence pondérée en T1 dix minutes après l'injection du produit de contraste permet alors de mettre en évidence ces zones pathologiques sous la forme d'hyper-signaux tardifs.

Les chélates de gadolinium (Gd) sont des molécules « inertes » qui diffusent librement dans le secteur interstitiel mais qui ne peuvent pas pénétrer dans les cellules lorsque leur membrane est intacte. Chez les sujets sains, l'injection de Gd est suivie par un rehaussement précoce du signal au niveau du myocarde, correspondant au passage du produit de contraste dans le tissu. Le Gd est

ensuite rapidement éliminé (« *wash-out* ») par l'organisme. A la phase aiguë d'un infarctus, on observe des lésions au niveau des cellules qui deviennent anormalement perméables. Ceci a comme conséquence de permettre le passage du Gd dans le milieu intracellulaire. Le produit de contraste s'accumule au sein du territoire ischémié par un double phénomène :

- une augmentation du volume de distribution,
- un ralentissement de la cinétique d'élimination (*wash-out*).

Plusieurs modèles animaux ont montré qu'une occlusion coronaire engendre une nécrose myocardique évoluant de l'endocarde vers l'épicarde et du centre vers la périphérie. Chez l'homme, cette nécrose endocardique débute 30 minutes après le début de l'occlusion. A distance d'un infarctus la zone infarctée représente un espace de diffusion dans lequel le Gd s'accumule et n'est pas éliminé normalement.

L'étude de la perfusion myocardique s'avère donc utile pour les diagnostics concernant les pathologies cardiaques ischémiées et non-ischémiées, qui ont comme point commun une inflation du secteur extracellulaire associée à un ralentissement du *wash-out*. Ces pathologies, qu'elles soient ischémiées ou non, chroniques ou aiguës, se traduisent lors de la séquence de rehaussement tardif par un hyper-signal et un T1 tardif. C'est la sémiologie de la perfusion myocardique au cours du premier passage de l'agent de contraste, la sémiologie du rehaussement tardif, et la confrontation avec le reste de l'examen IRM qui permettent d'orienter le diagnostic (**EnLigne5**).

1.3 Evaluation en imagerie cardiaque

1.3.1 Indicateurs cliniques pour l'évaluation de la fonction cardiaque

Les informations utilisées pour prendre des décisions thérapeutiques sont des paramètres qui permettent une évaluation quantitative de la fonction cardiaque et notamment de la fonction ventriculaire. Ils peuvent être classés en paramètres globaux et régionaux. La masse ventriculaire gauche (MVG ou LVM en anglais pour « Left Ventricular Mass »), la fraction d'éjection (FE) ou les volumes ventriculaires systoliques et diastoliques sont des paramètres globaux qui caractérisent la fonction cardiaque par une valeur globale. Cependant, ces paramètres ne fournissent pas d'informations sur le fonctionnement ou dysfonctionnement régional du myocarde. Ils sont complétés par des paramètres régionaux tels l'épaisseur de la paroi, la fonction de contraction régionale, l'épaississement du muscle pendant la phase de contraction et la FE régionale. Ces paramètres régionaux reposent sur un découpage standardisé du myocarde en 16 ou 17 segments

pour respecter les normes internationales (**Cerqueira, et al., 2002**). Certains paramètres régionaux sont utilisés dans le chapitre 7 consacré à la quantification de l'étendue de l'infarctus.

1.3.1.1 Volume et Masse

En IRM, les volumes télédiastolique et téléstolique peuvent être calculés selon la règle :

$$V = z \times \sum_{i=1 \dots n} S_i$$

Où V est exprimé en ml, z est l'épaisseur de la coupe en cm et S_i la surface de la cavité sur la coupe i exprimée en cm^2 . Cette règle est indépendante de la géométrie de la cavité et peut s'appliquer sur les deux ventricules pour le calcul des volumes épicaudique (V_{epi}), endocaudique (V_{endo}) ainsi que le volume du muscle myocaudique (V_{myo}) en prenant :

$$V_{\text{myo}} = V_{\text{epi}} - V_{\text{endo}}$$

La masse ventriculaire gauche est obtenue par multiplication du volume du myocarde par la masse volumique du myocarde estimée à 1,05 g/ml. On a donc :

$$MVG = (V_{\text{epi}} - V_{\text{endo}}) \times 1,05$$

1.3.1.2 Fraction d'éjection et Débit cardiaque

La fraction d'éjection est une mesure de la capacité du cœur à se contracter efficacement.

Elle se calcule par la formule suivante :

$$FE = \frac{VTD - VTS}{VTD},$$

où VTD est le volume endocaudique télédiastolique et VTS le volume endocaudique téléstolique. La fraction d'éjection varie théoriquement entre 0 et 1. Elle est de l'ordre de 60 % chez l'individu normal et est diminuée en cas d'anomalie de la contraction, pouvant descendre jusqu'à 20 % en cas de dysfonction majeure (insuffisance cardiaque). En cas d'insuffisance cardiaque, sa valeur permet de distinguer les insuffisances cardiaques systoliques et diastoliques. Lorsque la fraction d'éjection est diminuée, l'organisme peut maintenir le débit cardiaque de deux manières : en augmentant la fréquence cardiaque (tachycardie), et en maintenant un volume d'éjection systolique constant en augmentant le volume diastolique. Lorsque ces mécanismes de compensation sont dépassés, le débit cardiaque diminue et devient insuffisant pour les besoins de l'organisme. Un tableau d'insuffisance cardiaque s'installe. La contractilité peut être atteinte dans les myocardites, les cardiopathies

ischémiques, et de façon générale dans presque toutes les maladies cardiaques à un stade très avancé ce qui fait de la fraction d'éjection un indicateur idéal pour le diagnostic médical.

Le débit cardiaque est donné par la formule suivante :

$$DebitCardiaque = F_{coeur} \times (VTD - VTS),$$

où F_{coeur} est la fréquence cardiaque.

1.3.2 Indicateurs d'imagerie pour l'évaluation de la segmentation cardiaque

1.3.2.1 Métrique de Dice

La métrique de Dice est un critère d'imagerie qui permet de mesurer la similitude entre deux surfaces (ou deux volumes) en pourcentage. Ce critère a été proposé par les organisateurs du Challenge MICCAI et a été retenu par la suite pour l'évaluation des deux méthodes de segmentation (semi-automatique et entièrement automatisée). Dans ce contexte, il a été calculé pour chaque coupe et sa moyenne sur l'ensemble des coupes segmentées a été définie comme le critère de Dice pour un patient. Si l'on appelle A_a la surface du contour issu de l'algorithme de segmentation, A_m celle du contour de référence et A_{am} l'intersection des deux dernières surfaces, alors la métrique de Dice (MD) est définie comme suit et varie entre 0 et 1 :

$$MD = \frac{2.A_{am}}{A_a + A_m}$$

La figure 9 donne une représentation géométrique de cette distance :

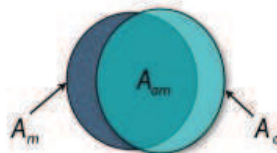


Figure 9 Estimation de la métrique de Dice

Source : http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Evaluation.htm

1.3.2.2 Distance perpendiculaire moyenne

La distance perpendiculaire moyenne (DPM) est définie à partir de la distance mesurée point à point entre les contours des deux segmentations à comparer (Fig. 10). La DPM est la moyenne sur toutes ces distances obtenues. Elle n'est pas symétrique dans la mesure où elle ne donne pas les mêmes valeurs suivant que le calcul est fait à partir du contour de l'expert ou d'un contour obtenu par un algorithme. Dans la pratique, elle a été calculée à partir du contour tracé par l'expert.

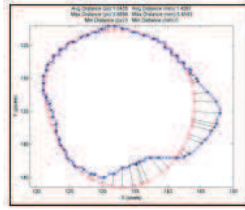


Figure 10 Estimation de la distance perpendiculaire moyenne

En bleu, le contour issu de la segmentation automatique ; en rouge, le contour tracé par l'expert.

Source : http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Evaluation.html

1.4 Bases de Données

La première base de données à laquelle j'ai eu accès a été celle utilisée par Racha El-Berbari (**El-Berbari, 2009**) pour son travail de thèse. Elle provient du service de Radiologie cardiovasculaire (Pr. E. Mousseaux) de l'Hôpital Européen Georges Pompidou (HEGP) et contient une cinquantaine d'études IRM « ciné » 3D+t pour les deux ventricules, et une dizaine d'études sur le ventricule droit systémique. Des contours manuels tracés par des médecins en télédiastole et en télésystole constituent l'expertise sur cette base. Cette base a permis notamment la mise au point de mes méthodes.

La deuxième base de données sur laquelle j'ai travaillé est une base de séquences d'images « ciné » fournie par les organisateurs du Challenge sur le cœur auquel j'ai participé lors du congrès MICCAI en 2009 à Londres (http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Home.html). Le but de ce Challenge était d'évaluer différentes méthodes de segmentation du ventricule gauche sur une base de données conséquente. La base est composée de 9 sujets témoins et de 3 groupes de 12 sujets pathologiques (hypertrophie du ventricule gauche, insuffisance cardiaque ischémique et non-ischémique). Cela représente 45 études IRM « ciné » 3D+t en coupes petit-axe (avec une dizaine de coupe par patient). Sur ces études, un tracé manuel a été effectué, délimitant l'endocarde du ventricule gauche en télédiastole et en télésystole, l'épicarde et les piliers du ventricule gauche en télédiastole.

Le Challenge s'est déroulé en trois étapes. La première étape était une phase d'apprentissage qui a porté sur 15 examens pour lesquels étaient fournies les images à segmenter et les contours réalisés par un expert. Ensuite une phase de validation a également porté sur 15 examens, seules les images étaient fournies. Enfin, la troisième étape s'est déroulée lors du congrès, avec une durée de trois heures pour segmenter 15 autres examens. A l'issue de la phase de validation, une première évaluation a été faite par les organisateurs du Challenge à partir des critères d'évaluation retenus, à savoir la fraction d'éjection et la masse myocardique ainsi que les critères d'imagerie définis au §1.3, la distance perpendiculaire moyenne et la métrique de Dice. Une seconde évaluation a eu lieu à l'issue de la 3ème étape. Les résultats obtenus sur ces bases se retrouvent dans les chapitres 4 et 5.

Le groupe **MediEval**, qui regroupe une dizaine de laboratoires français, a mis en place une plateforme d'évaluation de différents algorithmes de segmentation opérant sur une même base de données. Ainsi j'ai pu comparer 8 méthodes de segmentation sur la base de données du Challenge MICCAI. Les résultats de cette comparaison sont exposés au chapitre 6.

La troisième base de données provient également du service de Radiologie cardiovasculaire (Pr. E. Mousseaux) de l'Hôpital Européen Georges Pompidou (HEGP) et contient 10 sujets ayant subi, après un infarctus du myocarde, un examen d'IRM cardiovasculaire complet incluant des séquences « ciné » et des images de rehaussement tardif. Cette base a été utilisée pour l'étude conjointe de la quantification de l'étendue de l'infarctus du myocarde et de la contraction myocardique. Les résultats obtenus sur cette base de données sont présentés au chapitre 7.

1.5 Conclusion

Les aspects anatomiques et fonctionnels du cœur ont été présentés dans ce chapitre ainsi que les pathologies auxquelles nous nous intéressons. La compréhension physiopathologique, le diagnostic et la prise en charge des patients ont profondément évolué au cours des dernières années. Les techniques d'exploration non invasives permettant d'évaluer la perfusion et la viabilité myocardique ont joué dans ce contexte un rôle considérable. L'IRM cardiaque apparaît aujourd'hui comme ayant un rôle important dans la stratégie de soin puisqu'elle permet non seulement d'évaluer la perfusion et la viabilité myocardique, mais aussi de fournir des informations sur l'état fonctionnel du cœur, permettant ainsi de prendre des décisions thérapeutiques. En pratique clinique, les examens IRM représentent une méthode primordiale dans l'établissement d'une stratégie pour le patient. Les critères quantitatifs permettant d'évaluer la fonction cardiaque nécessitent l'estimation des contours endocardiques et épicaudiques. Cette estimation se fait souvent manuellement et est donc soumise à une variabilité inter- et intra-opérateurs. La segmentation manuelle est également une tâche fastidieuse et chronophage, c'est pourquoi l'objectif de cette thèse est de développer une méthode de segmentation reproductible et fiable minimisant les interactions. Enfin, avoir une base de données incluant des études sur des sujets sains et des études sur des sujets pathologiques permet de comparer effectivement avec les mêmes méthodes d'évaluation différents algorithmes de segmentation sur des données similaires. La base de données du Challenge MICCAI a permis ce type d'évaluation.

CHAPITRE 2 : Segmentation des structures cardiaques : Etat de l'art

Il existe dans la littérature de nombreux articles de synthèse relatifs aux différentes méthodes de segmentation utilisées en imagerie médicale. En particulier, **(Pham, et al., 2000)**, **(Suri, 2005)**, **(Petitjean, et al., 2011)** donnent non seulement une analyse détaillée de ces méthodes mais en proposent aussi une classification pour des applications cliniques telles la segmentation du myocarde. Les méthodes citées dans ces articles sont applicables dans le cadre de la segmentation cardiaque sur des coupes petit-axe en IRM **(Pham, et al., 2000)** **(Suri, 2005)** **(Petitjean, et al., 2011)** et aussi pour la segmentation d'images cérébrales **(Pham, et al., 2000)**. La plupart de ces méthodes a recours à la définition d'une région d'intérêt autour de la structure à segmenter dans l'image. Dans ce chapitre, un état de l'art des différentes méthodes existantes pour la localisation du cœur, puis des méthodes pour la segmentation du ventricule sur des images d'IRM cardiaque est dressé.

2.1 Localisation du cœur

La localisation semi-automatique ou automatique du cœur et du ventricule gauche dans les images thoraciques d'IRM peut s'avérer utile pour réduire le temps consacré à la tâche de segmentation et pour diminuer le nombre d'interactions manuelles nécessaires à la segmentation. Dans le cadre d'une application clinique telle la quantification de l'étendue d'un infarctus du myocarde, il est préférable de traiter une partie de l'image centrée autour du myocarde plutôt que l'image dans sa globalité **(Cocosco, et al., 2004)** **(Chenoune, et al., 2011)** **(Jolly, 2009)** **(Lu, et al., 2009)**. Dans ce paragraphe je présente un certain nombre de méthodes utilisées pour construire des régions autour de la région cardiaque de façon semi-automatique, (nécessitant au minimum une interaction de l'utilisateur) et de façon complètement automatique.

Les trois premiers articles ont comme point commun le Challenge MICCAI 2009 dont l'un des objectifs initiaux était de segmenter le ventricule gauche avec des méthodes les plus automatisées possible. Ces approches ont été évaluées avec les critères d'évaluation cités dans le chapitre 1 (§1.3). L'avantage est que l'évaluation porte sur la même base de données et se fait avec les mêmes outils, ce qui rend les performances de ces méthodes directement comparables.

Lu et collaborateurs **(Lu, et al., 2009)** ont présenté une méthode où la localisation du cœur puis la construction d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche se font de façon semi-automatique. Cette méthode s'appuie sur l'hypothèse principale que le cœur se situe au centre des images à traiter. Ainsi, avant de procéder à la construction d'une région autour du ventricule gauche, ils définissent un carré supposé entourer le cœur de dimensions fixes (110x110 pixels) pour toutes les

coupes. La suite de la procédure est complètement automatique. La région sélectionnée est binarisée puis la région autour du ventricule gauche est extraite avec une métrique de circularité simple et rapide à calculer : la compacité $M = \frac{4\pi A}{P^2}$ où A est l'aire de la structure (en pixels) à l'intérieur du rectangle et P son périmètre (le nombre de pixels constituant le bord de cette structure). Cependant l'hypothèse faite sur le positionnement du cœur au centre de l'image peut ne pas être toujours vérifiée et, dans ce cas, il faut localiser le cœur manuellement. Pour cette raison, j'ai choisi de ne pas garder cette hypothèse qui positionne le cœur au centre des images pour rendre le processus de définition d'une région d'intérêt autour du cœur plus robuste.

Dans la méthodologie proposée par l'équipe de Huang (**Huang, et al., 2009**), une première région circulaire est définie avec comme rayon la moitié des dimensions de l'image et comme centre le milieu de celle-ci. Les hypothèses sont donc les mêmes que celles faites par l'équipe précédemment citée. A l'intérieur de cette ROI un histogramme est calculé et le seuillage d'Otsu (**Otsu, 1979**) est mis en œuvre afin de déterminer le niveau de gris à l'intérieur du ventricule et dans le myocarde. Puis la surface du VG est estimée par une méthode de croissance de régions. Pour cette étape, le point de départ est le centre de l'image. Si celui-ci n'est pas à l'intérieur du ventricule, une intervention manuelle est faite afin de redéfinir un point à l'intérieur du VG qui devient alors le centre de la ROI. L'enveloppe convexe sur le résultat de la croissance des régions est calculée et son centre est estimé avec la méthode des moindres carrés. Une fois le centre correctement placé, une ROI circulaire est créée autour du ventricule, avec un rayon égal à 11 cm.

Dans la méthodologie proposée par M.P. Jolly (**Jolly, 2009**), la localisation du cœur et par la suite du ventricule gauche est entièrement automatique. Dans un premier temps, la localisation de la structure cardiaque exploite la périodicité du mouvement du cœur à travers le cycle cardiaque et consiste à isoler les pixels qui présentent un mouvement (donc une variation de niveau de gris) pendant ce cycle. Si le patient ne bouge pas et si on néglige la composante respiratoire, alors seuls les pixels représentant le cœur peuvent être caractérisés comme des « pixels en mouvement ». Pour les déterminer, la transformée de Fourier temporelle à travers le cycle cardiaque a été calculée pour chaque voxel. La région connexe la plus grande est retenue comme étant la structure cardiaque. Puis, un seuillage d'Otsu est utilisé afin de classer les pixels appartenant aux cavités (valeurs de niveaux de gris élevées) et ceux appartenant au myocarde (valeurs de niveaux de gris faibles).

Dans la méthodologie décrite par l'équipe de Lin (**Lin, et al., 2006**), les auteurs utilisent également une méthode de localisation du cœur qui fait appel à la transformée de Fourier. Les hypothèses sur lesquelles repose la localisation sont les suivantes :

- le cœur est le seul organe qui présente un mouvement dans l'image à la fréquence du cycle cardiaque.

- les images sont synchronisées à l'électrocardiogramme (ECG).
- l'orientation du cœur en coupe petit-axe est la même pour une grande variété d'acquisitions.
- il y a une cohérence temporelle et spatiale du ventricule gauche d'une coupe à l'autre.
- sur une coupe quelconque le myocarde septal est proche du centre de gravité du cœur.

La localisation du cœur se fait en appliquant la transformée de Fourier coupe par coupe dans le temps. Ensuite l'image d'amplitude de la première harmonique de la transformée de Fourier est retenue et binarisée afin de définir une première ROI qui englobe la totalité de la structure cardiaque. Le barycentre de la structure est utilisé comme centre de la ROI. Par la suite, pour déterminer le centre du ventricule gauche, un pixel se situant dans la partie septale du myocarde est choisi manuellement afin de séparer les niveaux de gris du myocarde (sombre) et du ventricule (clair) par seuillage. Une fois que tous les pixels appartenant au ventricule gauche sont détectés, on prend l'enveloppe convexe pour fournir une première estimation du ventricule gauche. L'article ne fournit pas un outil de segmentation du ventricule gauche mais une première estimation de celui-ci.

Dans la méthodologie décrite par Cocosco et collaborateurs (**Cocosco, et al., 2004**), une méthode proposant uniquement la localisation du cœur (et non pas des ventricules) est exposée. Elle repose sur les hypothèses suivantes :

- les coupes petit-axe sont perpendiculaires au grand axe du cœur qui correspond à l'axe Z du volume 3D ;
- les voxels de l'image au niveau du myocarde présentent une grande variabilité en termes de niveau de gris.

Pour détecter la structure cardiaque l'algorithme suit les six étapes suivantes :

- l'écart-type du niveau de gris dans les images est calculé ;
- une projection d'intensité maximale (MIP) est faite ensuite suivant l'axe Z. Le résultat est une image 2D qui regroupe et fait resurgir les structures les plus intenses de l'image (la plus grande est censée *a priori* être le cœur) ;
- cette image 2D est ensuite convoluée par une fonction gaussienne afin de réduire l'effet des structures de petite taille ;
- un seuillage (**Otsu, 1979**) est ensuite appliqué sur cette image 2D. Cette étape permet de distinguer les structures du fond de l'image et de binariser cette dernière de façon optimale ;
- deux dilatations successives sont réalisées afin de garder la plus grande composante connexe qui est le cœur ;
- enfin, la ROI du cœur est calculée en prenant l'enveloppe convexe de la plus grande structure estimée lors de l'étape précédente.

Dans cet article, la méthode a été appliquée à 79 acquisitions ciné sur des coupes petit-axe. Aucune précision sur la pathologie éventuelle n'est donnée. L'évaluation n'a été que visuelle et dans les 79 cas, la ROI englobait la totalité du cœur. Les ROI ont été jugées assez spécifiques et adaptées sauf pour 5 sujets où la ROI a été jugée plus grande que nécessaire. L'avantage principal de cette méthode est qu'elle fournit des ROI qui sont adaptées à la forme du cœur c.à.d. que les ROI ne sont ni des rectangles ni des cercles mais des formes libres.

En conclusion, l'utilité de la région d'intérêt autour d'une structure que l'on souhaite étudier permet d'initialiser le processus de segmentation de façon plus sûre. Si la ROI n'est pas définie manuellement, deux familles de méthodes permettent de la définir automatiquement. La première famille exploite la position spatiale du cœur dans l'image et la deuxième exploite le fait que le cœur soit le seul organe présent dans l'image qui soit animé d'un mouvement régulier au cours du cycle cardiaque. Pour cela, certains groupes (**Jolly, 2009**), (**Lin, et al., 2006**) font appel à la transformée de Fourier, ce qui permet de définir une première région d'intérêt grossière autour du cœur. Puis en restreignant l'étude à cette ROI des caractéristiques spécifiques au ventricule à segmenter sont extraites. Les hypothèses sur la position de la structure cardiaque ne sont pas toujours vérifiées, c'est le cas sur la base de données fournie pour le Challenge MICCAI.

2.2 Segmentation du ventricule gauche

En imagerie cardiaque, la segmentation des contours de la structure cardiaque est une tâche essentielle pour l'estimation de paramètres cliniques utilisés pour la détection d'éventuelles pathologies. Les méthodes utilisées dans ce contexte sont souvent des méthodes génériques issues de la communauté du traitement des images, adaptées aux spécificités de chaque application et de chaque modalité. Dans ce paragraphe nous présentons un aperçu non exhaustif de ces méthodes génériques.

2.2.1 Premières approches

Historiquement, les premières approches de segmentation des structures cardiaques ont été des approches se basant uniquement sur l'information contenue dans l'image. Les approches fondées sur l'histogramme des niveaux de gris de l'image et le seuillage sont les premières techniques utilisées pour la segmentation ; le seuil peut être calculé statistiquement grâce à des hypothèses sur la distribution des niveaux de gris dans une sous-région de l'image à traiter (**Chow, et al., 1972**) (**Weszka, et al., 1978**). Des méthodes de seuillage adaptatif (**Otsu, 1979**), incluant au préalable un

éventuel lissage (**Nagao, et al., 1979**), ont aussi été utilisées. Cependant, en lissant, on risque de perdre l'information sur les contours des cavités. Pour pallier ce problème, Higgins a proposé une technique qui permet de renforcer les contours (bords) des cavités dans l'image (**Higgins, et al., 1990**). Au fil du temps, les méthodes de seuillages ont évolué et pris en compte des *a priori* comme la connexité d'un objet dans l'image (**Lee, et al., 1998**).

La morphologie mathématique, introduite par (**Matheron, 1974**) et (**Serra, 1982**), donne un cadre intéressant pour la segmentation. La morphologie mathématique consiste à comparer une structure inconnue (i.e. l'image que l'on étudie) à un ensemble de formes, les éléments structurants, dont on maîtrise toutes les caractéristiques. Ces comparaisons s'effectuent au moyen d'opérations booléennes telles que l'intersection et l'union. De façon générale, la segmentation à l'aide de la morphologie mathématique s'effectue en trois étapes (**Beucher, et al., 1992**):

- une première localisation grossière de l'objet désiré dans l'image,
- une délimitation précise du contour de l'objet,
- un « lissage » de ce résultat.

Ce lissage peut être vu comme un recalage du résultat obtenu sur la vérité terrain. Or la vérité terrain absolue n'existe pas. Cependant il existe aujourd'hui des algorithmes utilisant la morphologie mathématique en combinaison avec des *a priori* sur la forme et les niveaux de gris, rendant ainsi ces algorithmes indépendants par exemple de la topologie de l'image (**Marak, et al., 2009**).

Des approches dites de moyen niveau existent aussi, qui se basent sur plusieurs techniques dont la logique floue combinée à l'algorithme des k-moyennes, la transformation en ondelette ou encore l'utilisation du gradient de l'image et de méthodes statistiques.

L'algorithme des k-moyennes classe les objets "i" (en l'occurrence les pixels) selon leurs attributs en k classes (ou « clusters » en anglais) à partir des attributs des objets (par exemple les niveaux de gris des pixels) regroupés dans un vecteur " \mathbf{x}_i ". L'objectif de l'algorithme est de minimiser la variance intra-classe V :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2$$

où S_i ($i = 1, 2, \dots, k$) sont les k classes et μ_i est le barycentre des attributs \mathbf{x}_j des objets appartenant à l'ensemble S_i . L'algorithme commence par partitionner les objets en k sous-ensembles. Il calcule ensuite le barycentre de chaque ensemble et construit une nouvelle partition en associant chaque point à la classe dont il est le plus proche, la distance d'un objet à une classe étant la distance du vecteur attribut au barycentre de cette classe. S'ensuit une alternance entre calcul des barycentres des nouvelles classes et nouvelle affectation des objets à la classe dont ils sont le plus proche jusqu'à

convergence. Celle-ci est obtenue quand plus aucun objet ne change de groupe (ou quand les barycentres ne changent plus).

Cet algorithme est très populaire car extrêmement rapide en pratique. En effet, le nombre d'itérations est généralement très inférieur au nombre d'objets à classer. Cependant, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend du partitionnement initial qui peut, en pratique, être éloigné de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et d'estimer la meilleure partition. L'autre problème est qu'il est nécessaire de donner le nombre de classes (k). Cette nécessité ne pose pas vraiment de problème dans le cas de la segmentation cardiaque puisque le nombre de classes est, le plus souvent, choisi égal à 2 pour estimer les cavités cardiaques d'une part, le muscle et les structures environnantes d'autre part.

L'algorithme des k -moyennes floues (ou « fuzzy c -means » - FCM - en anglais) introduit par **(Dunn, 1973)** généralise l'algorithme des k -moyennes en permettant la classification floue basée sur la théorie des ensembles flous. Dans le cas des c -moyennes floues, la fonctionnelle à minimiser est :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (y_{ji})^w \|x_j - \mu_i\|^2$$

Où S_i ($i = 1, 2, \dots, k$) sont les k classes et μ_i est le barycentre des attributs x_j des objets appartenant à l'ensemble S_i , w est le poids de « flou », $\|\cdot\|$ est une norme et $y = [y_{ji}]$ est la k -partition floue de x_j . Ces méthodes sont très fréquemment utilisées et s'avèrent efficaces pour certains problèmes de segmentation cardiaque **(Kachenoura, et al., 2008)**.

De façon générale, les premières approches et celles de moyen niveau dépendent énormément de la distribution des niveaux de gris dans l'image. L'absence d'une modélisation de l'interdépendance des pixels avec leur voisinage et la mauvaise ou inexistante exploitation de la dimension temporelle ont poussé au développement de nouvelles approches, qui intègrent cette fois-ci des modèles mathématiques ainsi que des *a priori* physiologiques rendant les algorithmes de segmentation plus fiables et robustes. Si les approches de bas niveau ne sont plus utilisées seules, elles se combinent très bien avec les approches de haut niveau **(Sternberg, 1986) (Terzopoulos, et al., 1987) (Szeliski, 1990)**.

2.2.2 Approches de haut niveau

Ces approches, dites de haut niveau, utilisant un modèle mathématique traduisant l'anatomie de la structure à segmenter (forme, position dans l'espace, orientation, volume). Une fois le modèle construit, le but est de paramétrer ce modèle en fonction des données disponibles. Pour cela plusieurs méthodes existent. Certains utilisent la classification bayésienne **(Wilson, 1994) (Sheehan,**

1996). Cette méthode donne des résultats assez encourageants au niveau de la base du cœur mais échoue lors de la détection des cavités au niveau apical, par manque de contraste entre les cavités et le muscle dans cette zone.

Une autre façon couramment utilisée est le modèle des contours actifs qui se basent sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie. Leur principe sera évoqué dans le paragraphe 3.2.2. Une autre méthode est la modélisation par les séries de Fourier comme dans les travaux de **(Revankar, et al., 1993)** où la forme du ventricule gauche est assimilée à une ellipse. Une approche intéressante est la modélisation par éléments finis **(Zuniga, et al., 1987)**.

Le cœur présentant des mouvements de contraction et de relaxation, une idée a été de modéliser le mouvement par une équation différentielle du second ordre comme pour un pendule **(Nielsen, et al., 1991)**. Cette formulation a permis l'extension du modèle géométrique pour segmenter les différentes phases d'un cycle cardiaque. Dans le contexte de la localisation des structures cardiaques, il a été amélioré en incorporant la modélisation de la variation du niveau de gris au cours du cycle cardiaque par une sinusoïde **(Lin, et al., 2006)** **(Jolly, 2008)** puis par une fonction porte **(Ruiz Dominguez C., 2005)**.

Un autre type de modèle mathématique est celui reposant sur la création d'un atlas représentant l'anatomie de la structure à segmenter. L'utilisation d'un atlas consiste ensuite à apparier une forme de référence (l'atlas) et l'image à traiter via un algorithme de mise en correspondance. On superpose alors les informations contenues dans l'atlas et l'image à segmenter. Ainsi, les structures anatomiques constituant les ventricules gauche et droit peuvent être recalées simultanément et une segmentation biventriculaire peut alors être réalisée. La méthode proposée dans **(Lorenzo-Valdés, et al., 2004)** sur la segmentation du ventricule gauche utilise un atlas construit à partir de segmentations manuelles et utilise un algorithme de maximum de vraisemblance ainsi que les champs de Markov pour modéliser la probabilité qu'un voxel appartienne ou non au ventricule.

2.2.2.1 Les contours actifs

Un type de modèle mathématique très largement utilisé est le modèle des contours actifs. Ils ont été introduits par Kass, Terzopoulos et Witkin **(Kass, et al., 1988)**, et de nombreuses variantes de ces modèles déformables ont été étudiées et utilisées depuis plus de vingt ans pour de multiples applications. L'extraction d'une forme ou l'estimation d'une surface à l'aide des modèles déformables est obtenue par la donnée d'une forme initiale et par la minimisation d'une énergie qui comprend un terme de régularisation et un terme d'attraction lié aux données **(Terzopoulos, 1988)** **(Terzopoulos, et al., 1987)**. L'utilisation des modèles déformables est particulièrement intéressante pour déterminer les surfaces de frontières d'organes et de structures (surtout si la forme à estimer

est régulière comme le ventricule gauche par exemple), et pour le suivi de déformations non rigides dans des séquences d'images. Les principales difficultés du modèle étant son initialisation (qui doit être proche de la solution) et sa minimisation, plusieurs approches ont été développées en introduisant une énergie de contexte.

L'énergie ou le modèle du ballon a été introduite par Cohen (**Cohen, 1989**) pour extraire un contour fermé d'un objet en étant moins exigeant pour la courbe initiale et pour améliorer le modèle original qui a tendance à rester sur des points à fort gradient. Selon le signe de la force introduite dans le modèle du ballon, le contour "se gonfle" (expansion du contour) ou "se dégonfle" (réduction du contour) en évoluant suivant la normale au contour. Un modèle 3D a été introduit comme une pile de ballons 2D se déformant simultanément (**Cohen, et al., 1993**). Une amélioration de cette force a été proposée dans (**Nguyen, et al., 2007**), qui consiste à seuiliser l'image de gradient avec une fonction qui permet d'obtenir des valeurs optimisées pour la force du ballon, de façon à ce qu'elle soit grande dans les régions homogènes et faible dans les régions proches des contours. D'autres améliorations ont été apportées en introduisant par exemple des mécanismes permettant au contour de changer de topologie pendant sa déformation (**McInerney, et al., 2000**).

Bien que des approches basées sur des modèles généraux de surfaces déformables aient donné des résultats satisfaisants (**He, et al., 2008**) (**Kaus, et al., 2004**), (**Liu, et al., 2008**), ils demandent de gérer des structures de données de taille importante et la résolution de grands systèmes linéaires. Cela est particulièrement difficile lorsque l'on s'intéresse à de grandes masses de données comme pour du suivi dynamique dans une séquence d'images 3D. C'est pourquoi une connaissance *a priori* sur la surface peut-être utile, pour lui imposer des contraintes de forme ou pour décomposer l'image en un nombre de régions séparées par des discontinuités. Les modèles paramétriques sont bien adaptés pour imposer des contraintes globales.

2.2.2.1.1 Contours actifs paramétriques : snakes

Ces modèles combinent géométrie, physique et théorie de l'approximation. La géométrie sert à représenter l'objet, la physique permet d'imposer les contraintes nécessaires sur la variation de la forme de l'objet dans l'espace et le temps, la théorie de l'approximation traduit les contraintes et la géométrie en équations.

Une de ces approches est le GVF-Snake développé par Xu et Prince (**Xu, et al., 1998**). Ce modèle introduit une force externe qui dérive des gradients de l'image et qui étend l'attraction en des points proches du contour. Le Gradient Vector Flow \mathbf{V} s'estime en minimisant le terme ε :

$$\varepsilon = \iint \mu \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 \cdot |\mathbf{V} - \nabla f|^2 dx dy$$

où μ est un paramètre de régularisation du GVF. Le paramètre μ doit être d'autant plus élevé que le bruit dans l'image est important. \mathbf{V} est le GVF, f représente les contours de l'image analysée. Les termes en u et v sont les dérivées par rapport à x et y des composantes du gradient de \mathbf{V} . Cette formulation fait que \mathbf{V} est presque identique au gradient de la carte des contours f quand le gradient est élevé (donc dans les parties de l'image qui ne sont pas homogènes) et varie lentement quand le gradient est faible (donc dans les zones homogènes de l'image).

Les snakes sont largement utilisés dans la communauté de la segmentation cardiaque (**EI-Berbari, et al., 2007**) (**He, et al., 2008**) (**Liu, et al., 2008**) ; leur paramétrage est détaillé dans le chapitre 3 (§3.2.2.).

2.2.2.1.2 Contours actifs géométriques : level set

Caselles et collaborateurs (**Caselles, et al., 1993**) ont introduit un modèle géométrique de contours actifs formulé par des équations aux dérivées partielles d'évolution de courbes. Cette approche considère la structure à segmenter comme un ensemble \mathbf{E} limité par un contour \mathbf{C} qui se déplace à la vitesse \mathbf{V} . Chaque point de la courbe se déplace dans la direction du vecteur normal à une vitesse \mathbf{V} proportionnelle à la courbure. L'idée est de modéliser l'évolution en fonction du temps de $\mathbf{C}(\mathbf{t})$, considérée comme le niveau zéro d'une fonction $\Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{t})$ définie sur \mathbf{E} . Pour estimer le contour de la structure voulue, Φ évolue suivant l'équation :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} + |\nabla \Phi| \cdot V = 0$$

Le terme \mathbf{V} est une vitesse qui est souvent modélisée comme :

$$V = -g(|\nabla I|) \cdot (c + Q \cdot \kappa)$$

où g est une fonction décroissante qui ralentit le contour dans les zones de fort gradient, c est une force d'expansion du contour (à rapprocher de l'énergie de ballon des *snakes*), κ est la courbure locale du gradient et Q est un facteur de pondération. Des modifications ont été apportées à cette approche en incorporant des contraintes de niveaux de gris (**Wang, et al., 2004**) ou des *a priori* sur la forme de l'objet (**Paragios, et al., 2002**).

2.2.2.2 Les contours de forme

Les Modèles actifs de forme (en anglais Active Shape Models ou ASM) (**Cootes, et al., 1992**) sont des modèles statistiques de la forme d'un objet qui se déforment itérativement pour s'adapter à un exemplaire de cet objet dans une nouvelle image. Les formes sont

contraintes par un modèle de distribution de points (en anglais Point Distribution Models ou PDM). Celui-ci est obtenu par un jeu d'images d'apprentissage qui montre différentes formes de cet objet. Les principaux modes de variation sont obtenus par une analyse en composantes principales, ce qui donne les variations autorisées de la forme et constitue ainsi un sous-espace des formes possibles pour l'objet. La forme moyenne est utilisée pour initialiser le processus puis elle est itérativement mise à jour jusqu'à convergence. La qualité de la segmentation étant très dépendante de l'initialisation, celle-ci doit se faire à une distance relativement faible de la cible. Pour améliorer son idée, Cootes a proposé d'inclure une information d'intensité de niveau de gris. Ce sont les modèles actifs d'apparence.

Les Modèles Actifs d'Apparence (en anglais Active Appearance Model ou AAM) (**Cootes, et al., 2001**) sont une généralisation de l'approche ASM, mais utilisent toute l'information contenue dans la région d'image couverte par l'objet cible au lieu de ne la prendre qu'autour des arêtes modélisées. Un AAM contient un modèle statistique de la forme et l'apparence de niveau de gris de l'objet d'intérêt. L'appariement d'une image implique de trouver les paramètres du modèle qui minimisent la différence entre l'image et un modèle synthétique projeté sur l'image. Dans sa phase d'apprentissage, l'AAM apprend par un modèle linéaire la relation entre le déplacement des paramètres et les résidus induits. Pendant la recherche, ces résidus sont mesurés et on utilise le modèle pour corriger les paramètres courants, permettant ainsi un meilleur appariement. Celui-ci est obtenu après seulement quelques itérations même si l'initialisation est loin de la solution.

2.3 Comparatif des méthodes de localisation et de segmentation du ventricule gauche

Le paragraphe qui suit présente une synthèse comparative des méthodes de localisation et de segmentation du ventricule gauche. Dans ce paragraphe sont présentés les résultats des méthodes décrites dans le paragraphe 2.1 concernant la localisation de la structure cardiaque et du ventricule gauche ainsi que quelques applications des méthodes de segmentation citées dans le paragraphe 2.2. Pour une synthèse plus exhaustive, on peut se référer à la revue de Petitjean (**Petitjean, et al., 2011**). Une partie importante des résultats présentés ici sont issus des travaux des équipes ayant participé au Challenge MICCAI en 2009. Ce choix permet de comparer plusieurs méthodes qui ont été appliquées sur la même base de données, en utilisant exactement les mêmes critères d'évaluation et en se référant à la même expertise. D'autres articles sont présentés, notamment ceux qui décrivent des méthodes appliquées à un nombre important de sujets. Cependant la difficulté de comparer la performance de méthodes en l'absence de critères d'évaluation communs et de bases de données communes est évidente.

2.3.1 Comparatif des méthodes de localisation des structures cardiaques

Il faut noter que peu d'articles présentent les résultats concernant la localisation des structures cardiaques en tant qu'étape intermédiaire. Pour quatre des cinq articles recensés, l'évaluation est faite non pas pour la méthode de localisation mais globalement pour les phases de localisation et de segmentation. Le tableau 1 récapitule pour ces articles, la méthode utilisée pour la localisation et la segmentation du ventricule gauche, les critères d'évaluations et le nombre de sujets.

	Nombre de sujets	Méthode pour la localisation	Méthode pour la segmentation	Critères d'évaluation
Lu, et al., 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	<i>A priori</i> : Cœur au centre & Forme du ventricule gauche circulaire Interaction Manuelle : Définition d'un rectangle sur une coupe Seuillage Métrique de circularité	Enveloppe convexe de la plus grande structure suivant la métrique de circularité définie pour la localisation du ventricule gauche	FE, MVG, DPM, DM Evaluation avec une expertise
Huang, et al., 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	<i>A priori</i> : Cœur au centre & Ventricule gauche circulaire Seuillage Croissance de régions	Seuillage Détecteur de Canny	FE, MVG, DPM, DM Evaluation avec une expertise
Jolly, 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	<i>A priori</i> : Ventricule gauche circulaire Transformée de Fourier Image de la 1 ^{ère} harmonique	Seuillages / Histogrammes Analyse par composantes connexes Métrique de circularité	FE, MVG, DPM, DM Evaluation avec une expertise
Lin, et al., 2006	330	<i>A priori</i> : Ventricule gauche circulaire Transformée de Fourier Image de la 1 ^{ère} harmonique	Seuillages / Histogrammes Analyse par composantes connexes	Distance point à point (P2P) Evaluation avec deux expertises
Cocosco, et al., 2004	79	Analyse par composantes connexes Proj. d'Intensité maximale Seuillages	Pas de segmentation	Evaluation visuelle Vérification : si le cœur est entièrement dans la ROI Pas d'expertise

Tableau 1 Synthèse des études utilisant une localisation automatique des structures cardiaques

Lu et collaborateurs (**Lu, et al., 2009**) ont présenté une méthode où la localisation du cœur puis la construction d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche se fait de façon semi-automatique. Leurs résultats montrent que cette méthode de localisation est précise puisque les contours obtenus sont de bonne qualité. La plus grande erreur sur la DPM est inférieure à 3,7 mm pour l'endocarde et 3,26 mm pour l'épicarde. La métrique de Dice est toujours supérieure à 0,84 ce qui indique *a priori* une

bonne similitude entre les contours estimés et l'expertise. En moyenne ils obtiennent pour les paramètres cliniques :

- une FE à $50,37 \pm 23,81$ (méthode) vs $43,9 \pm 19,9$ (expertise)
- une MVG à $141,53 \pm 60,09$ g. (méthode) vs $127,79 \pm 48,77$ (expertise)

Les différences avec l'expertise proviennent essentiellement de la difficulté à segmenter correctement les coupes basales et de la difficulté à séparer le ventricule de l'oreillette.

Cette méthode est robuste mais autorise l'intervention de l'opérateur pour centrer la région d'intérêt autour du cœur lorsque celui-ci ne se situe pas au centre de l'image.

Dans l'article de Huang (**Huang, et al., 2009**), la première évaluation visuelle montre que plus de 73% des contours (endocardiques et épicaudiques confondus) sont jugés de très bonne qualité. En effet les DPM et les métriques de Dice obtenues pour les 30 sujets montrent :

- une DPM de $2,10 \pm 0,44$ mm et une métrique de Dice de $0,89 \pm 0,04$ pour les contours endocardiques;
- une dpm de $1,95 \pm 0,34$ mm et une métrique de Dice de $0,89 \pm 0,04$ pour les contours épicaudiques.

Aucun résultat n'est fourni concernant la fraction d'éjection et la masse myocardique. Les auteurs signalent deux types de difficulté : la présence de l'oreillette sur les coupes basales qui gêne leur méthode de segmentation et l'inhomogénéité du niveau de gris dans le ventricule sur certaines images, due au flux sanguin. Pour y remédier, ils envisagent des méthodes adaptatives permettant d'améliorer la détection du ventricule.

La méthode présentée par Jolly (**Jolly, 2009**) propose une localisation du cœur et du ventricule gauche entièrement automatique. L'erreur moyenne sur la DPM est de 2,25 mm pour les contours endocardiques et est inférieure à 2 mm pour les contours épicaudiques. La méthode estime dans 95% des cas une FE très proche de l'expertise (erreur maximale de 13 % : 58,06% vs 71,68 % dans un cas hypertrophique) mais reste moins précise pour l'estimation de la masse ventriculaire gauche. Le problème principal reste la segmentation des coupes basales.

Dans l'article de Lin (**Lin, et al., 2006**), une base de 330 sujets pathologiques a été segmentée. Deux experts (nommés Expert A et Expert B) ont tracé des contours manuels pour pouvoir comparer leurs tracés à ceux issus de la méthode automatique. L'erreur inter-observateurs est de $3,53 \pm 2,43$ mm et selon les résultats fournis, les erreurs sur la distance entre les contours manuels et ceux de l'algorithme ne dépassent pas deux fois l'erreur inter-observateurs. Enfin, les auteurs ne recensent qu'un seul échec sur les 330 sujets testés.

Dans l'article de Cocosco (**Cocosco, et al., 2004**), la méthode proposée vise uniquement à localiser le cœur et pas à segmenter les ventricules. L'étude a été faite sur 79 acquisitions ciné de coupe petit-axe. Aucune précision sur la pathologie des cas analysés n'est donnée. L'évaluation n'a été que visuelle et dans tous les cas pour toutes les coupes, la ROI englobait la totalité du cœur. Les ROIs ont été jugées adaptées dans tous les cas sauf pour 5 sujets où la ROI a été considérée plus grande que nécessaire.

2.3.2 Performances des méthodes de segmentation du ventricule gauche

Comme le montre le nombre croissant d'études sur la segmentation d'organes de façon automatique, le processus peut bénéficier de l'utilisation d'une forme ou d'un modèle statistique décrivant les niveaux de gris, pour augmenter sa robustesse et sa précision. Ceci s'applique en particulier si la forme ne change pas fondamentalement d'un individu à l'autre, ce qui est généralement le cas pour le cœur et le VG.

Les modèles déformables modifient l'énergie fonctionnelle d'un contour en introduisant un terme qui intègre une information sur le contour anatomique, comme la distance à une forme de référence ou le gradient de l'image. Pour construire le modèle de référence, Paragios (**Paragios, 2002**) propose une méthode variationnelle. Puis un terme relatif au recalage des contours sur cette référence est incorporé dans le critère à minimiser. Une carte de probabilités est calculée à partir des données en ajoutant les images binaires segmentées des deux contours mis à l'échelle. Cette carte de probabilité est intégrée comme un terme multiplicatif dans l'équation d'évolution des « Level Set » (Lynch, et al., 2006) (**Chenoune, et al., 2005**).

Pour répondre à l'aspect temporel du modèle de la segmentation, les approches s'appuyant sur la théorie bayésienne ont été utilisées (**Sun, et al., 2005**). Le processus de segmentation devient alors une recherche du *maximum a posteriori*. Ici, le terme de régularisation est basé sur un *a priori*, soit de forme soit de mouvement, permettant ainsi de suivre le contour du ventricule au fil du temps. Le modèle de mouvement peut être obtenu à partir d'une analyse par composantes principales (**Sun, et al., 2005**) ou d'une transformée de Fourier (**Lin, et al., 2006**) (**Jolly, 2009**).

Les modèles « ASM » et « AAM » appliqués à la segmentation du VG sont présentés de manière indépendante dans l'étude de Mitchell (**Mitchell, et al., 2000**) et dans l'étude de Stegmann (**Stegmann, et al., 2001**), démontrant le potentiel de ces modèles pour la segmentation simultanée de l'endocarde et de l'épicarde. La combinaison de ces deux modèles donne lieu à des modèles hybrides (**Mitchell, et al., 2001**) (**Zambal, et al., 2006**). Dans la première étude (**Mitchell, et al., 2001**), le modèle hybride utilise le fait que l'AAM est mieux adaptée pour une segmentation globale,

mais fournit des segmentations médiocres par coupe quand le contraste entre les structures est mauvais et que l'ASM permet de mieux segmenter les structures localement. La combinaison des modèles AAM et ASM a été utilisée dans une seconde étude (**Zambal, et al., 2006**), pour laquelle la construction du modèle global repose sur la mise en correspondance d'un ensemble de modèles AAM 2D avec un modèle de forme ASM 3D. Les modèles AAM 2D permettent une mise en correspondance des contours sur chaque image, tandis que le modèle de forme 3D offre une correspondance globale. Si la mise en correspondance locale de l'AAM 2D échoue, elle est corrigée par le modèle 3D de manière itérative. L'élément qui freine le choix de telles approches pour la segmentation est la nécessité de construire au préalable une base d'apprentissage.

Le tableau 2 présente, pour les articles retenus, les études de validation réalisées en précisant pour chaque étude le nombre de sujets, la méthode utilisée pour la segmentation du ventricule gauche, les éventuelles interactions avec un opérateur, les critères d'évaluation retenus, l'inclusion ou non des piliers dans la cavité ventriculaire ainsi que la modalité et la résolution spatiale des images.

	Nb de Sujets	Type de Méthode	Interactions Initialisations	Critères d'évaluation Expertise (Oui/Non)	Inclusion des piliers dans la cavité	Modalité & Résolution Spatiale
Lalande et al., 2004	65	Programmation dynamique	Interactions Manuelles	Fraction d'Ejection Expertise (Oui)	Non	IRM 108x256 – 144x256 1,36 à 1,95 mm selon l'apnée du patient
Kaus et al., 2004	121	Modèle Déformable	points d'initialisation et segmentation manuelle de l'épicarde	Calcul de distances de points à une surface	Oui	IRM 256x256 1,25 mm
Lin et al., 2006	330	Transformée de Fourier	points d'initialisation + définition d'une ROI fixe pour toutes les coupes	Calcul de distances Expertise (Oui) -1	Non	IRM 256x208 1,40 mm
Nguyen et al., 2007	6 (+ 5 apprentissage)	GVF-Snake	points d'initialisation	MVG, VTD, VTS, FE, Distance euclidienne Expertise (Oui)-1	Oui	IRM 160x256 1,29 mm
Chenoune et al., 2005	18 (7 sains + 11 avec infarctus)	Level Set	Initialisation : maillage triangulaire sur une coupe médiane définie manuellement	Corrélation entre méthode et expertise ; Extraction de paramètres cliniques et comparaison avec HARP Expertise (Oui)-1	Non	IRM 256x160 1,4 mm
Su Huang et al., 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	Low-level	Possibilité de corriger une ROI autour du cœur	DPM/DM/FE/MVG Expertise (Oui)-1	Oui	IRM 256x256 1,25 mm
El Berbari et al., 2009	69	GVF-Snake	Interactions Manuelles points d'initialisation (2 par coupe)	Recouvrement surfacique ; Calcul de distances Expertise (Oui)-1	Oui	IRM 256x256 0,66 à 1,72 mm
Cousty et al., 2010	18	Morphologie Mathématique Graph Cut	Non	Calcul de distances de points à une surface FE Expertise (Oui)-1	Non	IRM 256x160 0,44 à 0,85 mm
Marak et al., 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	Morphologie Mathématique Graphe Cut	Interactions Manuelles Réglage de contraste Définition d'un point dans la cavité sur un niveau de coupe quelconque	DPM/DM/FE/MVG Expertise (Oui)-1	Oui	IRM 256x256 1,25 mm
Casta et al., 2009	30 sujets de la base MICCAI 24 sujets pathologiques 6 sujets sains	Modèle Déformable Elastique	Interactions Manuelles Définition d'une forme initiale basée sur la géométrie de la cavité	DPM/DM/FE/MVG Volume Ratio = $X_{\text{auto}} / X_{\text{expertise}}$ Expertise (Oui)-1	Oui	IRM 256x256 1,25 mm

Tableau 2 Comparaison d'études utilisant différentes méthodes de segmentation

Dans l'étude de Lalande et collaborateurs (**Lalande, et al., 2004**) qui segmentent le ventricule gauche par application de méthodes de la logique floue sur 65 sujets, la fraction d'éjection est utilisée comme critère d'évaluation. Deux types d'expertises sont utilisés, un tracé d'expert sur les images d'IRM et la FE issue d'un examen de scintigraphie myocardique. Les résultats sont comparés suivant une régression linéaire. Une première comparaison faite entre les valeurs de la FE issues de l'algorithme automatique et celles issues de l'examen de scintigraphie myocardique montrent une bonne corrélation ($y=1,03x+0,048$; $r=0,88$) entre les deux approches. Cette corrélation est meilleure en comparant la FE obtenue par le tracé d'expert en IRM ($y=0,87x+0,0185$; $r=0,95$). Les résultats sont néanmoins encourageants pour une exploitation de l'algorithme en routine clinique.

L'étude de Kaus (**Kaus, et al., 2004**) porte sur la segmentation automatisée de l'endocarde du ventricule gauche, l'épicarde étant tracé manuellement, et donne l'évaluation de ces résultats. La méthode utilise un contour actif avec des *a priori* sur les niveaux de gris et la forme du ventricule gauche. Les erreurs sont évaluées par la distance d'un point à une surface. En diastole, ces erreurs valent $2,28\pm 0,93$ mm pour l'endocarde et $2,62\pm 0,75$ mm pour l'épicarde. En systole, ces erreurs sont de $2,76\pm 1,02$ mm pour l'endocarde et $2,92\pm 1,38$ mm pour l'épicarde.

L'étude de Lin (**Lin, et al., 2006**) qui utilise la transformée de Fourier pour localiser la cavité gauche contient deux expertises. Des calculs d'erreurs suivant l'orientation des coupes et des calculs de distance point à point entre les résultats de l'algorithme et les deux expertises sont utilisées pour l'évaluation. Les résultats sur l'orientation donnent un écart de $10,56\pm 5,67^\circ$ vs Expertise 1 - $10,44\pm 5,50^\circ$ vs Expertise 2. Les distances entre les contours sont données pour les différents niveaux de coupe et valent :

- pour les coupes apicales, $0,8\pm 3,0$ mm vs Expertise 1 - $0,5\pm 2,9$ mm vs Expertise 2 ;
- pour les coupes médianes, $1,2\pm 2,6$ mm vs Expertise 1 - $0,7\pm 2,4$ mm vs Expertise 2 ;
- pour les coupes basales, $1,6\pm 4,3$ mm vs Expertise 1 - $0,9\pm 3,9$ mm vs Expertise 2.

Les travaux de Nguyen (**Nguyen, et al., 2007**) comparent différentes forces externes appliquées au modèle de contour actif. En particulier, le modèle classique (**Kass, et al., 1988**) est comparé au GVF-Snake. Une mesure d'erreur régionale est utilisée, en prenant le découpage classique du ventricule gauche en 16 segments, pour comparer les méthodes entre elles. La moyenne des différences sur les paramètres cliniques (FE, MVG, VTD et VTS) est donnée, permettant la comparaison de la méthode de segmentation du GVF-Snake et de l'expertise :

- $16,98\pm 13,8$ % (FE)
- $36,02\pm 41,07$ g (MVG)

- 33,28±26,3 mL (VTS)
- 27,00±15,61 mL (VTD)

De plus, une distance moyenne est utilisée pour comparer les deux modèles entre eux. Cette distance varie de 1,7 à 10,32 mm pour l'endocarde et de 2,9 à 13 mm pour l'épicarde. Une surestimation du volume ventriculaire et une sous-estimation de la fraction d'éjection sont observées.

Dans l'étude de Chenoune et collaborateurs (**Chenoune, et al., 2005**), les « Level Set » sont utilisés pour segmenter la cavité gauche du cœur dans le but d'évaluer la déformation du myocarde suite à un infarctus du myocarde. Un maillage triangulaire est défini manuellement sur une coupe médiane et sert d'initialisation au « level set ». Les coupes sont ensuite segmentées et un alignement spatial des contours sur chaque coupe suivant le grand axe du cœur est fait afin de pouvoir évaluer la déformation du myocarde. Le volume résultant de la segmentation est un maillage 3D qui peut être utilisé pour extraire des paramètres cliniques. Pour l'évaluation, le ventricule gauche est découpé en six segments et la déformation estimée à partir de la segmentation aux différentes phases du cycle cardiaque est comparée à une mesure manuelle et aux mesures fournies par la méthode HARP (« Harmonic phase magnetic resonance imaging ») qui permet d'estimer directement le déplacement du ventricule gauche (**Osman, et al., 2000**) pour chaque segment. L'étude est menée sur sept sujets sains et onze sujets ayant subi un infarctus trois jours avant l'acquisition des images. Une bonne corrélation est trouvée entre la méthode s'appuyant sur les contours fournis par l'algorithme et l'expertise manuelle. Le graphe de Bland-Altman entre les mesures de HARP et celles extraites par l'algorithme de segmentation montre qu'elles sont équivalentes.

L'étude de El-Berbari (**El-Berbari, et al., 2009**) évalue la segmentation du ventricule gauche avec un algorithme de GVF-Snake combiné à un filtrage morphologique qui homogénéise l'intérieur des cavités et facilite l'expansion du contour actif. L'évaluation est faite par la régression linéaire de la surface estimée sur chaque coupe vis-à-vis de la surface déterminée par le tracé d'un d'expert et par un indice de recouvrement surfacique. Pour les surfaces endocardiques, la droite de régression est $y=0,99x + 6,76$; $r=0,98$ et le recouvrement surfacique de $90,85\pm 4,5$ %. Pour les surfaces épicaudiques, la droite de régression est: $y=0,99x + 122,61$; $r= 0,95$ et le recouvrement surfacique de $87,40\pm 7,00$ %.

Dans l'étude de Cousty (**Cousty, et al., 2010**), une segmentation de la cavité gauche est réalisée par des méthodes avancées de morphologie mathématique sur des images 4D et évaluée en fonction de deux expertises faites en diastole et en systole pour l'endocarde et l'épicarde. Les erreurs sont exprimées par les distances d'un point à une surface. En diastole, ces erreurs sont de $1,48\pm 0,34$ mm

vs expert 1 et $1,59 \pm 0,44$ mm vs expert 2 pour l'endocarde ; $1,81 \pm 0,26$ mm vs expert 1 et $1,43 \pm 0,24$ mm vs expert 2 pour l'épicarde. En systole, ces erreurs sont de $1,44 \pm 0,38$ mm vs expert 1 et $1,22 \pm 0,24$ mm pour l'endocarde ; $1,57 \pm 0,24$ mm vs expert 1 et $1,42 \pm 0,19$ mm vs expert 2 pour l'épicarde.

Il faut noter que la résolution spatiale des IRM analysées dans cette étude est très élevée comparée aux images analysées dans les études précédemment citées (taille d'un pixel comprise entre 0,4 et 0,8 mm alors qu'elles sont en général supérieures à 1,25 mm pour les autres études).

Il est à noter que la plupart des études recensées nécessitent pour leur mise en œuvre des interactions de la part des opérateurs.

2.4 Conclusion

Dans cette partie j'ai présenté un bref état de l'art sur la localisation du cœur et la segmentation du ventricule gauche en IRM cardiaque. Une synthèse des différents concepts sous-jacents à ces méthodes a été dressée afin de faciliter leur comparaison. Peu d'études portent sur la localisation automatique des structures cardiaques et son évaluation. Certes, avoir une localisation avec une ou des interactions manuelles rend la suite de la chaîne de traitement robuste puisqu'avec un utilisateur expérimenté la qualité de la localisation sera bonne voire très bonne. Cependant avec le nombre de méthodes existantes aujourd'hui il est intéressant de voir si cette étape manuelle peut être remplacée afin qu'elle devienne moins chronophage. La combinaison d'un critère de connexité dans les images avec un critère d'homogénéité (puisque les cavités cardiaques sont homogènes) semble une idée intéressante à tester pour une localisation entièrement automatisée. De plus il est intéressant d'étudier le comportement de la segmentation vis-à-vis de la localisation pour étudier le lien entre la qualité de la segmentation et la localisation du ventricule gauche.

Concernant le choix de la méthode de segmentation, les premières approches et celles de moyen niveau, bien que simples à mettre en œuvre et rapides en termes de temps de calcul, ne sont pas assez robustes à elles seules pour pouvoir segmenter des images cardiaques au niveau apical, par exemple, où le contraste est très faible entre les ventricules et les autres structures. L'inclusion d'*a priori* physiologiques (atlas de formes, modélisation du battement cardiaque, connexité) à travers la modélisation mathématique peut permettre d'améliorer la segmentation et de la rendre plus robuste : cette idée constituera le fil conducteur de mon travail. De plus, la méthode développée par R. El Berbari (**El-Berbari, 2009**) dans le cadre de sa thèse préparée au Laboratoire d'imagerie Fonctionnelle, et qui repose sur les modèles déformables combinés à un filtrage morphologique, s'est avérée performante pour inclure les piliers dans la cavité ventriculaire et gérer les

inhomogénéités de niveau de gris dans la cavité. C'est la raison pour laquelle je me suis appuyé sur cette méthode comme point de départ pour mon travail.

CHAPITRE 3 : Méthode pour la localisation et la segmentation du ventricule gauche

L'étude réalisée dans le chapitre précédent m'a conduit à choisir les modèles déformables pour la segmentation du ventricule gauche. Le problème général est d'une part de segmenter une forme régulière quasi-circulaire, et d'autre part de mettre en place une méthode simple et facile à utiliser dans le cadre d'une application clinique. Ces modèles répondent bien à ces deux facteurs.

Ce chapitre présente les approches mises en œuvre pour localiser puis segmenter les structures cardiaques de manière semi-automatique et automatique. La contribution principale se situe dans l'approche entièrement automatique (**Constantinides, et al., 2012**) que je propose afin d'éviter des interactions chronophages avec l'utilisateur. Les données sur lesquelles j'ai mis en œuvre ces approches sont des séquences d'images IRM volumiques 3D+t thoraciques, le temps correspondant au découpage du cycle cardiaque en une vingtaine de phases. Sur ces images d'orientation petit-axe, il est très difficile d'extraire les structures cardiaques par des méthodes de segmentation automatiques, sans connaissance *a priori*. Il m'a donc paru nécessaire de procéder dans un premier temps à une localisation du cœur, en exploitant le fait que le cœur est un organe animé d'un mouvement périodique (le cycle cardiaque). Une fois le cœur grossièrement localisé grâce à cet *a priori*, il convient de définir une région d'intérêt la plus resserrée possible autour des ventricules. Compte tenu des caractéristiques du ventricule gauche en vue petit-axe, l'hypothèse de pseudo-circularité a pu être posée comme *a priori*. Une fois la région d'intérêt définie autour du ventricule gauche, le contraste entre le muscle cardiaque et les cavités a été exploité pour segmenter le contour endocardique et épicaudique du ventricule gauche, en combinant une approche région (un filtrage morphologique) et une approche contour (un modèle déformable). De plus, en utilisant le contour endocardique du ventricule gauche en télé-diastole, les contours des piliers ont également été segmentés en utilisant un algorithme de k-moyennes. La figure 11 résume la chaîne de traitement développée.

L'analyse PAMM (« Parametric Analysis of Main Motion ») correspond à la partie entièrement automatisée de la localisation de la région cardiaque. L'utilisation de la transformée de Hough et de la classification par k-moyennes correspond à l'étape de localisation du ventricule gauche. Enfin, l'utilisation des filtres morphologiques et des contours déformables correspond à la segmentation du ventricule gauche à proprement parler.

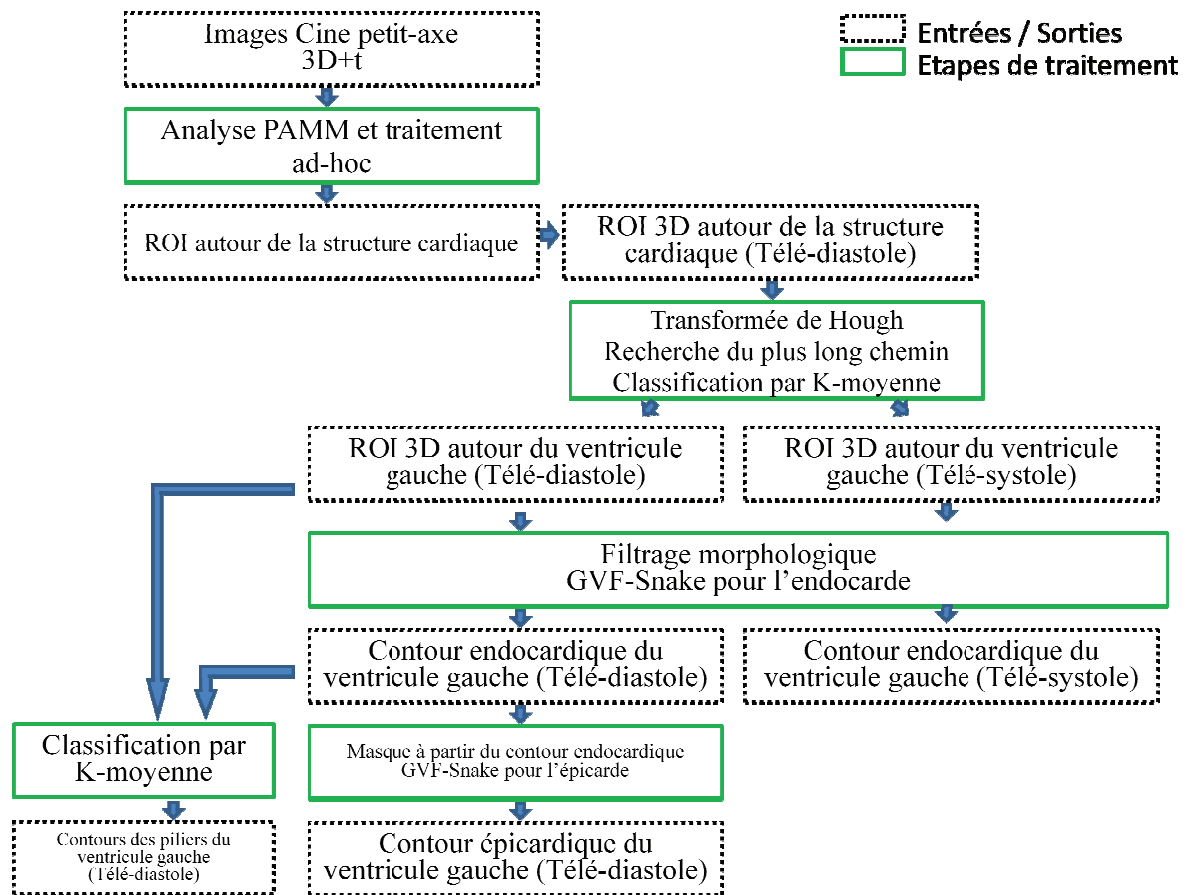


Figure 11 Chaîne de traitement

Les étapes de la chaîne de traitement, de la localisation entièrement automatisée du cœur jusqu'à la segmentation des contours et des piliers (Constantinides, et al., 2012).

3.1 Localisation du cœur et définition d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche

De nombreuses études portant sur la segmentation du cœur à partir d'images thoraciques ont montré qu'il est préférable d'extraire les contours des structures cardiaques en se focalisant sur une région autour du cœur plutôt qu'en opérant sur l'ensemble du champ de vue (Chenoune, et al., 2011) (Cocosco, et al., 2004) (Jolly, 2009) (Lu, et al., 2009). En effet, les images thoraciques incluent de nombreuses structures comme les poumons, le foie, etc. dont les niveaux de gris, la texture, et les paramètres de forme se confondent avec les caractéristiques des cavités cardiaques ou du muscle myocardique.

Dans cette partie, je présente trois méthodes permettant de localiser les structures cardiaques, avec des niveaux d'automatisation croissants : une méthode manuelle, une méthode semi-automatique permettant de réduire les interactions de l'utilisateur grâce à l'exploitation d'une hypothèse de

continuité entre les coupes, et une méthode entièrement automatisée exploitant à la fois les caractéristiques dynamiques du cœur (et notamment la périodicité de son mouvement) et la continuité spatiale entre les coupes petit-axe.

3.1.1 Définition d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche par l'utilisateur

Selon la qualité des images, selon l'utilisation qui sera faite des résultats de la segmentation, selon le temps dont dispose l'utilisateur, selon le taux d'échec jugé acceptable, une définition de la région d'intérêt (ROI) avec interactions manuelles peut être préférable à une définition semi- ou entièrement automatique. En effet, une définition manuelle de la ROI demande un peu plus de temps à l'utilisateur et exige de sa part une certaine expérience de la lecture d'images IRM cardiaques volumiques, mais d'un autre côté la ROI est alors ajustée ce qui peut faciliter largement l'étape ultérieure de segmentation.

Dans les travaux de thèse de El-Berbari (**El-Berbari, 2009**), la ROI était définie par l'utilisateur en cliquant deux points, l'un au centre de la cavité du ventricule gauche (P_0) et l'autre au point d'insertion du ventricule droit (P_1). La ROI carrée centrée autour de P_0 était alors construite en prenant comme longueur 2,5 fois la distance entre les points P_0 et P_1 . Ceci donnait parfois comme résultat une ROI de taille trop importante. Pour éviter cela, j'ai préféré demander à l'utilisateur de définir sur chaque coupe un rectangle englobant le ventricule à segmenter et dont la longueur et la largeur sont alignées sur la grille d'échantillonnage de la coupe. Deux points par coupe sont suffisants pour délimiter ce rectangle et le nombre d'interactions est identique à celui proposé par (**El-Berbari, 2009**) mais la définition de ces points est plus facile à gérer. La Figure 12 montre les deux points choisis par l'utilisateur sur une coupe et la ROI rectangulaire résultante. Le centre de la ROI est défini comme étant le point P_0 au centre du ventricule gauche. Dès que l'utilisateur est suffisamment expérimenté, cette méthode permet de garantir une bonne segmentation y compris sur les coupes les plus difficiles à segmenter (les coupes basales et apicales notamment). Cependant, cette méthode est chronophage et peu ergonomique car elle nécessite la saisie de deux points par coupe, soit une vingtaine de points pour chaque patient.

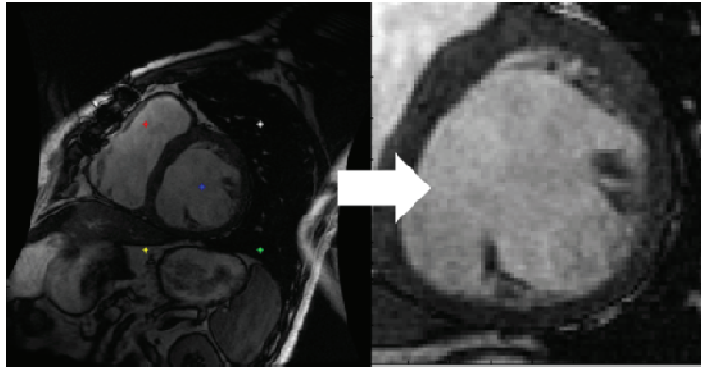


Figure 12 Définition d'une ROI rectangulaire manuellement

A gauche, sur une coupe de l'image, les points définis par l'utilisateur (en rouge et vert), les 2 autres extrémités de la ROI (en jaune) et le centre de la ROI (P_0 , en bleu). A droite, la ROI résultante.

Dans l'optique d'une segmentation automatique d'une base de données, cette méthode devient inopérante car si l'utilisateur doit segmenter N patients chacun ayant P coupes alors il faut répéter cette étape $N \times P$ fois, l'utilisateur devant définir $2 \times N \times P$ points.

3.1.2 Définition simplifiée d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche

La méthode proposée ici, tout en demandant une certaine expertise de la part de l'utilisateur, introduit un *a priori* afin de réduire le nombre de points saisis. L'idée mise en œuvre repose sur l'exploitation de la continuité spatiale entre les coupes petit-axe. Cette hypothèse consiste à considérer le cœur comme un cylindre dont l'axe est une droite orthogonale au plan des coupes petit-axe. Ainsi, l'utilisateur saisit deux points sur une coupe médiane définissant une ROI rectangulaire comme celle décrite au paragraphe précédent, qui est ensuite propagée sur l'ensemble des coupes. Cette version de la construction de ROI a été utilisée pour l'épreuve « online » du Challenge MICCAI. L'objectif a été de réduire le plus possible le nombre d'interactions de l'utilisateur. En effet, ce critère devait être évalué également lors du Challenge.

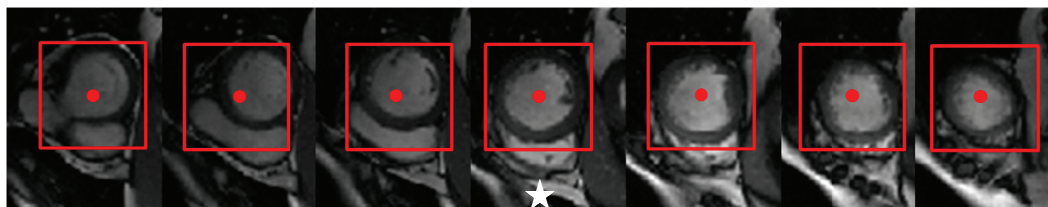


Figure 13 Propagation des centres de la ROI pour le ventricule gauche

La ROI définie sur la coupe médiane (astérisque blanc) est propagée sur l'ensemble des coupes

Sans *a priori* quelconque sur la position de la cavité ventriculaire gauche, cette méthode peut donner des segmentations médiocres aux niveaux apical et basal. La probabilité que le point rouge (correspondant au point P_0) ne soit pas au centre de la cavité est grande à ces niveaux là puisque la surface des cavités varie nettement par rapport à la coupe médiane, comme on peut le voir sur la figure 13. Ainsi, la cavité peut être tronquée au niveau des coupes basales, tandis qu'au niveau des coupes apicales on risque d'avoir des ROI surdimensionnées. Ainsi, la qualité de la ROI obtenue est moindre par rapport à la méthode précédente et les répercussions de cette approximation trop simpliste sont exposées au chapitre 4 (§4.1.2). En conclusion, pour ne pas dégrader la qualité des résultats obtenus avec une ROI automatique, il faut retenir une méthode faisant appel à des *a priori* sur les niveaux de gris et la continuité du volume cardiaque.

3.1.3 Définition automatique des régions d'intérêt

Cette étape s'intéresse à l'ajout d'information *a priori* pertinente pour rendre la détection automatique plus robuste. Le mouvement du cœur, la quasi-circularité du ventricule gauche sur les coupes petit-axe et la continuité spatiale d'une coupe à l'autre ont été exploitées afin de définir une première ROI autour du cœur, puis une seconde ROI autour du ventricule gauche. La figure 14 montre la chaîne de traitement proposée pour la définition de ces deux ROI.

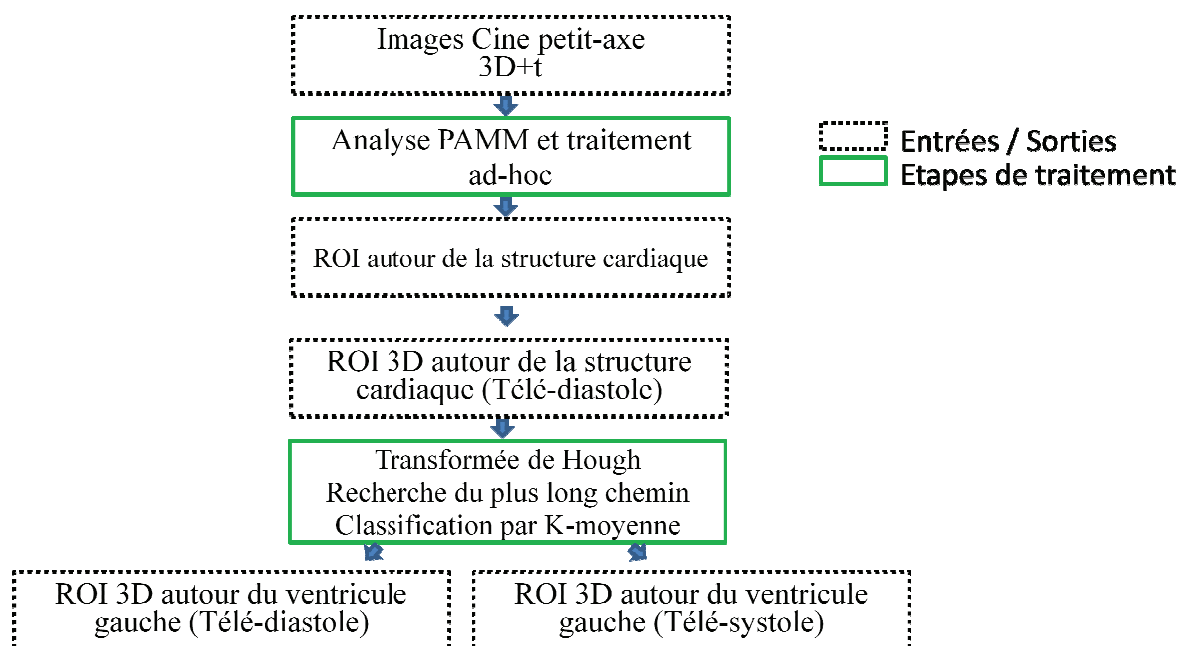


Figure 14 Chaîne de traitement pour la localisation entièrement automatique du cœur et du VG

3.1.3.1 Localisation du cœur

La figure 15 détaille la chaîne de traitement pour la localisation entièrement automatisée du cœur.

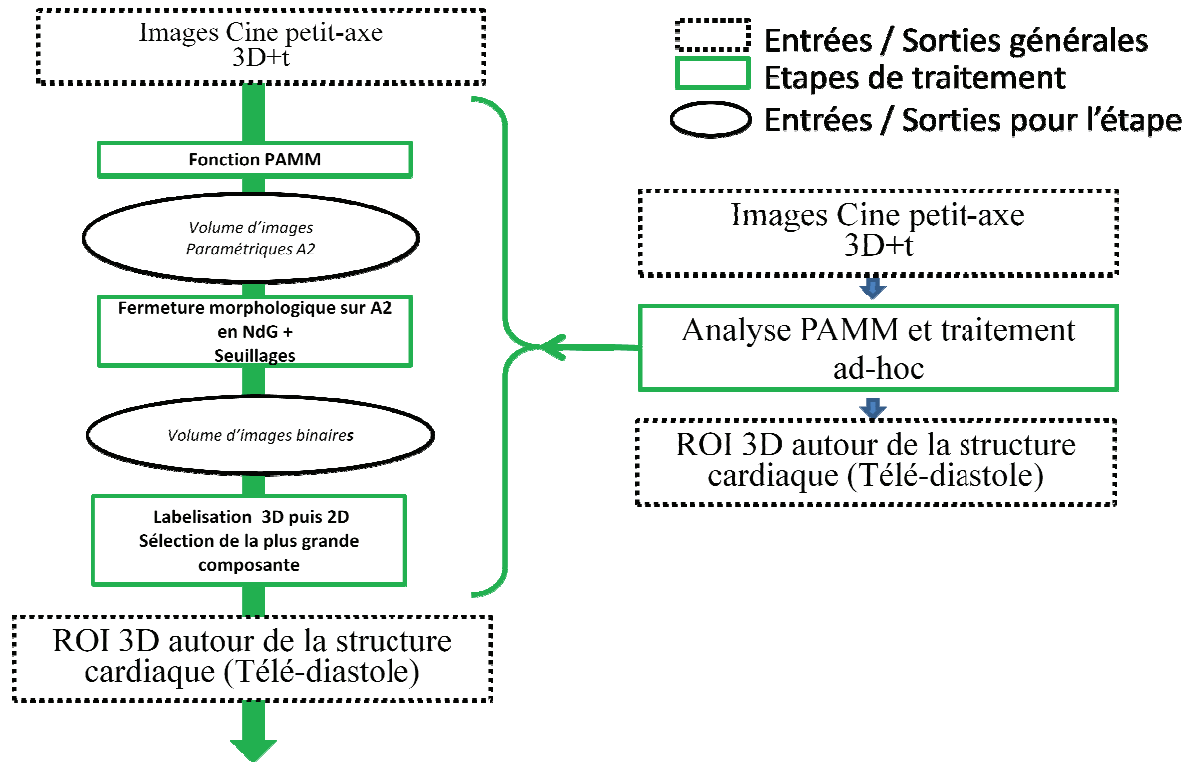


Figure 15 Chaîne de traitement pour la localisation entièrement automatique du cœur
(Constantinides, et al., 2012)

Une localisation grossière du cœur a été obtenue en exploitant la périodicité du mouvement cardiaque sur les séquences d'images « ciné » en considérant que la première image de la séquence est acquise juste après le complexe QRS dans l'ECG. Ce mouvement se traduit au niveau des pixels de la structure cardiaque par une variation du niveau de gris dans le temps. En effet, au cours du cycle cardiaque, un pixel situé au bord de la cavité ventriculaire pendant la phase de diastole (pixel *P_in* sur la figure 16), donc avec un niveau de gris élevé, verra son niveau de gris passer à des valeurs nettement plus faibles en phase de systole, période pendant laquelle ce même pixel sera situé dans le muscle myocardique, en raison du déplacement des parois. Par contre, un pixel situé en dehors du cœur (pixel *P_out* sur la figure 16), a une variation de niveau de gris quasiment nulle au cours du cycle cardiaque.

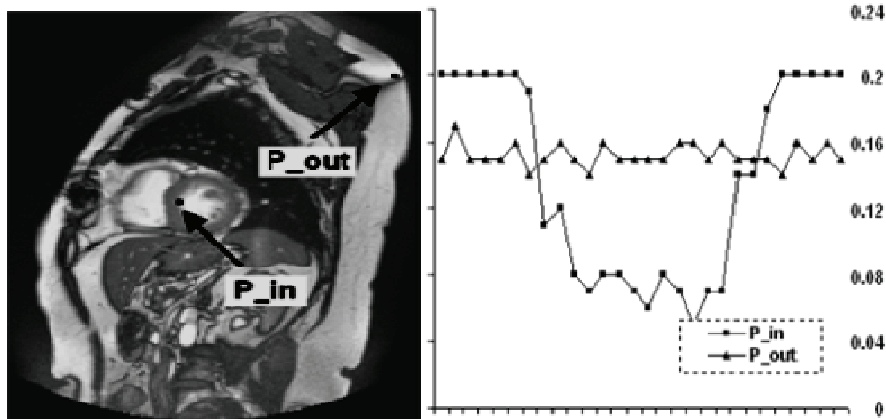


Figure 16 Méthode de localisation du cœur

*Evolution du NdG au cours du cycle cardiaque de deux pixels, un à l'intérieur (P_in) de la cavité cardiaque et l'autre à l'extérieur (P_out) sur une image en télé-diastole.
La variation de NdG au cours du cycle cardiaque (à droite) est plus prononcée pour P_in que pour P_out.*

J'ai proposé de modéliser la variation de niveau de gris par une fonction porte suivant l'approche PAMM développée au LIF il y a quelques années (**Ruiz Dominguez C., 2005**). Pour un voxel de coordonnées (x,y,z) , d'intensité $p(x,y,z,t)$, à la phase t du cycle cardiaque, le modèle est construit comme suit :

$$p(x, y, z, t) = A_1(x, y, z) - A_2(x, y, z) \cdot f(t) + e_p(x, y, z, t)$$

$$\text{avec } f(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [T_1(x, y, z), T_2(x, y, z)] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$f(t)$ étant la fonction porte et $e_p(x,y,z,t)$ l'erreur résiduelle sur chaque voxel à l'instant t . Le principe de PAMM consiste à estimer les images A_1 , A_2 , T_1 et T_2 qui minimisent l'erreur e_p . L'image A_1 correspond au niveau moyen d'intensité au cours du cycle cardiaque. L'image A_2 correspond à l'amplitude des sauts d'intensité en chaque voxel. L'image T_1 contient les valeurs des instants des fronts montants de $p(x,y,z,t)$ et l'image T_2 contient les valeurs des instants des fronts descendants. La figure 17 illustre ces images paramétriques.

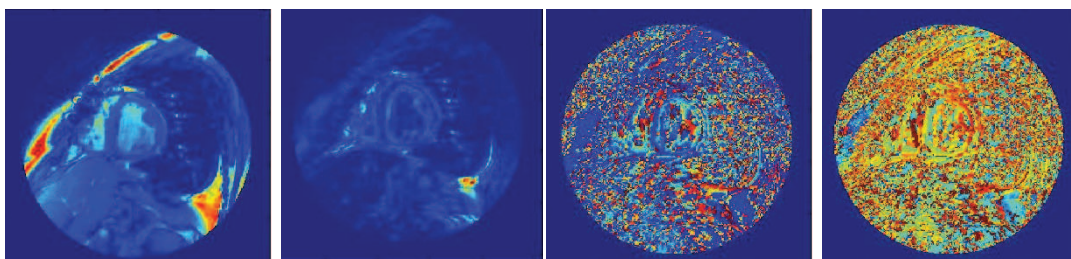


Figure 17 Images paramétriques estimées par l'algorithme PAMM
De gauche à droite : Images paramétriques A1, A2, T1 et T2 (sur une coupe)

Il faut noter que les images T_1 et T_2 sont interprétables uniquement dans les zones où A_2 présente les valeurs les plus élevées. La figure 18b illustre la modélisation de la fonction porte pour le pixel

représenté en rouge sur la figure 18a. Le modèle fait donc l'hypothèse que, pour les pixels de la cavité cardiaque, typiquement deux valeurs de niveau de gris sont observées, l'une correspondant à la phase de contraction et l'autre correspondant à la phase de relaxation.

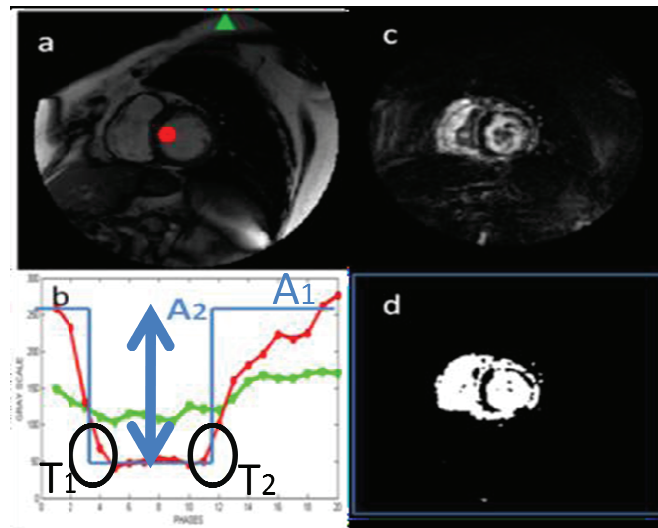


Figure 18 Utilisation de l'algorithme PAMM pour la localisation du cœur

Deux pixels, un situé dans la cavité cardiaque (en rouge) et l'autre à l'extérieur (en vert) (18a).

Variation du NdG de deux pixels le long du cycle cardiaque. Modélisation par la fonction porte (en bleu) de la variation du NdG du pixel représenté en rouge et estimation des quatre paramètres A1, A2, T1 et T2 (18b).

Image paramétrique A2 indiquant la variation du NdG au cours du cycle cardiaque (18c).

Image paramétrique A2 seuillée donnant une première localisation de la région cardiaque (18d).

Comme il a été vu au chapitre 2, (§2.1), d'autres groupes se sont intéressés à la localisation des structures cardiaques en exploitant le mouvement du cœur mais en modélisant la variation d'intensité d'un pixel par une sinusoïde (Jolly, 2008), (Lin, et al., 2006). Ils proposent de quantifier le mouvement en chaque pixel, en mesurant l'amplitude de la première harmonique de la transformée de Fourier de la courbe d'évolution du niveau de gris au cours du cycle cardiaque. En isolant les pixels pour lesquels ce coefficient a une valeur élevée, l'image résultante contient uniquement les pixels représentant la structure cardiaque. Le modèle sinusoïdal suppose que la variation de niveau de gris des pixels situés dans la région cardiaque est régulière et sans discontinuités. Or, le passage d'un niveau de gris faible à un niveau de gris élevé est quasiment instantané. Il a été vérifié que la fonction porte traduisait mieux l'évolution du niveau de gris au cours du cycle cardiaque que le modèle sinusoïdal (Ruiz Dominguez C., 2005), ce modèle de fonction porte minimisant l'erreur quadratique résultante. C'est la raison pour laquelle j'ai retenu le modèle PAMM.

Pour localiser la structure cardiaque, j'ai simplement supposé que le cœur est la zone de l'image où le mouvement est le plus important et que c'est un objet tridimensionnel connexe. L'idée est de réaliser un étiquetage en composantes connexes à partir de l'image paramétrique A2 seuillée (Fig. 19d). Tout d'abord une fermeture morphologique est effectuée sur l'image A2 en niveau de gris car

la structure cardiaque sur l'image A2 est parfois séparée en deux régions distinctes (correspondant au ventricule gauche et au ventricule droit). Cette fermeture coupe par coupe permet de les réunir et évite la détection d'un seul ventricule. Ensuite, deux seuillages sont effectués. Le premier élimine tout les pixels ayant une amplitude inférieure à 10% de l'intensité maximale de l'image A2 suivant la proposition faite par Jolly (**Jolly, 2008**) et le deuxième permet de binariser l'image A2 avec un seuil égal à trois fois l'intensité moyenne de cette même image. Ensuite, une labellisation 3D permet d'extraire la composante connexe la plus grande sur l'ensemble du volume binarisé. Sur cette composante connexe, une seconde labellisation est faite coupe par coupe (labellisation 2D) ce qui permet d'affiner la détection de la structure cardiaque. La plus grande composante connexe par coupe est conservée et les dimensions de l'objet tridimensionnel résultant permettent de déduire une ROI tridimensionnelle parallélépipédique autour de la structure cardiaque. La figure 19 récapitule les étapes de la détection automatique de la structure cardiaque.

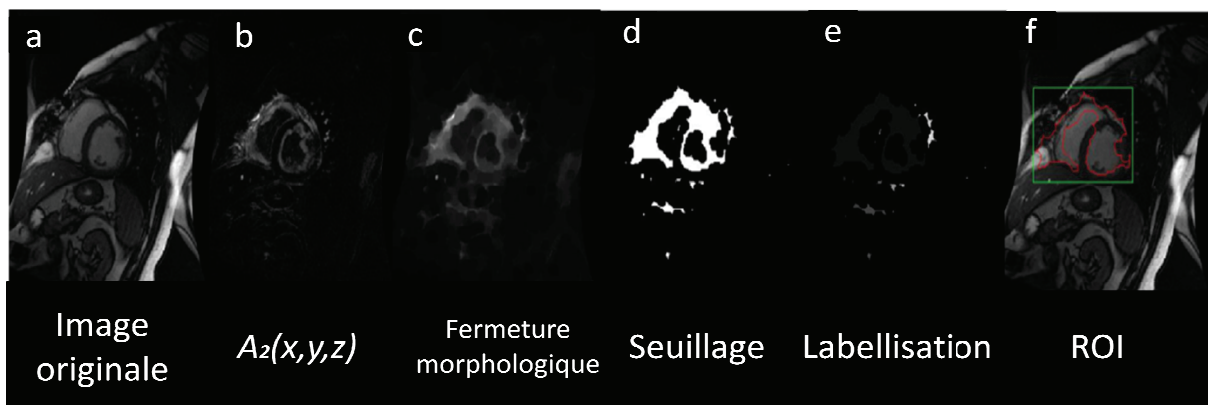


Figure 19 Etapes pour aboutir à une première ROI (en vert) autour du cœur.
L'image d'origine est l'image de télé-diastole.

Les étapes qui permettent de localiser le cœur exploitent surtout les propriétés physiologiques et physiques du cœur (battement périodique, continuité spatiale suivant les coupes). Pour localiser le ventricule gauche, d'autres propriétés telles que sa forme et l'homogénéité du NdG à l'intérieur des cavités sont exploitées.

3.1.3.2 Première localisation du ventricule gauche

Une fois le cœur localisé, il convient de construire une seconde région d'intérêt autour de la structure d'intérêt, en l'occurrence le ventricule gauche. Cette étape est nécessaire car la première ROI autour du cœur contient les deux cavités ventriculaires et éventuellement d'autres structures connexes. Ce surdimensionnement de cette première ROI peut nuire à l'étape de segmentation

automatique du VG par contours actifs. Etant donné que le VG a une forme circulaire sur les coupes petit-axe, la transformée de Hough adaptée aux formes circulaires a été utilisée pour sa détection. La figure 20 détaille la chaîne de traitement pour la définition d'une ROI autour du ventricule gauche.

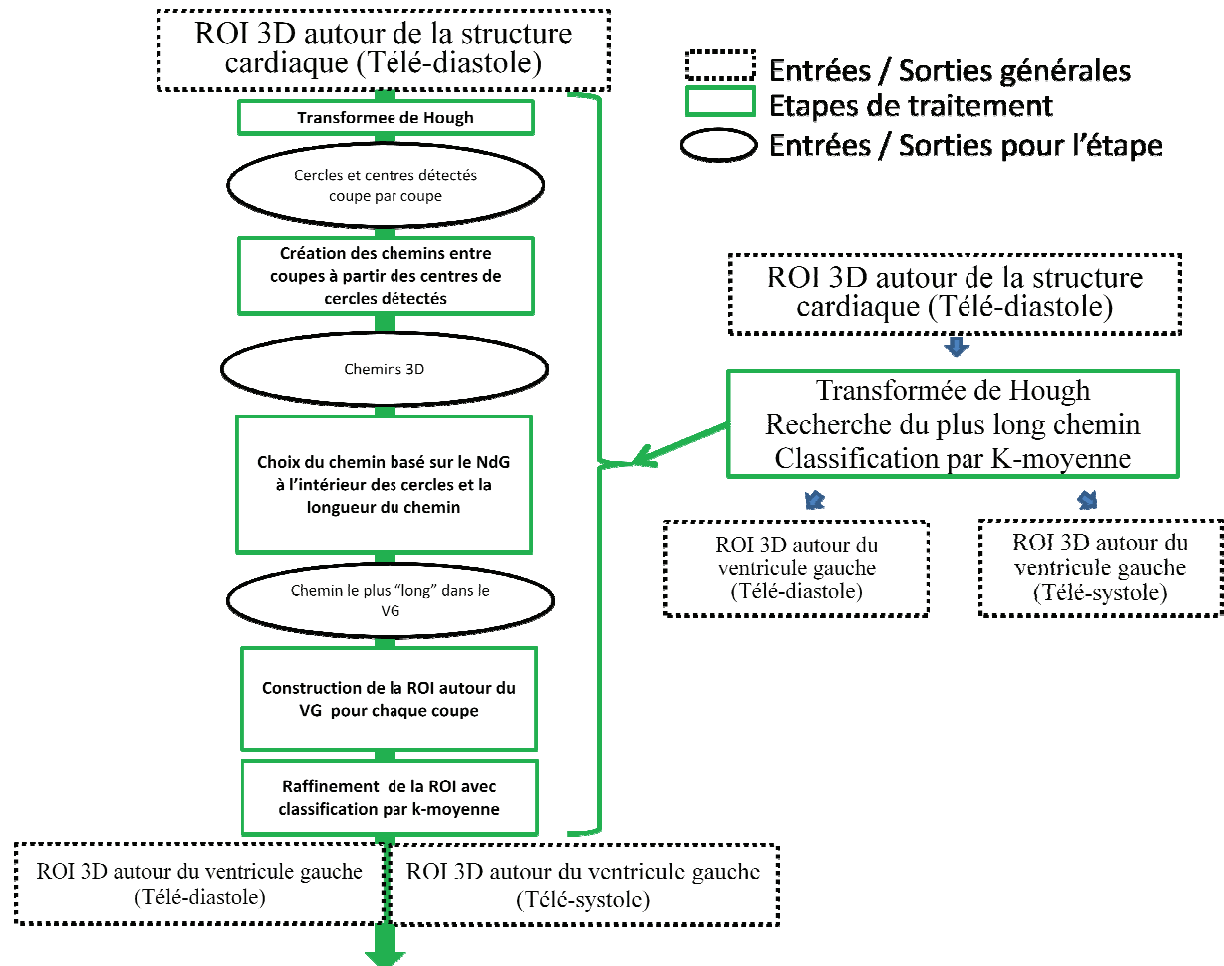


Figure 20 Chaîne de traitement pour la définition d'une ROI autour du VG

Dans un premier temps je rappelle le principe de cette transformée dans le cas le plus simple qui est la détection de droites dans une image. Ensuite je présente son extension pour la détection de formes circulaires qui est utilisée pour la création de la ROI autour du VG.

La transformée de Hough est une méthode d'extraction de formes utilisée en traitement d'images. Le but de cette technique est de trouver des objets – donc un ensemble de pixels – dans une certaine classe de formes (ligne, cercle, rectangle, etc...) par une procédure de vote. Cet ensemble de pixels sur lesquels est appliquée cette procédure est un ensemble de points caractéristiques de l'image (ex : contours des objets dans l'image) et peut être construit en utilisant divers outils de traitement d'images tels la morphologie mathématique ou les filtres de détection des contours. Cette procédure de vote est effectuée dans un espace dit « espace des paramètres » ou accumulateur. Pour chaque pixel sélectionné, on estime les caractéristiques des objets auxquels ce pixel peut appartenir, et on

incrémente de « un » les points associés à cet objet dans l'accumulateur. Le processus de vote permet par la suite de retenir les objets pour lesquels un maximum local est observé dans l'accumulateur.

Le cas le plus simple de cette transformée est la détection de lignes droites. Dans le plan de l'image, une ligne droite peut être décrite par l'équation $y = mx + b$. Pour chaque pixel $P_i(x_i, y_i)$ sélectionné comme point caractéristique, la tangente au gradient de l'image est extraite et les caractéristiques de cette droite, à savoir le paramètre de pente m et l'ordonnée à l'origine b , sont estimées. Les valeurs correspondantes dans l'accumulateur (espace décrit par les paramètres m et b), sont incrémentées. Dans ce tableau, on cherche ensuite les couples (m, b) les plus probables. Cependant, cette approche échoue pour la détection des lignes verticales, qui ont une pente de valeur infinie. Pour y remédier, une représentation paramétrique différente est utilisée, notée (r, ϑ) . Le paramètre r représente la distance entre la ligne et l'origine, tandis que ϑ est l'angle entre ce point et l'axe des abscisses comme on peut le voir sur la figure 21.

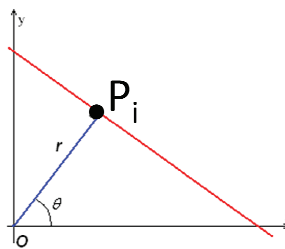


Figure 21 Passage du couple (m, b) au couple (r, ϑ)

Ainsi l'équation $y = mx + b$ devient alors $r = x \cos(\vartheta) + y \sin(\vartheta)$. Il est donc possible d'associer à chaque ligne de l'image un couple (r, ϑ) au lieu de (b, m) avec $r \geq 0$ et $\vartheta \in [0, 2\pi]$.

Une transformation similaire peut être utilisée pour trouver une autre forme paramétrique. La transformée de Hough a été étendue à l'identification des formes paramétriques arbitraires par D. H. Ballard (Ballard, 1981). En particulier, l'application de la transformée de Hough à la détection des cercles utilise le paramétrage classique d'un cercle par les coordonnées de son centre (x_0, y_0) et son rayon r $\{x_0, y_0, r\}$, selon l'équation :

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2$$

L'accumulateur contient alors trois paramètres : les coordonnées x_0 et y_0 du centre et le rayon r . L'adaptation pour détecter les formes circulaires dans le cas du VG se décompose en plusieurs étapes, suivant la démarche proposée par Borovicka (Borovicka, 2003). Tout d'abord les points caractéristiques de l'image sont extraits. Dans un premier temps, les images sont lissées en utilisant

un filtre gaussien afin de réduire le bruit. Ensuite un filtre de Sobel renforcé avec un filtre de détection de contours du second ordre est utilisé pour les détections des contours dans l'image. En chaque point du contour extrait, la normale au contour est calculée à partir de l'orientation des gradients. Les points situés sur la normale à une distance « acceptable » du point de contour sont retenus comme centres de cercle potentiels. En effet, si plusieurs points appartiennent au même cercle, alors les normales au contour se croisent au centre de ce cercle, créant ainsi un point d'accumulation dans l'espace des paramètres. Pour la détection des cercles autour du ventricule gauche, il a fallu définir un intervalle acceptable de rayons de cercle. En prenant en compte les dimensions de la cavité gauche, un rayon minimal de 6 mm et un rayon maximal de 22 mm ont été définis. Converti en pixels, cet intervalle définit les valeurs minimale et maximale (r_{min} et r_{max}) que peut avoir un rayon. La figure 22 montre, à gauche, une image d'accumulation sur les centres de cercles possibles, résultant de l'application de la transformée de Hough circulaire sur l'image située à droite.

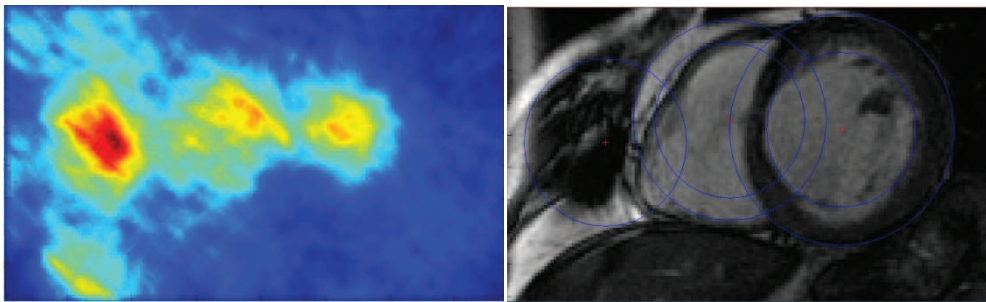


Figure 22 A gauche : Image d'accumulation correspondant aux centres de cercle potentiels calculée à partir de l'image de droite. A droite : centres et cercles détectés après recherche des maxima locaux dans l'accumulateur

En ne considérant que les valeurs les plus élevées, on distingue trois maxima locaux dans l'image d'accumulation qui correspondent aux centres des cercles retenus. Une fois les centres détectés, les rayons correspondants sont estimés. Pour chaque valeur r autorisée (avec $r_{min} \leq r \leq r_{max}$), la somme de l'amplitude du gradient des pixels sélectionnés appartenant au cercle C de rayon r est calculée. Ce critère dépend non seulement du nombre de points, mais aussi de la valeur du gradient. Plus cette valeur est élevée, plus le critère est important. Cela signifie que l'on détecte des cercles dans les zones à fort contraste, ce qui est adapté à la détection du ventricule gauche, puisque sa forme est pseudo-circulaire et qu'il existe un contraste élevé entre la cavité et le myocarde. Le rayon conduisant à la valeur la plus élevée du critère est retenu. Il est également possible de détecter plusieurs cercles concentriques en imposant des différences de rayon entre deux cercles concentriques. La détection de cercles concentriques a été autorisée afin d'éviter les cas où la transformée détecte un seul cercle autour du ventricule avec un rayon trop petit.

La transformée de Hough a été paramétrée de façon à ce que plusieurs cercles concentriques soient détectés par niveau de coupe car les contrastes les plus élevés ne correspondent pas forcément aux régions autour des cavités, notamment lorsque la région d'intérêt autour du cœur est trop grande. Il convient de mettre en œuvre un critère supplémentaire permettant de sélectionner le « bon cercle » parmi l'ensemble des candidats. Trois critères ont été évalués pour la détection du « bon cercle » ; ils exploitent les niveaux de gris et la connexité 3D du ventricule.

Tout d'abord, un critère basé sur la projection d'intensité maximale (MIP) a été défini. Les cercles détectés sur l'ensemble des coupes ont été projetés orthogonalement aux coupes sur une image 2D. Cela permet d'accumuler les niveaux de gris à l'intérieur de ces cercles. Une fois l'image 2D seuillée, on recherche la structure connexe ayant la plus grande intensité et on détermine le barycentre de celle-ci. Ensuite, sur chaque coupe, on calcule la distance entre ce barycentre et les centres des cercles détectés au niveau de la coupe. Le cercle dont le centre est le plus proche du point repéré sur le MIP est considéré comme le centre du cercle autour de la cavité du ventricule gauche. La figure 23 illustre le calcul des distances et le choix des cercles retenus.

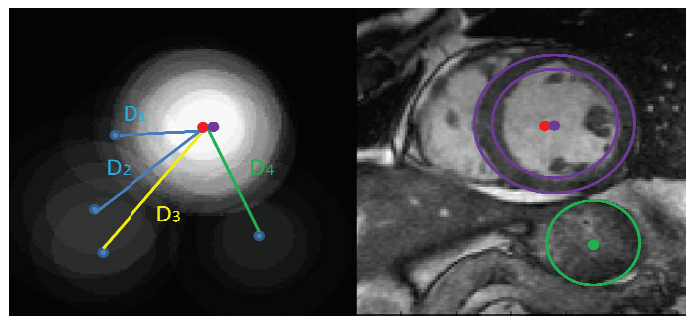


Figure 23 Estimation du centre de la ROI à partir de la projection d'intensité maximale (réussite)

A gauche : projection d'intensité maximale et barycentre estimé (point rouge), D_1 , D_2 , D_3 , D_4 . distances entre barycentre et différents centres de cercle. A droite : coupe médiane sur laquelle figurent en violet le centre de cercle retenu et les deux cercles associés, en vert un cercle non retenu.

Il arrive cependant fréquemment qu'on obtienne un barycentre autour d'une structure autre que le ventricule gauche comme le montre l'exemple de la figure 24. Pour cette raison, ce critère n'a pas été retenu dans la chaîne de traitement final mais les résultats sur la détection du ventricule gauche avec la projection d'intensité maximale figurent dans le chapitre 5 (§5.1.1).

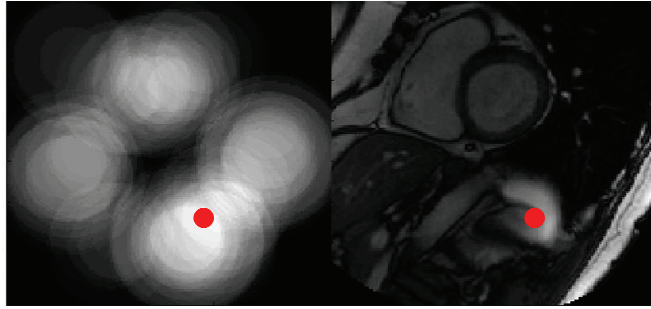


Figure 24 Estimation du barycentre à partir de la projection d'intensité maximale (échec)

Le deuxième critère proposé est un critère reposant sur les niveaux de gris. Le ventricule gauche possède des caractéristiques permettant de le différencier des autres structures : d'une part le niveau de gris à l'intérieur de la cavité est élevé tandis que dans le muscle qui l'entoure il est beaucoup plus faible, d'autre part les niveaux de gris dans la cavité sont très homogènes. La première caractéristique fournit un premier critère m : le niveau de gris moyen à l'intérieur de la cavité, qui doit être élevé pour le cercle sélectionné. La seconde caractéristique fournit un deuxième critère σ : l'écart-type du niveau de gris dans la cavité, qui doit être faible pour le cercle sélectionné. La combinaison de ces deux critères conduit à un critère unique à maximiser : le rapport m/σ . Une valeur importante de ce rapport indique que la structure est homogène et a un niveau de gris important tandis qu'une valeur faible indique que la structure détectée n'est pas homogène, et/ou qu'elle a un niveau de gris faible. La figure 25 présente deux exemples pour lesquels la maximisation du critère conduit à retenir le cercle centré autour du ventricule gauche.

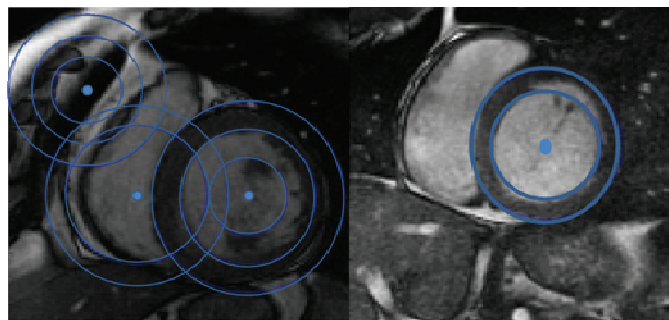


Figure 25 Détection des cercles correspondant au ventricule gauche

A l'intérieur de la ROI contenant le cœur la transformée de Hough détecte les cercles potentiels avec des cas ayant plusieurs cercle concentriques.

Cependant ce critère n'est pas toujours adapté car il a été observé des cas pour lesquels le cercle détecté ne correspond pas à un cercle centré autour du ventricule gauche. De plus, si, sur une coupe donnée, aucun cercle n'est détecté, aucune possibilité de sélection du ventricule gauche n'existe. Ce cas est dû à une limitation du paramétrage de la transformée de Hough et notamment à la difficulté d'estimer les seuils pour la détection des centres de cercle puis des rayons. La figure 26 montre un cas où la transformée de Hough détecte un centre de cercle sur les coupes 1 à 4 à l'intérieur de la

cavité du ventricule gauche mais pas pour la coupe 5. De même un centre de cercle dans le VG est trouvé sur les coupes 6 à 8, mais pas sur la coupe 9. Sur les coupes 5 et 9, un centre a été détecté dans des structures situées totalement à l'extérieur de la structure cardiaque. Sur ces deux coupes, le choix de la ROI et le résultat de la segmentation seraient totalement erronés, puisque la ROI ne serait pas centrée sur la cavité gauche.

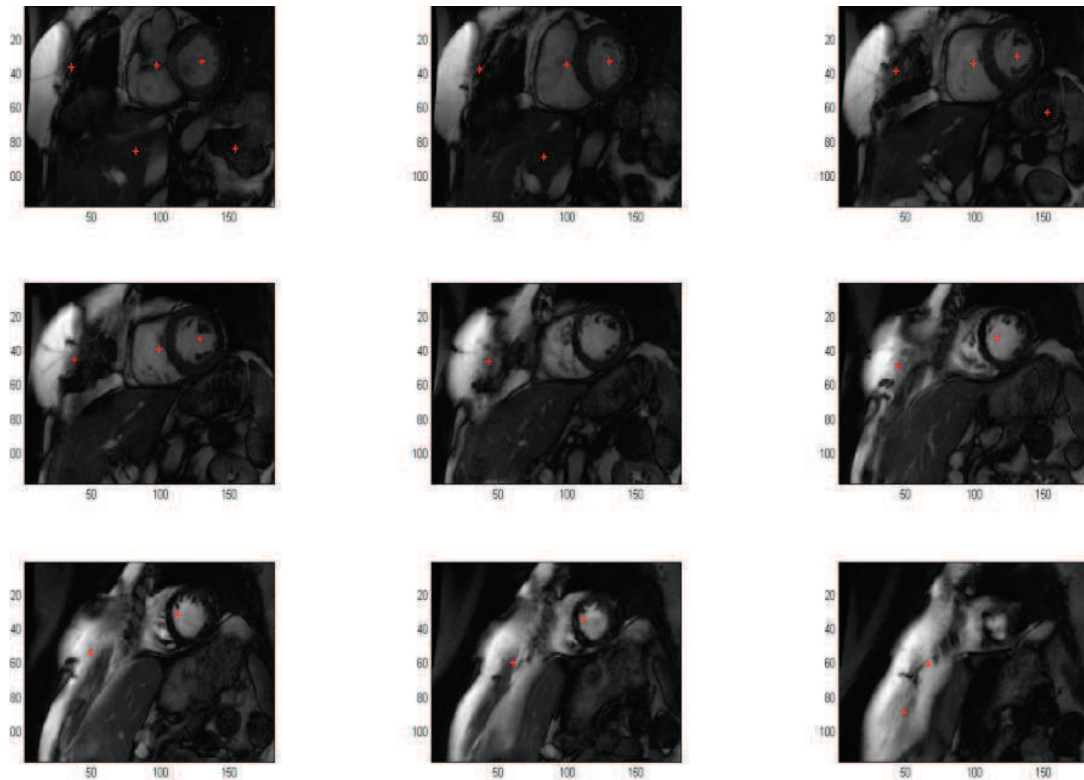


Figure 26 Cas de discontinuités 3D lors de la détection des cercles par la transformée de Hough

Pour remédier aux limites de cette approche (centre non détecté, insuffisance du critère m/σ), un suivi 3D des centres de cercles détectés a été ajouté pour prendre en compte la continuité 3D dans l'image. La combinaison du critère « d'homogénéité » m/σ et du suivi 3D constitue le troisième critère. En effet, la forme du VG et l'orientation des coupes petit-axe impliquent une continuité le long des coupes. Afin de réduire les erreurs de détection des centres, j'ai mis en place une méthode de suivi des centres basée sur le formalisme des graphes. Chaque centre de cercle est considéré comme un sommet de graphe et se voit affecter un poids égal à m/σ . Des arêtes orientées, de la base vers l'apex, sont créées entre 2 sommets appartenant à des coupes voisines (n et $n+1$) si la distance entre leurs projections dans le plan des coupes est inférieure à 10 pixels. Si plusieurs centres ont une distance entre eux inférieure à 10 pixels, on choisit le plus proche. Si, après cette procédure, aucune arête ne part d'un sommet donné d'une coupe n vers la coupe voisine $n+1$, alors la même procédure est étendue à la coupe $n+2$. A l'issue de la construction du graphe, on dispose d'un ou plusieurs chemins dont l'un relie des centres de cercles situés dans le ventricule gauche, tandis que les autres chemins sont situés dans le ventricule droit et/ou hors de la structure cardiaque.

Pour chaque chemin, la somme des valeurs m/σ est calculée. Le critère ainsi obtenu prend en compte non seulement la moyenne des niveaux de gris dans le cercle détecté et l'homogénéité mais aussi la longueur du chemin. Le chemin choisi parmi les K chemins proposés est celui qui vérifie le critère suivant :

$$\text{Max}_K \left(\sum_{i=1}^{N_k} [m/\sigma]_i \right)$$

La somme variant de 1 à N_k où N_k est le nombre de nœuds du chemin sachant que chaque chemin a un nœud par coupe au plus. Le chemin qui vérifie donc ce critère est supposé être celui appartenant au ventricule gauche. En cas de saut du chemin d'une coupe n à la coupe $n+2$, le centre du cercle de la coupe n est propagé à la coupe $n+1$. Finalement si, pour un nombre de coupes N , on a un chemin de longueur P , où P est la dernière coupe sur laquelle est détectée un centre (avec $P < N$) alors le centre de la coupe P est projeté sur les $N-K$ coupes restantes pour compléter le chemin. Les résultats sur la détection du ventricule gauche avec le critère d'homogénéité et le suivi 3D figurent dans le chapitre 5 (§5.1.1). La figure 27 illustre toutes les coupes d'un sujet avec les centres de cercle détectés sur chaque coupe. C'est avec ces centres que sont créés les chemins représentés sur la figure 28.

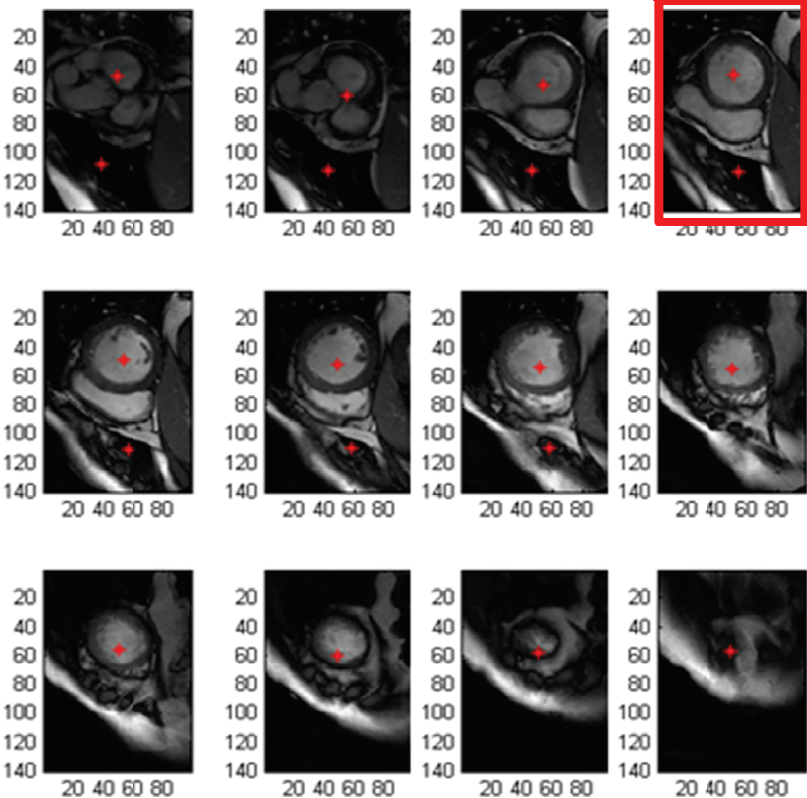


Figure 27 Centres de cercles détectés sur chaque coupe

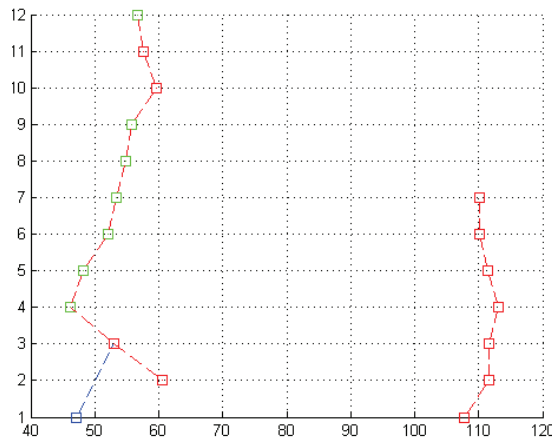


Figure 28 Deux chemins détectés dans le cas du sujet présenté sur la figure 26.

L'axe des ordonnées représente le niveau de coupe, l'axe des abscisses les coordonnées en « y » sur l'image.

La figure 28 montre deux chemins créés à partir des centres détectés et représentés sur la figure 27. Le chemin de droite ne se propage qu'entre les coupes 1 à 7 tandis que celui de gauche se propage sur toutes les coupes. En appliquant donc le critère proposé, c'est le chemin de gauche qui va être choisi et c'est lui qui correspond effectivement au chemin passant dans la cavité du ventricule gauche.

La figure 29 présente le centre de cercle retenu sur la coupe 4 de l'exemple présenté sur la figure 27 (encadrée en rouge). La région d'intérêt autour du ventricule gauche (représentée par le carré jaune) est construite comme un carré de côté égal à 1,2 fois le diamètre du cercle et centré sur le centre du cercle.

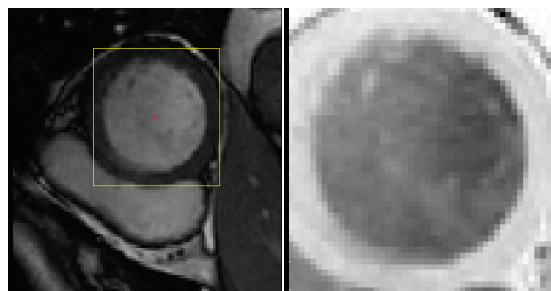


Figure 29 Définition de la ROI autour du ventricule gauche

En pratique, sur certaines coupes (notamment les coupes apicales mais pas seulement), le chemin sélectionné passe effectivement dans la cavité mais les centres des cercles ne sont pas forcément au centre de la cavité même. La figure 27 illustre ce cas de figure pour les coupes 9 à 12. De plus, il existe des cas, comme illustré sur la figure 30, pour lesquels le chemin retenu passe par le septum. Ceci génère des ROI qui incluent la totalité ou seulement une partie du ventricule gauche et une

partie importante du ventricule droit, éléments qui dégradent la qualité de la segmentation faite ensuite.

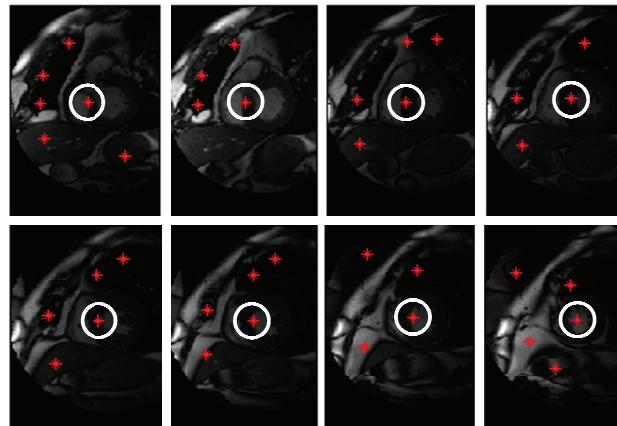


Figure 30 Exemple de chemin pour lequel les centres de cercle sélectionnés (cercles blancs) sont situés dans le septum

C'est pourquoi j'ai proposé un affinement de la localisation de la ROI afin d'ajuster au mieux ses dimensions et d'améliorer la position du centre à partir duquel la segmentation sera faite.

3.1.3.3 Affinement de la localisation autour du ventricule gauche

Même si le centre détecté est à l'intérieur du ventricule gauche, il arrive que ce dernier ne soit pas au centre du ventricule. Pour y remédier, un algorithme de classification par k-moyennes est appliqué à la première ROI qui englobe le VG. L'algorithme permet de définir automatiquement deux classes de pixels, une classe pour les pixels appartenant aux cavités ventriculaires (NdG élevés) et l'autre pour les pixels appartenant au fond de l'image et au myocarde (NdG faibles). Sur la figure 31, la première image correspond à la ROI créée autour du VG par l'étape précédente, la seconde image binarisée résulte de l'application de la classification par k-moyennes. Le point blanc correspond au centre de cercle initialement détecté. La classe qui correspond aux cavités est décomposée en composantes connexes.

Si le centre de la ROI est situé à l'intérieur d'une des structures connexes appartenant à la cavité, on suppose que cette structure correspond au VG et seule cette structure est conservée (troisième image de la figure 31). Le centre de gravité de la structure retenue (point bleu sur la troisième image de la figure 31) est calculé et choisi comme nouveau centre. La ROI affinée est définie en prenant pour centre le centre de gravité déterminé précédemment et pour taille les dimensions du plus petit rectangle englobant la composante connexe retenue multipliées par un facteur égal à 1,25. Cette ROI (dernière image sur la figure 31) est celle finalement utilisée pour la segmentation.

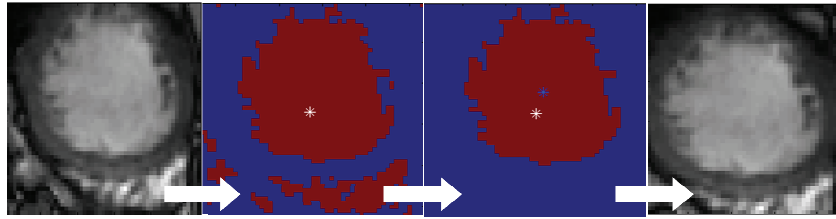


Figure 31 Etapes pour affiner la ROI autour du ventricule gauche

De gauche à droite : Première ROI ; Structures après classification par l'algorithme des k-moyennes ; Structure retenue et centre de gravité associé (point bleu) ; nouvelle ROI

Si le centre de gravité de la première ROI autour du VG se retrouve à l'extérieur d'une composante connexe, on calcule la distance entre ce point et toutes les structures comme on peut le voir sur la figure 32. La structure la plus proche au sens de cette distance est retenue, à condition que ce choix reste cohérent avec celui fait pour les coupes voisines.

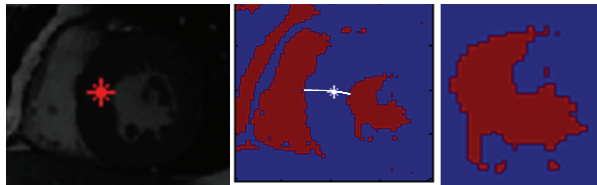


Figure 32 Affinement de la ROI pour une coupe sur laquelle le centre est situé dans le septum

Les dimensions de la nouvelle ROI autour du VG sont définies comme pour le cas précédent.

Une fois la ROI autour du ventricule gauche estimée et raffinée, l'étape de segmentation des contours endocardiques est réalisée.

3.2 Segmentation des structures cardiaques

La segmentation que je propose s'appuie sur les travaux de R. El-Berbari (**El-Berbari, 2009**) auxquels j'ai apporté un certain nombre d'améliorations pour la rendre plus robuste, plus automatique et plus rapide. La segmentation comporte une étape de prétraitement qui consiste à homogénéiser la cavité du ventricule gauche au moyen d'un filtrage morphologique (**Meijster, et al., 2001**). Ce filtrage, réalisé au sein de la ROI précédemment définie, pour différentes valeurs du paramètre de taille, résulte en une série d'images filtrées parmi lesquelles il faut choisir celle qui correspond à la meilleure homogénéisation de la cavité. J'ai apporté des améliorations au critère de mesure de surface initialement proposé (**El-Berbari, et al., 2007**). Une fois la meilleure image filtrée choisie, la segmentation a été effectuée sur l'image filtrée par un modèle de contours actifs utilisant un champ de vecteurs pour propager l'attraction par les gradients à l'ensemble de l'image (Xu, et al., 1998). La

figure 33 résume la chaîne de traitement depuis le filtrage morphologique jusqu'à la segmentation du contour endocardique du ventricule gauche.

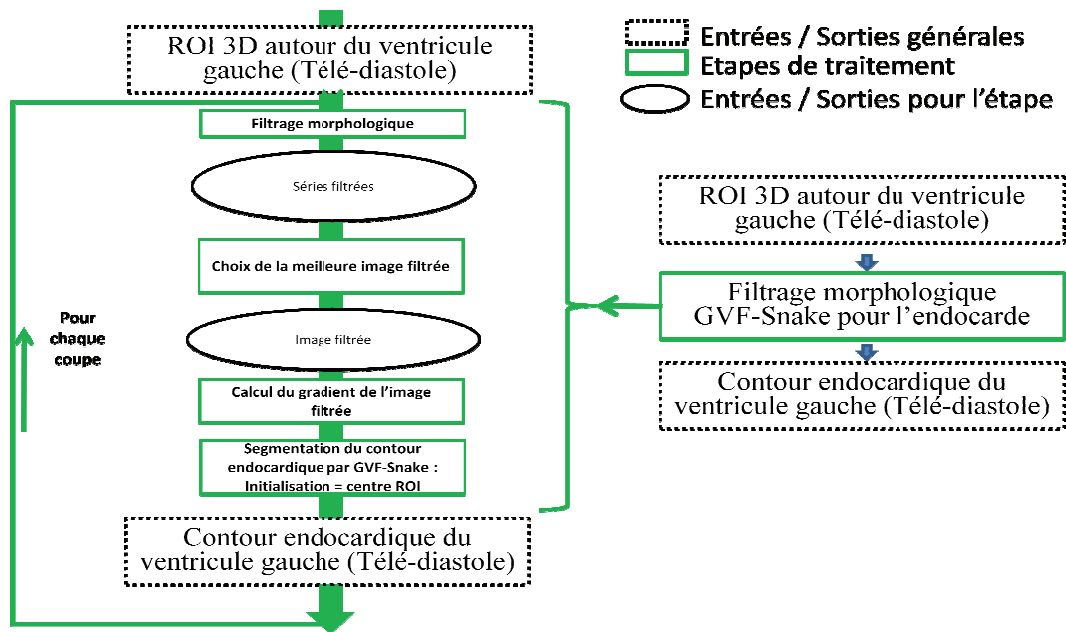


Figure 33 Chaîne de traitement pour la segmentation du contour endocardique du VG

3.2.1 Filtrage morphologique

Une première étape a été d'optimiser la mise en œuvre du filtrage morphologique de la méthode initialement proposée dans (El-Berbari, et al., 2007) afin de réduire le temps de calcul. Ce filtrage a pour objectif d'inclure les piliers dans la cavité lors de la segmentation et d'homogénéiser les niveaux de gris (NdG) liés aux artefacts du flux sanguin dans la cavité. Le filtrage morphologique (Meijster, et al., 2001) consiste à transformer une image en niveaux de gris en une image avec des régions ayant un NdG homogène. L'objectif est de faire une succession d'ouvertures et de fermetures de façon à fusionner de façon progressive des zones connexes et proches en NdG : les pixels au sein des régions fusionnées ont alors un NdG identique. Le paramètre de surface du filtre, λ , détermine le nombre et la taille de ces régions. La procédure de fusion s'arrête quand la surface des composantes atteint la valeur λ .

La méthode proposée par El Berbari réalise une série de filtrages en faisant varier le paramètre λ de 5% à 80% de la taille de la région d'intérêt définie autour du VG puis segmente ensuite par contours actifs chaque image filtrée. Le contour correspondant à la valeur de λ telle que le rapport entre la surface segmentée par contours actifs et le paramètre λ soit le plus proche de 1 est retenu.

La méthode que j'ai proposée repose sur l'idée d'appliquer le filtre morphologique et de choisir une valeur de λ (appelée λ_*) et l'image filtrée associée, avant l'étape de segmentation. Une première valeur, notée λ_0 , qui correspond à la surface de la cavité estimée avec la classification par k-moyennes lors de l'étape d'affinement de la ROI, est choisie. L'intervalle dans lequel λ varie est centré sur λ_0 et a comme borne $\lambda_{\min} = 0,5.\lambda_0$ et $\lambda_{\max} = 1,5.\lambda_0$. On obtient alors un ensemble d'images filtrées. Pour chaque image filtrée, le rapport entre la surface de la région homogène à laquelle appartient le point central de la ROI (S) et λ est calculé. L'image filtrée pour laquelle ce rapport est le plus proche de 1 est retenue. Cependant, si la valeur de λ_0 est trop grande l'image filtrée résultante contient des régions surfiltrées et inversement, si elle est trop faible elle contient trop de régions et est considérée comme trop inhomogène. La figure 34 montre le résultat du filtrage avec différentes valeurs de λ .

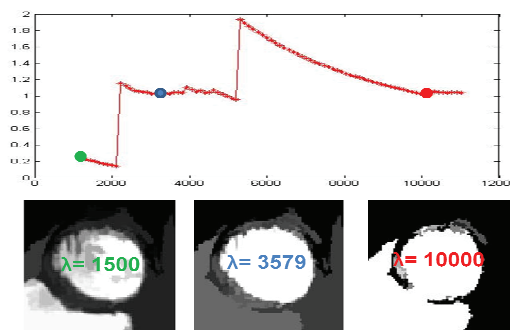


Figure 34 Influence du paramètre de taille λ sur le résultat du filtrage morphologique
L'axe des abscisses correspond aux valeurs λ de et l'axe des ordonnées aux valeurs du rapport S/λ .

Une autre modification a été de considérer les discontinuités de la courbe du rapport entre la surface S et le paramètre λ . Sur la figure 35, on observe deux « sauts » majeurs.

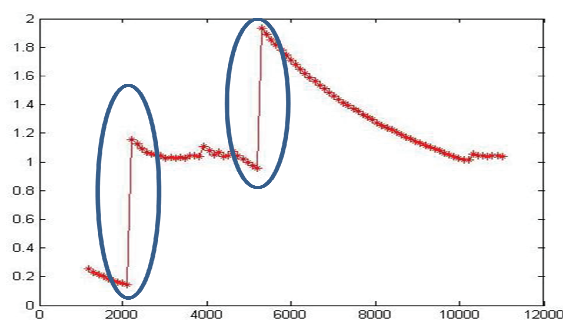


Figure 35 Détection des sauts dans la taille de surfaces obtenues en fonction du paramètre λ
L'axe des abscisses correspond aux valeurs λ de et l'axe des ordonnées aux valeurs du rapport S/λ .

L'idée a été d'examiner les discontinuités de la courbe, donc les valeurs à gauche et à droite des discontinuités. La valeur à droite du saut correspond à une fusion de deux régions de niveaux de gris proches. La valeur à gauche du saut correspond à la valeur de λ pour laquelle ces deux régions sont encore distinctes. Si, pour une de ces deux valeurs de λ , le rapport tend vers 1, alors on privilégie

cette valeur sinon on retient l'image qui correspond à λ_0 . Les figures 36 et 37 montrent les différents cas de figure pris en compte.

Si la ROI est bien centrée sur la cavité, incluant le minimum possible de structures externes, la courbe du rapport S/λ ne présente pas de discontinuités comme on peut le voir sur la figure 36. Dans ce cas on choisit simplement l'image filtrée pour laquelle le rapport tend vers 1.

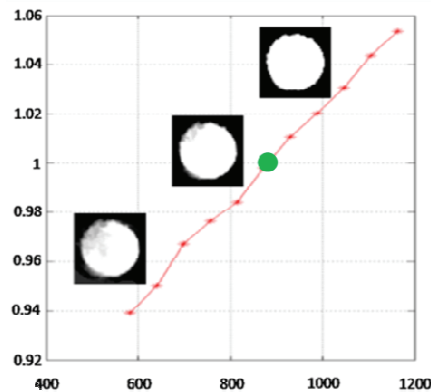


Figure 36 : Etude d'une série de filtrages morphologiques: cas sans discontinuités
L'axe des abscisses correspond aux valeurs de λ et l'axe des ordonnées aux valeurs du rapport S/λ .

Si la ROI contient à l'inverse trop de structures extérieures, la courbe peut présenter plusieurs discontinuités, d'où l'intérêt d'avoir une ROI adaptée pour le filtrage et la segmentation dès le départ. Dans ce cas, on privilégie les valeurs du paramètre λ à gauche des sauts. Si plusieurs sauts existent on privilégie le saut le plus à gauche puisque, plus la valeur de λ augmente, plus on risque d'avoir des fusions de régions indésirables avec la région correspondant à la cavité du ventricule gauche. Pour détecter un saut, on dérive d'abord le rapport S/λ par rapport à λ . Ensuite on détecte les pics de la dérivée qui correspondent à des sauts sur la courbe du rapport S/λ . Pour cela on définit arbitrairement un seuil égal à 20% de l'amplitude maximale du rapport S/λ , seuls les sauts avec une grande amplitude représentent une fusion de deux surfaces de tailles significatives.

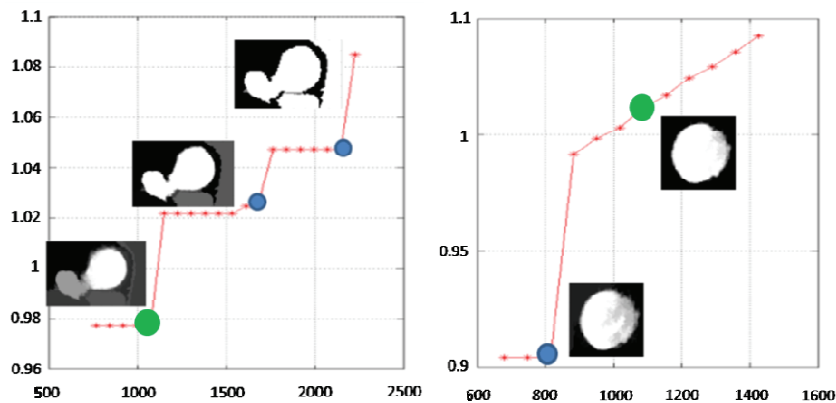


Figure 37: Etude d'une série de filtrages morphologiques: cas avec discontinuités
L'axe des abscisses correspond aux valeurs de λ et l'axe des ordonnées aux valeurs du rapport S/λ . Le point vert indique l'image filtrée choisie.

Un dernier cas (figure 37 à droite) présente une seule discontinuité sur la courbe montrant l'évolution de la surface S en fonction du paramètre de taille λ . Dans ce cas, on privilégie la valeur de λ pour laquelle le rapport tend vers 1.

Il faut noter que pour la méthode de segmentation semi-automatique, un contrôle visuel est réalisé et permet, si nécessaire, de redéfinir la valeur de λ pour laquelle l'image filtrée englobe au mieux la cavité ventriculaire gauche.

Une fois l'image filtrée sélectionnée, le gradient de cette dernière est extrait afin d'être utilisé dans les contraintes pour la segmentation du contour endocardique par le GVF-Snake.

3.2.2 Segmentation du contour endocardique

Pour la segmentation de l'image filtrée, le modèle déformable paramétrique du GVF-Snake a été retenu (Xu, et al., 1998). Ce modèle combine géométrie, physique et théorie de l'approximation. Les fondements de ce modèle qui permettent de décrire l'objet sont (Terzopoulos, et al., 1987) : la géométrie qui sert à représenter l'objet, la physique qui permet d'imposer les contraintes nécessaires sur la variation de la forme de l'objet dans l'espace et le temps, la théorie d'approximation qui traduit les contraintes et la géométrie en équations.

D'un point de vue géométrique, le Snake est un contour paramétrique $\mathbf{v}(s)$ défini dans une image en fonction de l'abscisse curviligne s qui parcourt l'image. La fonctionnelle d'énergie qui gère le Snake est la somme de deux énergies (Terzopoulos, et al., 1987) :

$$E(v) = S(v) + P(v)$$

Le premier terme $S(v)$ représente l'énergie de déformation interne du contour v . Cette énergie caractérise l'élasticité et la rigidité du contour :

$$S(v) = \int_0^1 \alpha(s) \cdot \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \cdot \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 ds$$

Le paramètre $\alpha(s)$ (pour la suite $\alpha(s)=\alpha$ car ce paramètre est généralement considéré comme constant) permet de contrôler l'élasticité du contour v et le paramètre $\beta(s)$ la rigidité (pour la suite $\beta(s)=\beta$ car ce paramètre est lui aussi considéré comme constant).

Le deuxième terme $P(v)$ de la fonctionnelle est lié aux données de l'image et au contexte du problème donc, autrement dit, aux contraintes externes au contour. La plupart du temps P est défini comme suit :

$$P(v) = \int_0^1 p(v(s)) ds$$

où p est un potentiel scalaire défini par rapport à l'image. Dans le cas de la segmentation du ventricule gauche, le gradient de l'image a été utilisé comme potentiel scalaire afin de contraindre le contour actif à se rapprocher au maximum des contours de la cavité.

Une contrainte supplémentaire a été imposée au contour initial : cette contrainte se traduit par une force de pression qui tend à « gonfler » le contour comme un ballon afin d'éviter tout repliement ou point d'inflexion indésirable de ce dernier. Cette force de pression est régulée suivant un paramètre κ_b et, dans le cadre de cette thèse, a été codée de façon à pouvoir décroître au fur et à mesure des itérations du Snake.

Le GVF-Snake développé par Xu et Prince (**Xu, et al., 1998**) introduit une force externe supplémentaire qui dérive des gradients de l'image et qui étend l'attraction en des points proches du contour. Le « Gradient Vector Flow » V de composantes (u,v) s'estime en minimisant le terme ε :

$$\varepsilon = \iint \mu.(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 .|V - \nabla f|^2 dx dy$$

Où μ est un paramètre de régularisation du GVF, f représente les contours de l'image analysée et les termes en u et v sont les dérivées par rapport à x et y des composantes du gradient de l'image. Si μ est élevé il permet au modèle de trouver le contour cherché même s'il est éloigné de l'initialisation. La mise en œuvre numérique est décrite de façon détaillée dans les travaux de El Berbari (**El-Berbari, 2009**) ainsi que dans l'article original (**Xu, et al., 1998**).

On peut choisir de pondérer les forces extérieures liées aux gradients de l'image avec un terme de pondération noté κ . Une valeur élevée de κ donne aux gradients de l'image un poids fort et le « Snake » peut s'arrêter s'il rencontre des gradients faibles. Une valeur faible de ce paramètre laissera d'autres forces (comme par exemple la force de ballon) dominer le processus de déformation.

Un jeu de paramètres (α *élasticité* ; β *rigidité* ; μ *régularisation du GVF* ; κ_b *forces de pression exercées sur le contour* ; κ *pondération des gradients*) est défini pour le ventricule gauche. Pour le contour du ventricule gauche, qui a une forme quasi-circulaire, la rigidité, doit être grande, ce qui se traduit par un paramètre β élevé. La forme indique également que le contour n'a pas besoin d'être élastique ce qui se traduit par des faibles valeurs de α . J'ai repris les valeurs proposées par (**El-Berbari, et al., 2007**) qui donne le jeu de paramètres suivant pour le ventricule gauche, que j'ai par la suite gardé et fixé ($\alpha = 1$; $\beta = 40$; $\mu = 0,3$; $\kappa_b = 0,6$; $\kappa=1,2$; $\mu =0,3$; *Itérations = 300*). Cela s'est avéré, après test de plusieurs combinaisons différentes, une bonne combinaison de paramètres. L'initialisation se fait avec un cercle ayant un rayon égal à 3 mm et comme centre le point P_0 estimé par la méthode de la création automatique de la ROI (fig. 38). Comme le « GVF-Snake » opère sur une image filtrée, le choix de la solution initiale ne pose pas problème d'où le choix arbitraire du rayon de petite taille, pour que la forme initiale reste à l'intérieur de la cavité.

Pour la méthode semi-automatique, il est possible de redéfinir les paramètres (α ; β ; μ ; κ_b ; κ ; μ ; *Itérations*) pour s'adapter au cas à segmenter.

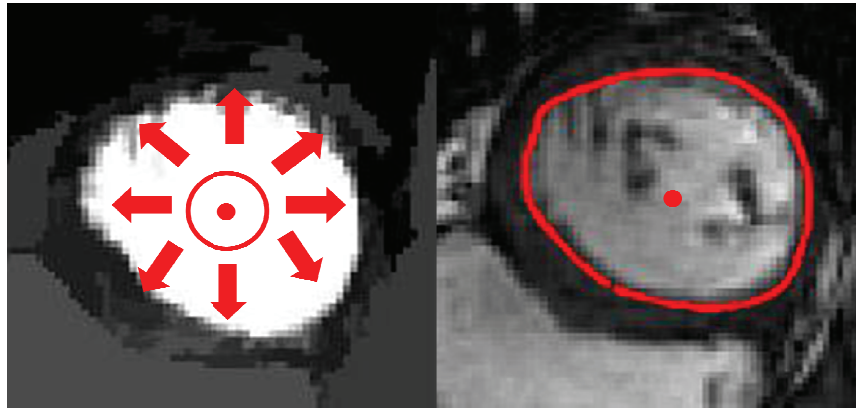


Figure 38 Filtrage de la ROI (à gauche) puis segmentation avec initialisation et résultat (à droite).

Une fois l'estimation du contour endocardique du ventricule gauche effectuée en télé-diastole, j'ai procédé de façon identique pour la télé-systole. Le point d'initialisation est le même pour les deux temps puisque la ROI utilisée pour la télé-diastole est également utilisée pour l'image en télé-systole. Le filtrage s'effectue de la même façon, mais les valeurs de λ sont plus faibles puisque la surface de la cavité est plus petite en systole qu'en diastole. Pour la segmentation, le même jeu de paramètres a été gardé : ($\alpha = 1$; $\beta = 40$; $\mu = 0,3$; $\kappa_b = 0,35$; $\kappa=1,2$; $\mu =0,3$; *Itérations* = 300).

Une fois les contours endocardiques segmentés, la segmentation du contour épicaudique est réalisée sur l'image en télé-diastole.

3.2.3 Segmentation du contour épicaudique

La segmentation de l'épicarde se base sur la détection de l'endocarde. La figure 39 donne les étapes pour la segmentation de l'épicarde.

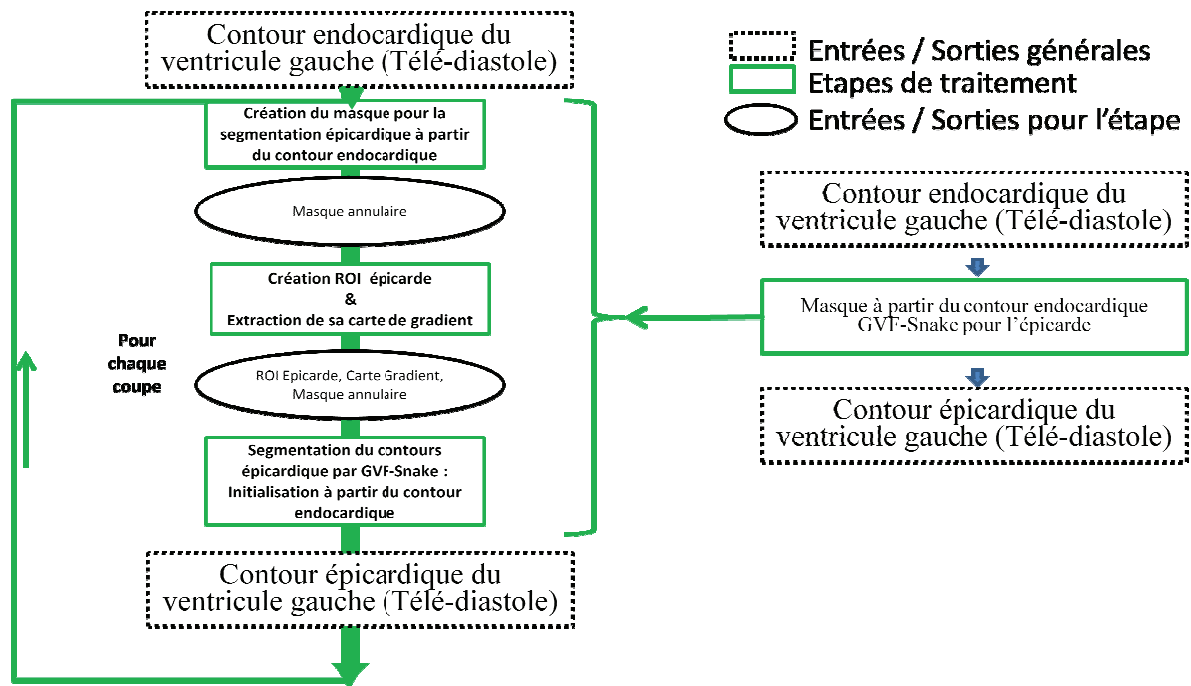


Figure 39 Chaîne de traitement pour la segmentation du contour épiscopardique du VG

J'ai tout d'abord défini un masque pseudo-annulaire dont les bordures interne et externe sont définies à partir du contour estimé de l'endocarde. En effet, le poumon ayant un NdG proche de celui du myocarde, le contraste est très faible entre les deux structures et le modèle déformable risque de croître du côté du poumon. Le masque permet de limiter l'expansion du contour actif. Les bords interne et externe de ce masque sont fonction du rayon moyen du contour endocardique et de la résolution spatiale de l'image et traduisent une connaissance *a priori* sur l'épaisseur du myocarde. J'ai créé ensuite une ROI pour la segmentation de l'épicarde de taille deux fois plus grande que celle utilisée pour la segmentation du contour endocardique. Une carte de gradient est extraite dans cette ROI pour être utilisée comme contrainte lors de la segmentation par le GVF-Snake de l'épicarde. Une différence essentielle avec la segmentation de l'endocarde est que le filtrage morphologique n'est pas utilisé pour la segmentation de l'épicarde pour éviter une fusion indésirable du myocarde avec le poumon. Le contour épiscopardique est initialisé par le contour endocardique dilaté de quelques pixels au-delà du bord interne du masque. Le paramétrage du contour actif pour la segmentation de l'épicarde est le suivant: ($\alpha = 1$; $\beta = 40$; $\mu = 0,3$; $\kappa_b = 0,35$; $\kappa = 1,2$; **Itérations = 300**). Le masque a été défini à l'aide de deux paramètres : R_{int} , le rayon de la partie intérieure du masque et R_{ext} , le rayon de la partie extérieure du masque. Les valeurs de ces deux paramètres ont été définies en fonction du rayon maximale de la surface endocardique estimée précédemment. Les valeurs qui ont été retenues sont : $R_{int} = 1,1$ et $R_{ext} = 1,5$. Comme on a initialisé avec un contour dilaté il faut diminuer les forces de pression, d'où la valeur un peu plus faible de κ_b pour la segmentation de l'épicarde ($\kappa_b = 0,35$ Epicarde vs $\kappa_b = 0,6$ Endocarde). De plus, pour la

segmentation du contour épicardique, ce paramètre a été diminué progressivement à chaque itération. Ceci est dû au fait qu'une partie de l'épicarde est adjacente au poumon a un NdG proche de celui du myocarde. Ainsi, le contraste est faible dans cette zone et une force de ballon sans une atténuation risquait de faire sur croître le contour pour la segmentation de l'épicarde. A chaque itération du contour actif, si un point du contour est en dehors du masque, il est remplacé par le point le plus proche appartenant au masque. La figure 40 donne un exemple de la segmentation de l'épicarde ainsi que du masque annulaire.

Comme pour le contour endocardique, pour la méthode de segmentation semi-automatique, ces paramètres peuvent être redéfinis manuellement.

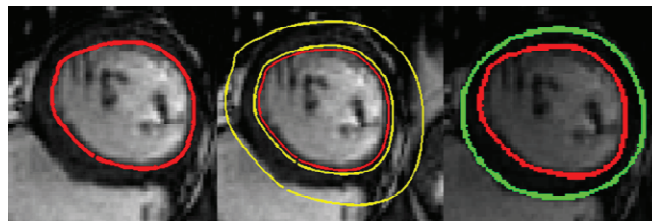


Figure 40 Segmentation endocardique et épicaudique

A gauche : contour endocardique (rouge).

Au milieu : masque annulaire (jaune) défini à partir du contour endocardique

A droite : contour endocardique et contour épicaudique correspondant (vert)

3.2.4 Segmentation des piliers

La dernière étape consiste en la segmentation des piliers en télé-diastole. Cela a été fait suite à ma participation au Challenge MICCAI. La segmentation des piliers s'inspire de la méthode décrite dans **(Kachenoura, et al., 2008)** et s'effectue à l'intérieur de la surface délimitée par le contour endocardique. La figure 41 donne les différentes étapes pour la segmentation des piliers.

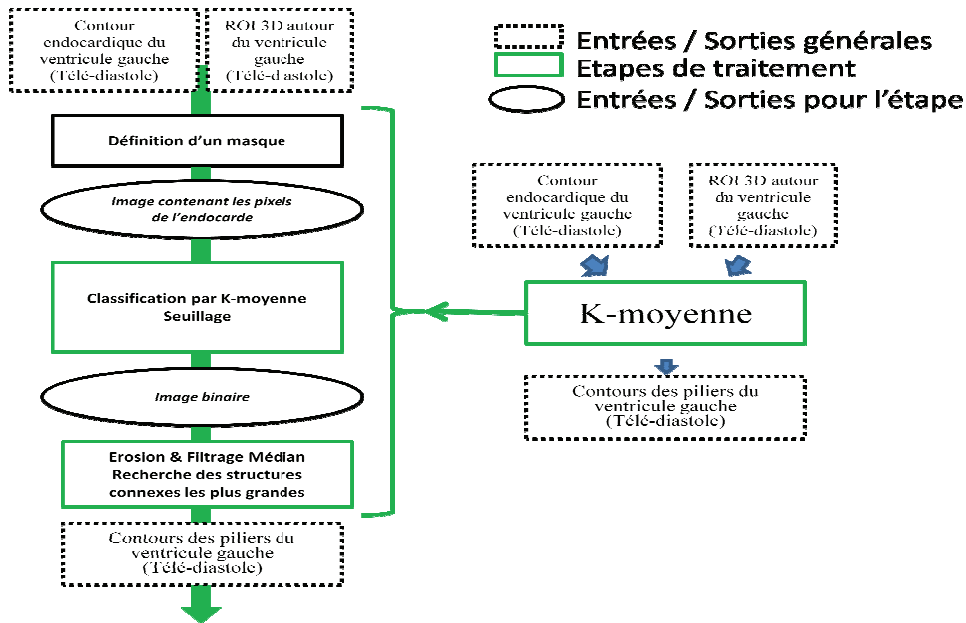


Figure 41 Chaîne de traitement pour la segmentation des piliers

Sur chaque coupe, une région définie à partir d'un masque résultant d'une dilatation du contour endocardique est considérée. Cette expansion permet d'avoir toujours deux classes de pixels lors de l'application de l'algorithme des k-moyennes : la classe « pilier » ou « muscle » qui contient des pixels de faible NdG et la classe « cavité » qui contient des pixels ayant un NdG plus élevé. Après cette classification supervisée en deux classes par l'algorithme des k-moyennes, l'image est érodée puis filtrée grâce à un filtrage médian afin d'éliminer toutes les petites structures. Les deux plus grandes régions connexes, lorsqu'elles existent, sont retenues comme étant les piliers. La figure 42 illustre les différentes étapes.

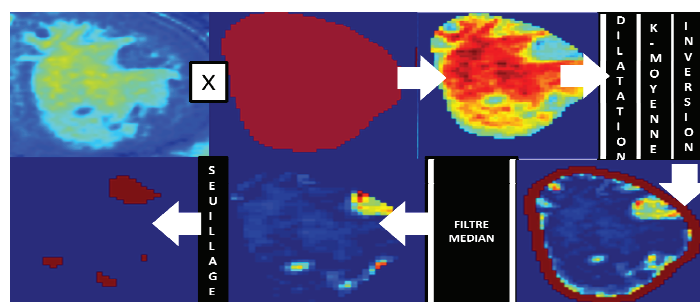


Figure 42 Détection des piliers

Dans le cas où il n'y a pas de piliers (coupes apicales ou basales) l'algorithme détecte une classe correspondant aux faibles valeurs de NdG à l'extérieur de l'endocarde et peut donc conclure à l'absence de piliers sur cette coupe. Une fois les contours endocardique et épicaudique segmentés ainsi que les piliers, les objectifs de segmentation dans un contexte clinique sont atteints.

Le tableau 3 résume et illustre les étapes décrites précédemment.

Etape / Objectif	A priori utilisé	Information Image	Méthode	Illustration
1 Localisation du cœur	Battement périodique du cœur	Variation du NdG au cours du temps & Variation du NdG suivant les coupes	Fonction PAMM	
2 Localisation du ventricule gauche	Connexité 3D suivant les coupes	NdG par coupe	Transformée de Hough adaptée aux formes circulaires (Détection des cercles et de leurs centres dans l'image)	
	Continuité Spatiale Circularité du ventricule gauche	Moyenne et écart-type en NdG par cercle & connexité 3D sur les centres des cercles détectés	Construction d'un graphe Recherche du chemin le plus long dans le graphe	
3 Raffinement de la ROI autour du ventricule gauche	NdG à l'intérieur de la ROI : <i>pixel sombre = myocarde</i> <i>Pixel clair = ventricule</i>	NdG dans la première ROI sur une coupe	Classification par K-moyennes (2 classes : Myocarde-pixels sombres ; cavités-pixels clairs)	
4 Homogénéisation de la ROI par filtrage morphologique	NdG à l'intérieur de la cavité doit être homogène	NdG du centre de la ROI par coupe	Filtrage morphologique par composantes connexes	
5 Segmentation des contours du ventricule gauche	Gradient de l'image Rigidité du contour	NdG & Contraste à l'intérieur de l'image homogénéisée	Contours Actifs : GVF-Snake	
6 Détection des piliers	Contour estimé du ventricule gauche	NdG à l'intérieur du contour	Classification par K-moyennes (2 classes)	

Tableau 3 Tableau récapitulatif de la méthode de segmentation proposée

4 CHAPITRE 4 : Evaluation supervisée de la méthode de segmentation semi-automatique

Ce chapitre porte sur l'évaluation supervisée des résultats obtenus sur la segmentation du ventricule gauche avec l'approche semi-automatique, qui permet la reprise manuelle des contours en modifiant les paramètres de la ROI, du filtrage et du GVF-Snake. La base de données considérée est la base du Challenge MICCAI.

Les résultats portent :

- 1) sur les critères d'imageries retenus par le Challenge MICCAI (**EnLigne3**) :
 - la distance perpendiculaire moyenne (DPM ou AVP en anglais),
 - le pourcentage de « bons contours », défini comme le pourcentage de contours ayant une DPM moyenne inférieure à 4 mm,
 - la métrique de Dice (MD ou DM en anglais) ;
- 2) sur les critères cliniques suivants :
 - les volumes télédiastoliques et télésystoliques (VTD, VTS),
 - la fraction d'éjection (FE),
 - la masse ventriculaire gauche (MVG).

4.1 Résultats obtenus dans le cadre du Challenge MICCAI

Dans ce qui suit, je présente les résultats obtenus pour la segmentation des contours endocardiques et épicaudiques en télédiastole et en télésystole, et celle des contours épicaudiques en télédiastole, ces contours étant définis pour le ventricule gauche. Ces résultats sont présentés en considérant la segmentation manuelle procurée par les organisateurs du Challenge MICCAI comme segmentation de référence. Les piliers ont été segmentés mais n'ont pas été pris en compte lors de l'évaluation. La figure 43 illustre les résultats de la segmentation sur trois niveaux de coupes d'un sujet issu de la base de données MICCAI, tels qu'ils ont été présentés pour le Challenge.

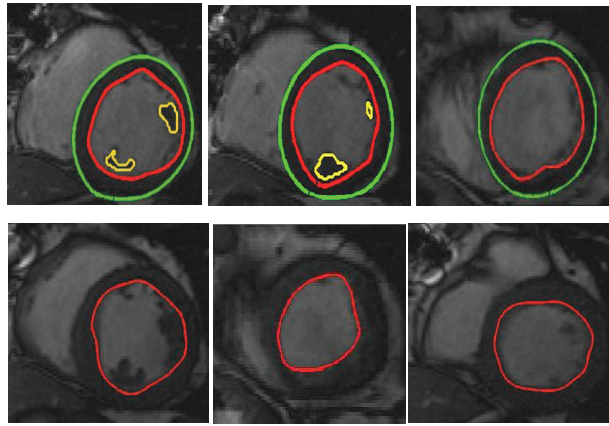


Figure 43 Exemple de segmentation sur quelques coupes d'un sujet de la base MICCAI

Endocarde (rouge) ; épicarde (vert) ; piliers (jaune)

Rangée supérieure : Segmentation du ventricule gauche en télédiastole

Rangée inférieure : Segmentation du contour endocardique du ventricule gauche en télésystole

4.1.1 Résultats sur les bases « d'apprentissage » et de « validation »

Dans le cadre de la présélection pour le Challenge MICCAI, une première segmentation sur deux bases de 15 sujets (les base « d'apprentissage » et de « validation ») a été effectuée. Les résultats détaillés sur les critères d'imagerie et les critères cliniques retenus par le Challenge figurent dans l'article (**Constantinides, et al., 2009**) pour l'ensemble des 30 patients. Nous présentons ici les principaux éléments de ce travail. Le pourcentage de « bons contours » a été de 88% pour l'endocarde et de 92% pour l'épicarde pour la base « d'apprentissage ». Pour la base de validation, le pourcentage de « bons contours » a été de 92% pour l'endocarde et de 92% pour l'épicarde. Pour les deux bases confondues, en retenant uniquement les bons contours la distance perpendiculaire moyenne était de 2,04 mm \pm 0,47 pour l'endocarde et de 2,35 mm \pm 0,57 pour l'épicarde. La métrique de Dice moyenne était de 0,89 \pm 0,04 pour l'endocarde et de 0,92 \pm 0,02 pour l'épicarde. La régression linéaire de la FE et la MVG sur l'ensemble des deux bases a donné les résultats suivants : $Y = 1,00X + 1,60$, $r^2=0,97$ pour la FE et $Y = 0,80X + 31,51$, $r^2=0,88$ pour la MVG. De plus, pour la base de validation, une évaluation visuelle a été effectuée par un médecin expert appartenant au groupe des organisateurs du challenge. Une notation entre 1 (contours excellents - peu ou pas de reprise nécessaire) et 4 (contours inutilisables) a été faite pour chaque coupe, puis une moyenne a été calculée par patient, par groupe de patients et sur l'ensemble des 15 sujets. Notre méthode s'est avérée particulièrement performante car sur les 15 sujets de cette base, 12 ont obtenu une note de 1, un a obtenu une note de 1,5 et les deux autres ont obtenu une note de 2. La note finale attribuée par méthode est une note obtenue globalisant les résultats de l'endocarde en diastole et en systole et ceux de l'épicarde en diastole. Sur l'évaluation visuelle mon algorithme de segmentation semi-

automatique a obtenu la 1^{ère} place. Sur les critères quantitatifs cités (% de « bons contours », DPM, DM, FE et MVG) et figurant dans (**Constantinides, et al., 2009**), l’algorithme a obtenu la 2^{ème} place. Le tableau 4 indique les notes obtenues, par pathologie, par chaque équipe ayant participé au Challenge, ainsi que la note moyenne pour l’évaluation visuelle. Les équipes qui ont participé à ce Challenge sont les suivantes :

- IRCCI : Sunnybrook Hospital - Canada (ORGANISATEURS)
- Siemens Research Corporate Imaging and Visualization Department - Princeton, NJ
- LIF_ESME : Laboratoire d’Imagerie Fonctionnelle, Inserm UMR_S 678, UPMC – Paris & ESME Sudria, école d’ingénieurs, Ivry-sur-Seine
- BIL : Biomedical Imaging Lab, Bio-imaging Consortium, Agency for Science, Technology and Research - Singapore
- Creatis : Université de Lyon; CNRS UMR5220; Inserm U630; INSA-Lyon
- IGM: Université Paris Est, Laboratoire d’informatique Gaspard-Monge, Equipe A3SI, ESIEE-Paris
- DCU : Dublin City University - Dublin
- LKEB : Division of Image Processing (LKEB), Department of Radiology, Leiden University Medical Center- Leiden, Netherlands

	IRCCI	Siemens	LIF_ESME	BIL	Creatis	IGM	DCU	LKEB
Ischémie (n=4)	1,8	2	1,3	1	2,5	2	3,5	1,1
Hypertrophie (n=4)	2,8	1,8	1	1,5	2,8	1,5	2,8	1,8
Insuffisance Cardiaque (n=4)	2	1,5	1,3	1,3	2,8	1,3	3,3	1,6
Sains (n=3)	1,8	2	1,2	1,3	3,5	2	3	1,7
Moyenne (n=15)	2,1	1,8	1,2	1,3	2,8	1,6	3,1	1,5

Tableau 4 Classement à partir d’une appréciation visuelle pour les 8 méthodes - base de validation.

4.1.2 Résultats sur la base « online »

Lors du congrès MICCAI, la base de données constituée des 15 sujets de la base « online » a été segmentée et évaluée dans les conditions du Challenge. Ces 15 études devaient être segmentées en trois heures avec un algorithme demandant le moins d’interactions manuelles possible et bien sûr sans connaître l’expertise. Les figures 44, 45 et 46 montrent le classement des participants à l’issue du Challenge sur la base « online », en prenant comme critères :

- 1) le pourcentage des « bons contours », défini comme le pourcentage de contours ayant une DPM moyenne inférieure à 4 mm ;
- 2) la métrique de Dice ;
- 3) la distance perpendiculaire moyenne.

Pour le calcul des trois critères, les résultats obtenus sur l'endocarde en télédiastole et en téléstole et sur l'épicarde en télédiastole sont moyennés.

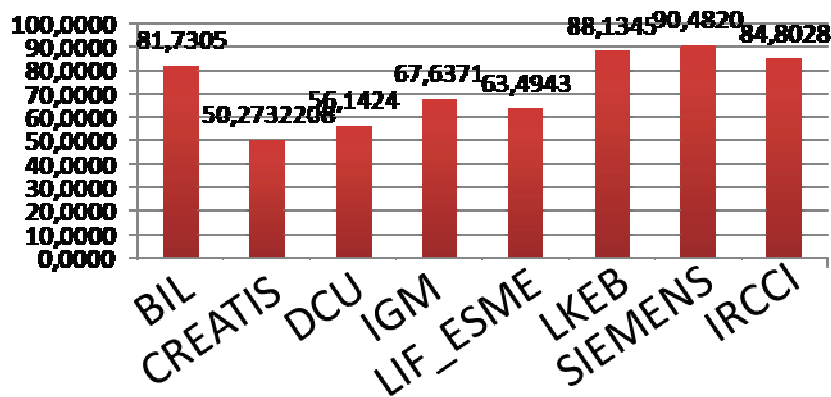


Figure 44 Classement lors du Challenge MICCAI : % de « bons contours » sur la base « online »

Source : Résultats du Challenge MICCAI fournis par les organisateurs

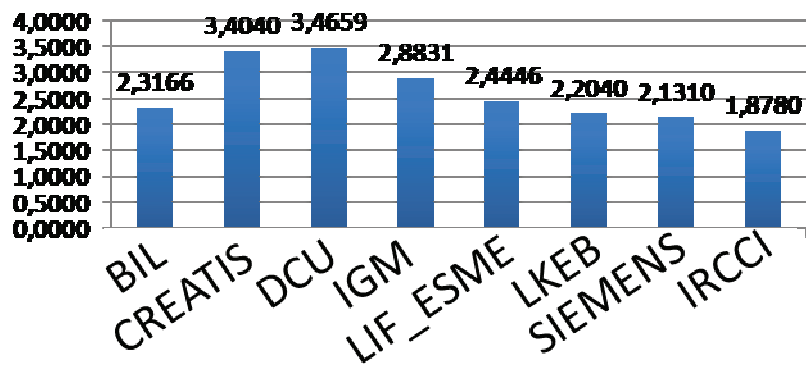


Figure 45 Classement lors du Challenge MICCAI : DPM en mm sur la base « online »

Source : Résultats du Challenge MICCAI fournis par les organisateurs

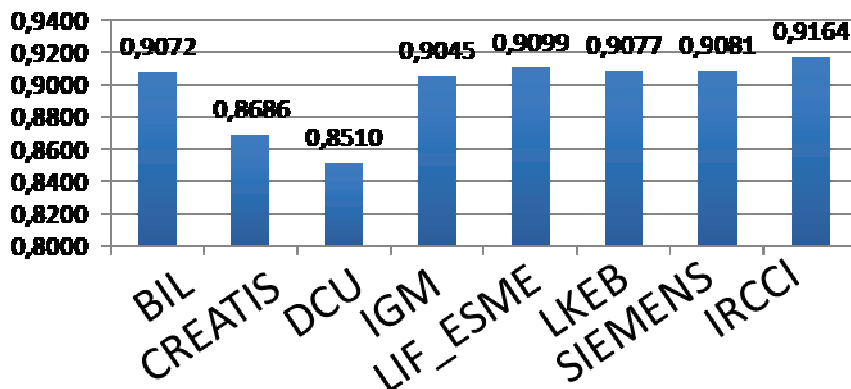


Figure 46 Classement lors du Challenge MICCAI : métrique de Dice sur la base « online »

Source : Résultats du Challenge MICCAI fournis par les organisateurs

Seuls ces trois critères ont été retenus pour le classement final (moyenne des rangs), reproduit sur le tableau 5.

	<i>Rang sur le % de Bons Contours</i>	<i>Rang sur l'DPM</i>	<i>Rang sur la DM</i>	<i>Moyenne des rangs</i>	<i>Classement final</i>
<i>IRCCI</i>	3	1	1	1,7	1
<i>Siemens</i>	1	2	3	2	2
<i>LKEB</i>	2	3	5	3,3	3
<i>BIL</i>	4	4	4	4	4
<i>LIF-ESME</i>	6	5	2	4,3	5
<i>IGM</i>	5	6	6	5,7	6
<i>CREATIS</i>	8	7	7	7,3	7
<i>DCU</i>	7	8	8	7,7	8

Tableau 5 Classement final lors du Challenge MICCAI des différentes méthodes - base « online ».

4.1.3 Discussion

Les coupes à segmenter et les instants de télédiastole et de télésystole ont été donnés *a priori* pour les trois bases. Il n'y donc pas eu besoin de se focaliser sur l'estimation de ces paramètres. Pour les bases « d'apprentissage » et de validation, le pourcentage élevé de bons contours obtenu par notre méthode s'explique par la reprise sur les contours, une fois la première segmentation effectuée. En effet, la première partie du Challenge n'imposait aucune limitation du nombre d'interactions manuelles pour la segmentation. L'évaluation visuelle sur la base de validation nous a placés en première position dans cette partie du Challenge avec comme seule remarque une mauvaise segmentation pour certaines coupes basales, là où apparaît l'oreillette gauche. Cette remarque a été faite à l'ensemble des participants.

Pour la base « online », les conditions du Challenge m'ont obligé à modifier le fonctionnement de l'algorithme, ce qui s'est fait au détriment de qualité des contours. Sur les 8 participants finaux (7 si on exclut les organisateurs) l'algorithme a obtenu la 5^{ème} place (4^{ème} place en excluant les organisateurs) suivant les critères retenus par les organisateurs. Cependant, une des conditions initialement imposée pour le Challenge était d'avoir une méthode de segmentation avec le moins d'interactions possible lors de la segmentation de la base « online ». Alors que j'avais modifié l'algorithme afin de respecter cette règle, cet aspect n'a pas été pris en compte lors de l'évaluation finale. De plus, la segmentation des piliers et l'estimation de deux critères cliniques supplémentaires

(la FE et le MVG) étaient demandées mais ces éléments n’ont jamais été pris en compte pour le classement. Pour la méthode qui autorise la reprise des contours utilisée sur les bases « d’apprentissage » et de « validation », le nombre d’interactions a été de $2xNxP+K$ (N étant le nombre de coupes, P le nombre de patients et K le nombre de reprises manuelles). Pour son adaptation à la base « online », ce nombre d’interactions a été réduit à $2xP$.

En conclusion, les résultats sont très satisfaisants sur les bases « d’apprentissage » et de « validation » ; cependant il faut souligner que le calcul de la DPM et de la DM ne s’effectuent que sur les bons contours (et ceci pour toutes les phases du Challenge), ce point inciterait à recalculer ces critères sur la totalité des contours. La dégradation des performances de l’algorithme sur la base « online » est essentiellement due à la réduction du nombre d’interactions. Pour ces raisons, l’ensemble de cette base a été repris de façon systématique sans limiter le nombre d’interactions, les résultats étant présentés dans le paragraphe suivant.

4.2 Utilisation de la méthode semi-automatique sur la base des 45 patients

4.2.1 Résultats sur les critères d’imagerie

Dans ce qui suit, les résultats sont présentés en considérant la segmentation manuelle procurée par les organisateurs du Challenge MICCAI comme la segmentation de référence. Comme indiqué précédemment, les critères de la DPM et de Dice ont été estimés grâce au programme d’évaluation fourni par les organisateurs du Challenge MICCAI, qui calcule ces paramètres uniquement sur les « bons contours ». Les figures 47 et 48 présentent le nombre de « mauvais contours » par patient, (contours pour lesquels la DPM moyenne est supérieure à 4 mm) sur les 45 patients de la base.

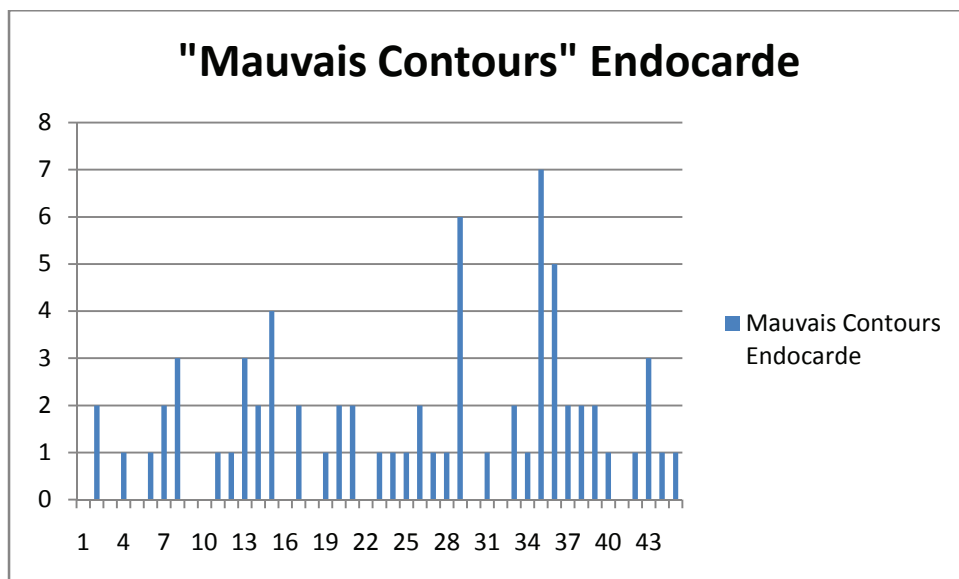


Figure 47 Nombre de « mauvais contours » pour l’endocarde (diastole et systole) par patient.

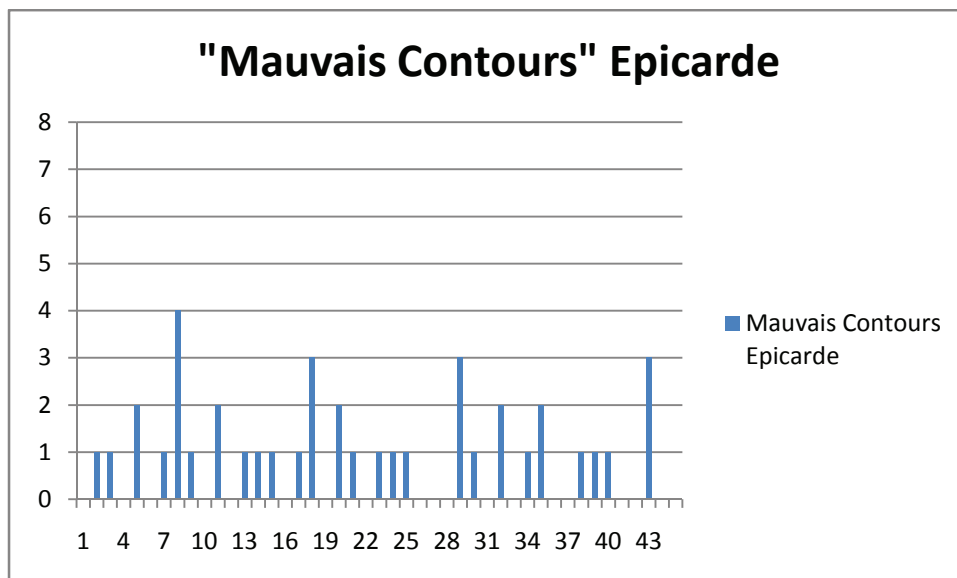


Figure 48 Nombre de « mauvais contours » pour l'épicarde (diastole) par patient.

Les figures 49 et 50 montrent les critères d'imagerie (DPM, DM) obtenus pour les 45 sujets de la base MICCAI, en séparant là aussi les résultats obtenus pour l'endocarde et l'épicarde, mais en considérant pour l'endocarde à la fois la diastole et la systole.

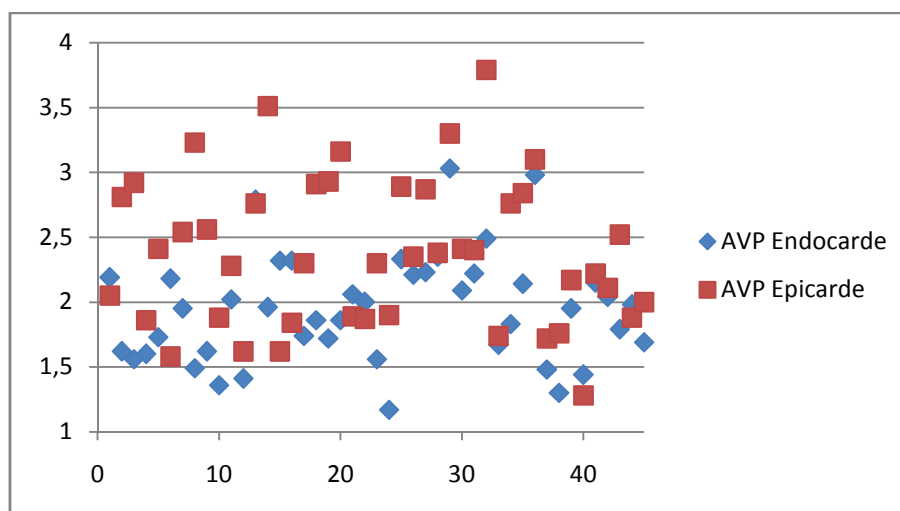


Figure 49 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) par patient (Diastole & systole pour l'endocarde – diastole pour l'épicarde).

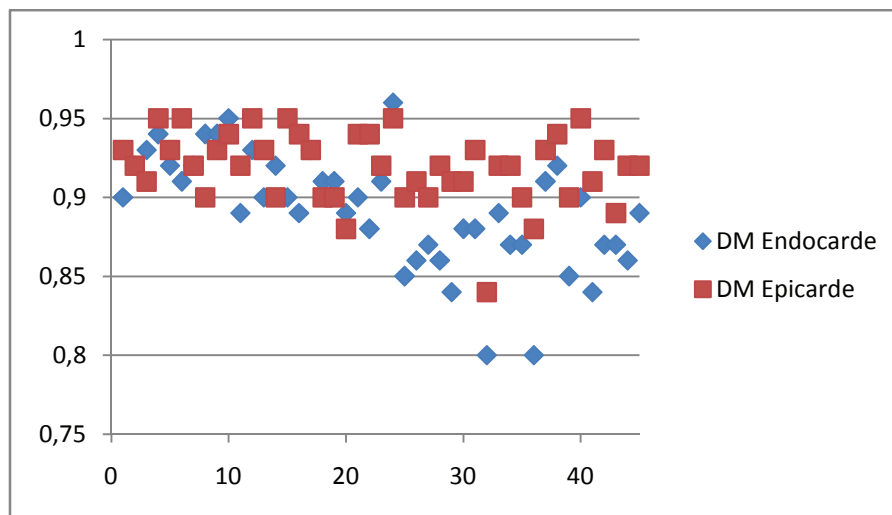


Figure 50 Métrique de Dice par patient
(Diastole & systole pour l'endocarde – diastole pour l'épicarde)

La distance perpendiculaire moyenne (DPM) est de $1,94 \pm 0,42$ mm pour l'endocarde et de $2,38 \pm 0,57$ mm pour l'épicarde. La métrique de Dice moyenne est de $0,89 \pm 0,04$ pour l'endocarde et de $0,92 \pm 0,02$ pour l'épicarde. Les figures qui suivent présentent ces résultats par groupe de pathologies, à savoir :

- les sujets avec ischémie cardiaque ;
- les sujets avec insuffisance cardiaque non ischémique ;
- les sujets hypertrophiques ;
- les sujets sains.

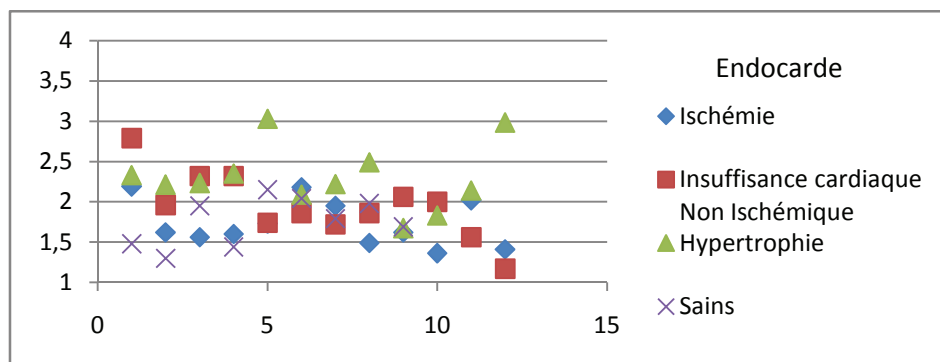


Figure 51 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) pour l'endocarde par pathologie.

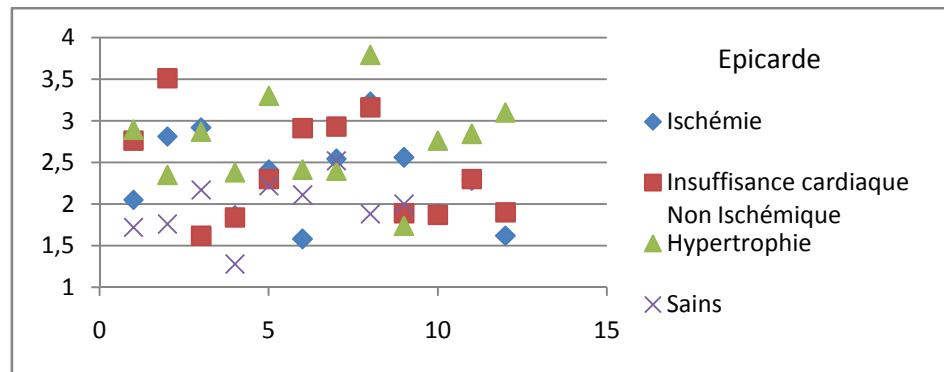


Figure 52 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) pour l'épicarde par pathologie.

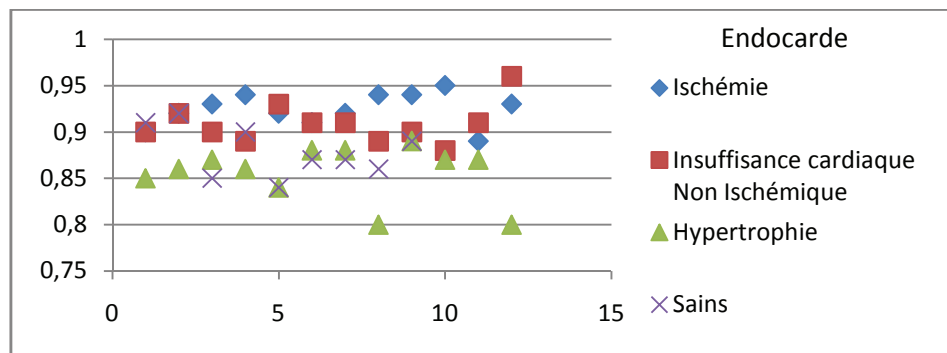


Figure 53 Métrique de Dice pour l'endocardie par pathologie.

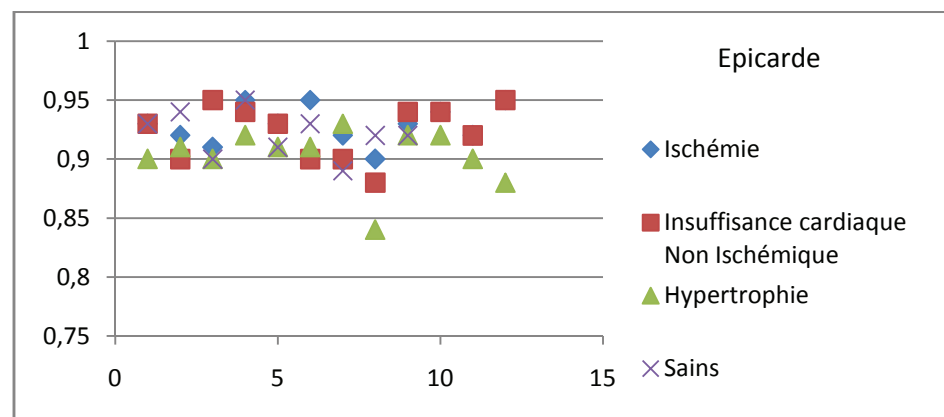


Figure 54 Métrique de Dice pour l'épicarde par pathologie.

La distance perpendiculaire moyenne (DPM) par pathologie est de :

- $1,73 \pm 0,29$ mm pour l'endocardie et $2,31 \pm 0,53$ mm pour l'épicarde pour les sujets ischémiques ;
- $1,95 \pm 0,41$ mm pour l'endocardie et $2,42 \pm 0,62$ mm pour l'épicarde pour les sujets souffrant d'insuffisance cardiaque non ischémique ;
- $2,03 \pm 0,4$ mm pour l'endocardie et $2,74 \pm 0,53$ mm pour l'épicarde pour les sujets hypertrophiques ;
- $1,76 \pm 0,3$ mm pour l'endocardie et $1,96 \pm 0,35$ mm pour l'épicarde pour les sujets sains.

La métrique de Dice moyenne (DM) par pathologie est de :

- $0,92\pm 0,02$ pour l'endocarde et $0,93\pm 0,01$ pour l'épicarde pour les sujets ischémiques ;
- $0,91\pm 0,02$ pour l'endocarde et $0,92\pm 0,02$ pour l'épicarde pour les sujets souffrant d'insuffisance cardiaque non ischémique ;
- $0,85\pm 0,03$ pour l'endocarde et $0,90\pm 0,02$ pour l'épicarde pour les sujets hypertrophiques ;
- $0,88\pm 0,03$ pour l'endocarde et $0,92\pm 0,02$ pour l'épicarde pour les sujets sains.

Les figures 55 à 57 illustrent les analyses statistiques (ANOVA, Student) faites sur le pourcentage de « bons contours », la distance perpendiculaire moyenne et la métrique de Dice, pour les contours endocardiques en fonction du groupe de sujets. Le groupe pour lequel les critères sont les moins performants est celui des sujets hypertrophiques. Le tableau 6 regroupe les différences entre les différents groupes de sujets et leur significativité statistique sur les trois critères en séparant les résultats obtenus pour l'endocarde et ceux obtenus pour l'épicarde. Une analyse analogue a été faite pour les contours épicaudiques comme le montrent le tableau 6 et la figure 58 sur les « bons contours » épicaudiques. Si les différences significatives sont nombreuses dans ce cas, la tendance générale sur les trois critères indique également que les performances sont moindres pour le groupe de sujets hypertrophiques. Les différences significatives sur la métrique de Dice entre les sujets sains et ischémiques ($p=0,0001$) et entre les sujets sains et non-ischémiques à insuffisance cardiaque ($p=0,0087$) sont liées au fait que la systole n'a pas été séparée de la diastole pour l'évaluation, ce qui introduit un effet taille, discuté dans le § 4.2.3.

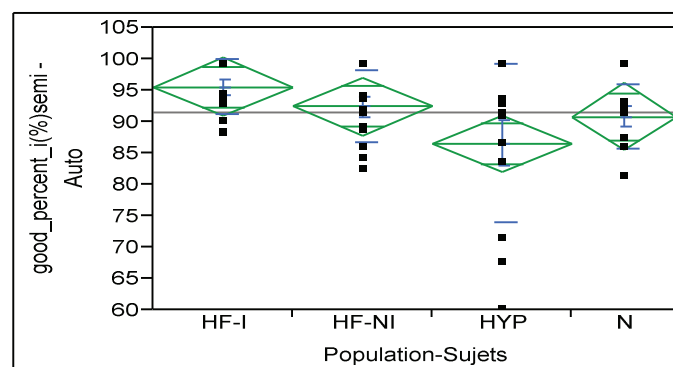


Figure 55 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » endocardiques par groupe de pathologie
Le losange vert représente la moyenne et l'écart-type

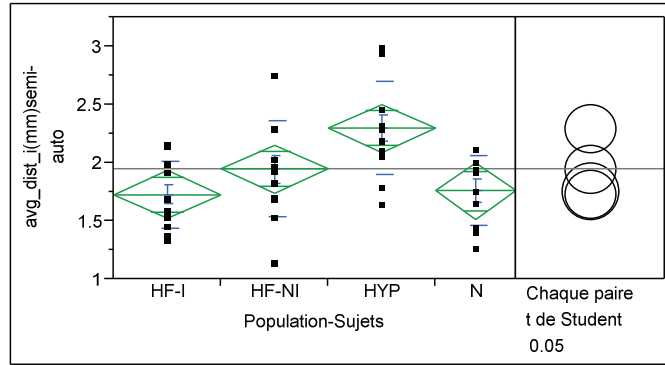


Figure 56 Analyse statistique : DPM pour l'endocarde par groupe de pathologie

Le losange vert représente la moyenne et l'écart-type

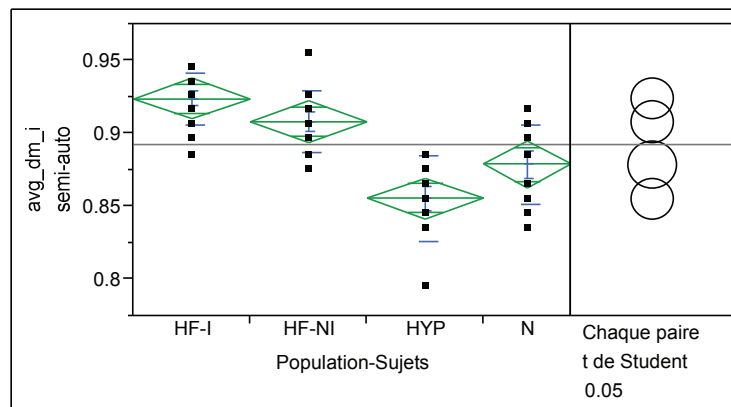


Figure 57 Analyse statistique : DM pour l'endocarde par groupe de pathologie

Le losange vert représente la moyenne et l'écart-type

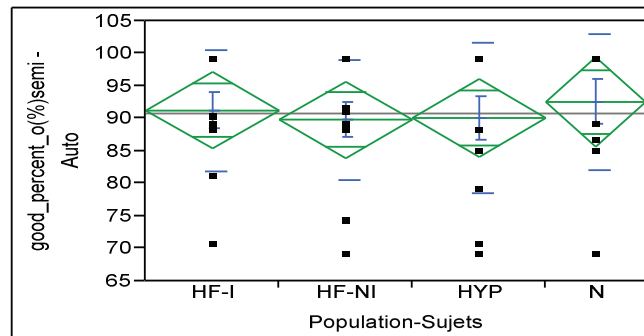


Figure 58 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » épicaudiques par pathologie

Le losange vert représente la moyenne et l'écart-type

ALGORITHME SEMI-AUTOMATIQUE	Endocarde (grp1/grp2 : différence +2 fois écart-type de la différence)	Epicarde (grp1/grp2 : différence +2 fois écart-type de la différence)
DPM	<i>HYP/HF-I : 0,57±0,14 mm (p=0,0003)</i> <i>HYP/N : 0,53±0,15 mm (p=0,0014)</i> <i>HYP/HF-NI : 0,35±0,14 mm (p=0,0208)</i>	<i>HYP/N : 0,77±0,23 mm (p=0,0018)</i>
Dice	<i>HF-I/HYP : 0,06±0,0009 (p<0,0001)</i> <i>HF-NI/HYP : 0,052±0,0009 (p<0,0001)</i> <i>HF-I/N : 0,045±0,010 (p=0,0001)</i> <i>HF-NI/N : 0,029±0,010 (p=0,0087)</i> <i>N/HYP : 0,023±0,010 (p=0,0367)</i>	<i>HF-I/HYP : 0,025±0,008 (p=0,0043)</i> <i>HF-NI/HYP : 0,02±0,008 (p=0,0240)</i>
% Bons contours	<i>Aucune différence significative entre les groupes</i>	<i>Aucune différence significative entre les groupes</i>

Tableau 6 Différences statistiques significatives entre les groupes de sujet sur le % de bons contours, la DPM et la DM.

4.2.2 Résultats sur les critères cliniques

Pour avoir une évaluation plus complète, le logiciel d'évaluation « SegComp » défini au sein du groupe MedIEval a été utilisé afin d'évaluer la segmentation semi-automatique sur quatre critères cliniques (les volumes télédiastolique et télésystolique, la fraction d'éjection et la masse myocardique). La différence fondamentale par rapport à l'évaluation du Challenge MICCAI est que ce logiciel prend en compte tous les contours, même ceux pour lesquels la DPM est supérieure à 4 mm. Les figures 59 à 62 comparent les résultats obtenus sur ces quatre critères cliniques (VTD, VTS, FE, MVG) pour l'ensemble des sujets. Les résultats sont présentés en considérant la segmentation manuelle procurée par les organisateurs du Challenge MICCAI comme la segmentation de référence.

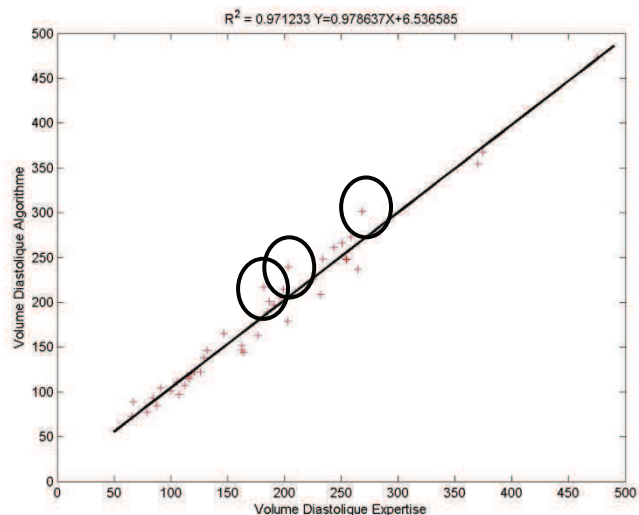


Figure 59 Corrélation entre le VTD estimé par l'algorithme semi-automatique et celui estimé par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

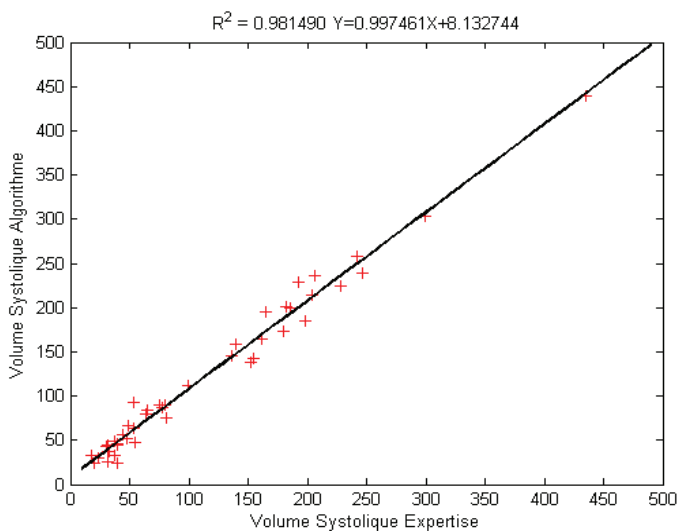


Figure 60 Corrélation entre le VTS estimé par l'algorithme semi-automatique et celui estimé par l'expert.
Il n'y a pas de valeurs aberrantes.

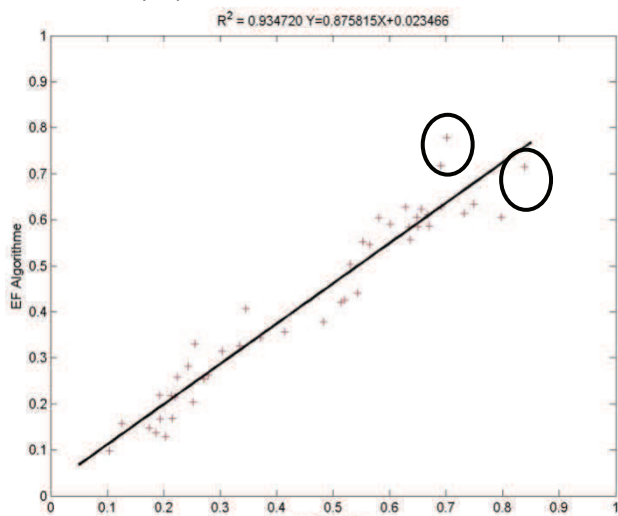


Figure 61 Corrélation entre la FE estimée par l'algorithme semi-automatique et celle estimée par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

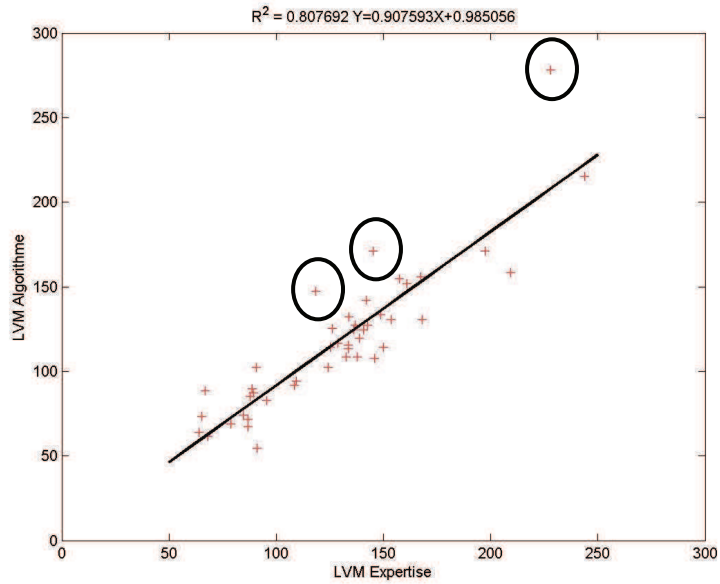


Figure 62 Corrélation entre la MVG estimée par l’algorithme semi-automatique et celle estimée par l’expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

Le tableau 7 indique l’équation de la droite de la régression linéaire et le coefficient de corrélation obtenus pour le volume télédiastolique (VTD), le volume télésystolique (VTS), la fraction d’éjection (FE) et la masse ventriculaire gauche (MVG) ainsi que la moyenne des différences, et le nombre de cas « aberrants » se situant à l’extérieur de la moyenne ± 2 fois l’écart-type, définis par l’approche de Bland-Altman. La moyenne et l’écart-type des valeurs obtenues avec la méthode semi-automatique sur l’ensemble des patients sont également indiqués.

	VTD	VTS	FE	MVG
REG. LINEAIRE	$y=0,97x+6,53$	$y=0,99x+8,13$	$y=0,87x+0,02$	$y=0,90x+0,98$
R^2	0,97	0,98	0,93	0,81
Moyenne des différences	2,64 mL	7,84 mL	0,02	2,18 g
Moyenne \pm Ecart-type des résultats obtenus par la méthode semi automatique	181,93\pm14,92 mL	111,40\pm19,65 mL	0,46\pm0,04	131,44\pm20,76 g
Cas « aberrants »	3	0	2	3

Tableau 7 Résultats sur la base de données MICCAI : Méthode semi-automatique vs Référence

4.2.3 Discussion

8,63% des 805 coupes endocardiques sont classées en « mauvais contours ». 9,15% des 420 coupes épiscopardiques sont considérés comme des « mauvais contours ». Les résultats du Challenge MICCAI ont montré que notre premier algorithme automatisé avait un pourcentage de mauvais contours égal à 37,5%. Avec la version semi-automatique le pourcentage de mauvais contours est équivalent à ceux trouvés par les meilleures équipes du Challenge MICCAI, sur la base « online ».

De façon générale, la distance perpendiculaire moyenne est en général plus petite pour l'endocarde que pour l'épicarde, que ce soit pour les trois types de pathologies ou pour les sujets sains. Les plus grandes DPM ont été détectées pour des sujets hypertrophiques (DPM de 3,03 mm pour l'endocarde et DPM de 3,93 mm pour l'épicarde). Pour ces mêmes patients ont été obtenues les plus petites DM (0,80 pour l'endocarde et 0,87 pour l'épicarde). Les résultats par groupe de pathologie mettent en évidence les limites de la métrique de Dice si elle n'est pas couplée avec une autre mesure de comparaison (telle la DPM). En effet, sur les figures 53 et 54 illustrant les métriques de Dice on n'observe que peu de différences entre sujets. Or, sur les figures 51 et 52 qui représentent la DPM, on perçoit une augmentation de cette mesure, en particulier pour les cas hypertrophiques. Ces constatations m'ont poussé à étudier la corrélation entre ces deux paramètres. La figure 63 montre la corrélation entre la DPM et la DM pour l'endocarde d'une part et pour l'épicarde d'autre part. Dans les deux cas, nous retrouvons une corrélation élevée ($r^2 > 0,6$). Plus la DM est proche de 1 (contour segmenté proche de l'expertise), plus la DPM est petite.

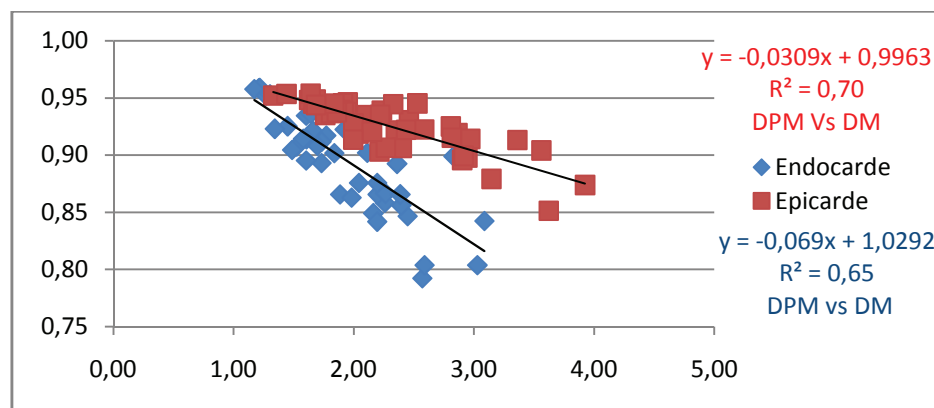


Figure 63 Corrélation entre la DM et la DPM (en mm) pour l'endocarde et l'épicarde.

Cette comparaison montre une différence de pente entre l'endocarde et l'épicarde. Ceci nous amène à supposer que la DM dépend de la taille de l'objet. Cette dépendance peut en fait facilement se montrer sur un cas simple. La figure 64 illustre deux carrés A_1 et A_2 de côté a , situés à une distance perpendiculaire moyenne de k l'un de l'autre. L'aire A_{12} du carré qui est l'intersection des deux carrés précédents vaut $(a-k)^2$. Dans ce cas, la métrique de Dice s'écrit :

$$DM = 2.A_{12} / (A_1 + A_2) = 2(a-k)^2 / 2a^2 = (1-k/a)^2 = 1 - 2k/a + 4k^2/a^2$$

Si on suppose que $(k/a)^2 \ll k/a$ alors on obtient :

$$DM \sim 1 - 2k/a$$

Donc la DM est effectivement liée à la DPM de façon linéaire. Si k est constant, plus a est grand plus la DM est proche de 1. Ceci explique que la pente de la droite de corrélation pour l'endocarde soit en valeur absolue plus grande que la pente obtenue pour l'épicarde puisque la surface de l'endocarde est toujours inférieure à celle de l'épicarde. Cette tendance se renforce par le fait de ne pas avoir séparé la diastole et la systole, puisque le contour endocardique en systole a une surface encore plus petite qu'en diastole. C'est pourquoi il reste donc nécessaire de coupler la métrique de Dice (car très utilisée dans la littérature) avec une autre mesure de distance entre structures afin de pouvoir évaluer la segmentation. La distance perpendiculaire moyenne est un critère qui semble pertinent.

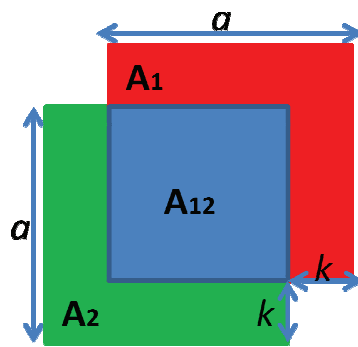


Figure 64 Schéma pour expliquer la dépendance de la métrique de Dice à la taille de l'objet.

L'estimation sur le contour endocardique donne en général de très bons résultats.

Les 3 cas « aberrants » sur les volumes diastoliques (Tableau 7, figure 59) sont dus à un mauvais filtrage des coupes apicales qui donne une surexpansion du contour endocardique et donc une surestimation des volumes. Ces trois cas sont en fait des surestimations qui sont observées dans le cas des volumes diastoliques pour un patient hypertrophique (VTD : 217 mL (algorithme) vs **181 mL (Expertise)**), un patient ischémique (VTD : 293 mL (algorithme) vs **203 mL (Expertise)**) et un patient souffrant d'insuffisance cardiaque non-ischémique (VTD: 301 mL (algorithme) vs **268 mL (Expertise)**). Les deux cas discordants pour la fraction d'éjection (Tableau 7, figure 61) sont dus à une sous-estimation des volumes diastoliques et systoliques pour un patient hypertrophique (FE : 0,62 (algorithme) vs **0,78 (Expertise)**) d'une part et une surestimation des volumes diastoliques pour un patient sain (FE : 0,63 (algorithme) vs **0,48 (Expertise)**) d'autre part. Les trois cas aberrants pour la MVG (Tableau 7, figure 62) sont deux sujets hypertrophiques et un sujet sain pour lesquels les contours épicaudiques ont été surestimés à cause du masque, qui n'était pas adapté, résultant en une surestimation de la masse myocardique. L'estimation du contour épicaudique nécessite encore des améliorations. Cela est principalement dû au faible contraste entre le myocarde et les structures

voisines. Le masque défini en fonction du contour endocardique est une solution simple qui a permis de contraindre l'expansion du contour épicaudique au-delà du myocarde. Le paramétrage adéquat des dimensions du masque (définissant les bords interne et externe) est nécessaire à la segmentation de l'épicarde. Malgré ce paramétrage, la détection reste parfois difficile.

Dans son ensemble la segmentation semi-automatique donne des résultats satisfaisants avec un nombre d'interactions réduit à 2 points par coupe pour définir une région d'intérêt autour du VG et une reprise possible des contours par la modification du paramètre de filtrage ou celle des paramètres du GVF-Snake et du masque pour la segmentation épicaudique. Ma participation au Challenge MICCAI m'a permis de tester la performance de cet algorithme sur 15 patients en temps limité. Pour cela, j'ai réduit considérablement le nombre d'interactions et j'ai modifié rapidement mon algorithme de segmentation sur l'épicarde en fixant des paramètres du masque et définissant un volume d'intérêt pour l'ensemble des sujets. Ces modifications ont dégradé mes résultats par rapport à l'algorithme semi-automatique original puisque il n'y avait pas de contrôle sur la segmentation de l'épicarde ni de possibilité de reprise de contours ; enfin la ROI étant fixée de façon uniforme pour toutes les coupes, des régions apicales pouvaient être largement surdimensionnées et conduire à une surestimation des contours. Ce sont ces défauts que la méthode automatique a cherché à corriger.

4.3 Conclusion

La version semi-automatique donne des résultats très satisfaisants dans l'ensemble. Le fait de pouvoir reprendre les contours est un gage de qualité des résultats. Ma participation au Challenge MICCAI m'a permis de tester les performances de cet algorithme dans des conditions particulières avec des critères cliniques et des critères d'imagerie que j'ai conservés pour évaluer la suite de mon travail. Il est à noter que pour le Challenge, ces critères n'ont pas été calculés sur la totalité des contours fournis par l'algorithme mais que sur les « bons contours ». C'est pourquoi j'ai aussi effectué une évaluation en prenant en compte tous les contours. Les critères d'imagerie fournissent une information coupe à coupe alors que les critères cliniques choisis fournissent une évaluation globale par patient. Parfois la différence entre deux niveaux de coupe se compense et on ne peut pas s'en apercevoir en ne regardant que les paramètres globaux. Le nombre d'interactions avec la méthode semi-automatique reste élevé. C'est pourquoi j'ai développé une version complètement automatisée qui ne nécessite aucune interaction et dont les résultats sont présentés dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 5 : Evaluation supervisée de la méthode de segmentation automatique

Ce chapitre porte sur l'évaluation supervisée des résultats obtenus sur la segmentation du ventricule gauche avec l'approche entièrement automatisée qui n'autorise aucune reprise manuelle des contours. La base de données considérée est la base du Challenge MICCAI.

Les résultats portent :

- 1) sur la définition des régions d'intérêt, extraites de façon entièrement automatique ;
- 2) sur les critères d'imagerie retenus par le Challenge MICCAI (**EnLigne3**) :
 - la distance perpendiculaire moyenne (DPM ou AVP en anglais),
 - le pourcentage de « bons contours », défini comme le pourcentage de contours ayant une DPM moyenne inférieure à 4 mm,
 - la métrique de Dice (MD ou DM en anglais) ;
- 3) sur les critères cliniques suivants :
 - les volumes télédiastolique et télésystolique (VTD, VTS),
 - la fraction d'éjection (FE),
 - la masse ventriculaire gauche (MVG).

5.1 Résultats concernant l'automatisation de la ROI autour du ventricule gauche

Dans ce paragraphe je présente les résultats sur la région d'intérêt estimée de façon entièrement automatique. Dans un premier temps, je présente les résultats sur l'estimation de la ROI autour de la région cardiaque puis je donne les résultats obtenus pour la ROI autour du ventricule gauche avec les critères d'homogénéité et de continuité 3D (via la projection d'intensité maximale (MIP)) que j'ai présentés au congrès Computing in Cardiology (Constantinides, et al., 2010). Enfin, je montre les résultats obtenus avec le critère qui combine le critère d'homogénéité avec un suivi 3D.

5.1.1 Résultats

Pour évaluer la qualité des régions d'intérêt estimées de façon entièrement automatique, une évaluation visuelle a été effectuée. Un score a été attribué à la région d'intérêt autour de la structure cardiaque, à la région d'intérêt autour du ventricule gauche, et au contour estimé par l'algorithme. Pour cette analyse visuelle, les scores attribués ont été les suivants :

- **-1** si la ROI (ou le contour) se situe autour d'une structure autre que la structure voulue (structure cardiaque et ventricule gauche) ;
- **0** si la ROI (ou le contour) est de taille trop petite ;
- **1-** si la ROI (ou le contour) se situe bien autour du ventricule gauche mais exclut une petite partie ;
- **1** si la ROI (ou le contour) est satisfaisante (ROI ni trop grande ni trop petite ; contour qui englobe la totalité du ventricule, sans exclusion d'une partie ni inclusion de structures supplémentaires) ;
- **1+** si la ROI (ou le contour) est légèrement trop grande ;
- **2** si la ROI (ou le contour) est trop grande.

La figure 65 illustre un exemple de notation. Sur la figure de gauche, le rectangle vert (délimitant la structure cardiaque) englobe non seulement le cœur mais bien d'autres structures. On lui attribue donc une note de **2**. Le rectangle bleu est autour du ventricule gauche et englobe aussi une partie du ventricule droit ainsi que du poumon du côté droit. Pour cette ROI on va donc attribuer un score de **1+**. Finalement, le contour en rouge est bien sur le ventricule gauche mais est légèrement en surexpansion sur la partie antéro-septale. On lui attribue donc une note de **1+** également. Sur la figure de droite, la note attribuée au rectangle vert (délimitant la structure cardiaque) sera de **2**. Le rectangle bleu est cette fois-ci centré sur le ventricule droit : un score de **-1** lui est attribué. De même, le contour étant celui du VD, un score de **-1** lui est également attribué.

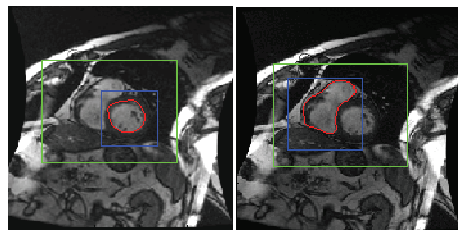


Figure 65 Réussite (à gauche) et échec (à droite) de la localisation et de la segmentation du VG

Le tableau 8 montre les résultats de l'évaluation visuelle obtenus pour les ROI autour du cœur et du ventricule gauche ainsi que les résultats de l'évaluation visuelle sur les segmentations.

La première colonne donne les résultats sur la ROI autour du cœur.

Les colonnes 2 à 4 montrent les résultats sur la ROI autour du ventricule gauche suivant les trois critères utilisés pour le choix de la région, les colonnes 5 à 7 donnent les résultats sur la segmentation suivant également les trois critères utilisés pour le choix des régions.

Au total 420 coupes ont été évaluées en télédiastole.

La systole n'a pas été évaluée puisque la ROI qui a été utilisée pour la diastole a servi pour la systole. Aucune ROI tracée autour de la structure cardiaque n'a été mal placée. Autrement dit, on arrive toujours à localiser le cœur même si la ROI finale contient plus d'information que nécessaire (46% de ces régions ont été jugées trop grandes et ont obtenu un score de **2**).

Le pourcentage de ROI mal placées autour du ventricule gauche est de 2% avec la combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D. Le critère le moins performant sur la localisation du VG est le critère de projection d'intensité maximale (MIP) qui donne 33% de ROI mal placées. Il est suivi par le critère d'homogénéité avec 22% de ROI mal placées. De plus, le nombre de ROI autour du VG satisfaisantes notées à **1** passe de 30% avec le MIP à 86% avec la combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D. De même pour la segmentation, on passe de 28% de contours correctement placés autour du ventricule avec le critère MIP, à 65 % de contours corrects en considérant la combinaison de l'homogénéité et du suivi 3D. La diminution du nombre de ROI mal placées entraîne une réduction du nombre de segmentation mal placées. En effet, on passe de 41% de segmentations mal placées avec le critère MIP à 3% de segmentations mal placées avec la combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D. La figure 66 donne un exemple de segmentation avec la combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D.

		ROI Cœur	ROI LV (MIP)	ROI LV (Homogénéité)	ROI LV (Homogénéité & suivi 3D)	Segmentation (MIP)	Segmentation (Homogénéité)	Segmentation (Homogénéité & suivi 3D)
DIASTOLE	Mal placée (-1)	0 %	33 %	22 %	2 %	41 %	26 %	3 %
	Trop petite (0)	0 %	2 %	2 %	0 %	8 %	9 %	7 %
	Trop grande (2)	46 %	22 %	13 %	8 %	17 %	16 %	7 %
	Un peu trop petite (1-)	8 %	1,5%	3 %	3 %	2 %	4 %	15 %
	Un peu trop grande (1+)	32 %	4,5 %	9 %	1 %	4 %	4 %	3 %
	Correcte (1)	14 %	30 %	47 %	86 %	28 %	41 %	65 %
	Autre	0 %	7 %	4 %	0 %	0 %	0 %	0 %

Tableau 8 Evaluation visuelle des ROI et des segmentations définies de façon automatique

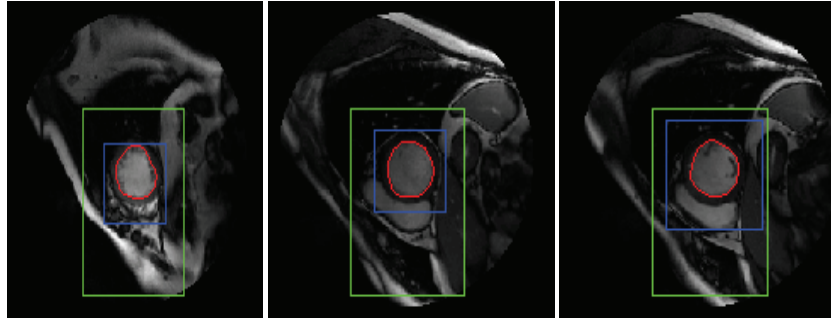


Figure 66 Localisation du cœur puis du ventricule gauche sur les trois niveaux de coupe (à gauche, basale ; au centre, médiane ; à droite, apicale) d'un même patient.

En vert, la localisation de la structure cardiaque. En bleu la ROI autour du ventricule gauche. En rouge, la segmentation de ce dernier.

Enfin, 7% des ROI autour du VG avec le critère MIP et 4% avec le critère d'homogénéité ont été jugées étant trop grandes d'un côté (incluant des structures indésirables) et trop petites de l'autre côté (excluant une partie du VG). Ce type de ROI, considérées dans la rangée « Autre » du tableau 8, disparaît une fois la combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D utilisée.

5.1.2 Discussion

L'automatisation du tracé des ROI sur le VG a donné des résultats satisfaisants avec au final seulement 9% des ROI jugées trop grandes (8% et 1% pour les deux notes **1+** et **2**) et 3% jugées trop petites. Il est préférable néanmoins d'avoir une ROI jugée trop grande plutôt que trop petite car si elle est trop petite il n'est plus possible d'avoir le ventricule en entier. Pour les 3% des coupes ayant une ROI jugée trop petite, la surface du ventricule a été sous-estimée car la ROI frôle les bords du ventricule. La plupart des ROI jugées trop grandes le sont à cause d'artefacts impossibles à éliminer. Cependant la localisation du cœur a été assurée à 100% et plus de 83% des segmentations ont été jugées satisfaisantes (scores 1-/1/1+ du tableau 8 cumulés).

Une fois le cœur localisé, la transformée de Hough a été utilisée pour localiser le ventricule gauche. Elle a été paramétrée avec des critères permettant de détecter des cercles concentriques sur l'image pour, encore une fois, éviter une éventuelle exclusion d'une partie du ventricule.

Après avoir détecté les cercles, trois méthodes distinctes ont été utilisées et évaluées afin de choisir au mieux le cercle correspondant au ventricule gauche. La première méthode a consisté à projeter les cercles de toutes les coupes selon un axe orthogonal aux coupes et à considérer la structure ayant la plus grande intensité cumulée comme la structure correspondant au cœur. Elle exploite la continuité 3D de l'information mais fait l'hypothèse que les cercles sont concentriques, ce qui n'est pas toujours vérifié. De plus, comme la transformée de Hough détecte aussi des cercles à l'extérieur

du ventricule cela peut conduire à un mauvais emplacement du point supposé être le centre du ventricule.

La deuxième méthode exploite l'homogénéité des niveaux de gris à l'intérieur du ventricule et opère coupe à coupe. Elle repose sur l'hypothèse que dans la cavité le niveau de gris est homogène et correspond à celui du sang, ce qui se traduit par un faible écart-type et une valeur moyenne élevée. En définissant comme critère le rapport entre la moyenne et l'écart-type des pixels à l'intérieur des cercles détectés par la transformée, on peut supposer que celui qui maximise le critère correspond au ventricule gauche. Même si cette méthode a donné de meilleurs résultats que la méthode de la projection d'intensité, dans certains cas les résultats ont été erronés à cause du fait que des structures sombres mais homogènes (le poumon par exemple) peuvent être sélectionnées par ce critère. Il existe aussi des cas où le cercle comprend l'ensemble de la structure cardiaque et d'autres cas où il englobe uniquement le VD.

Pour pallier ce problème, l'information 3D a été explicitement ajoutée grâce à un suivi des centres des cercles sur toutes les coupes (cf. chapitre 3, §3.1.3.2) et à l'extension du critère d'homogénéité, cumulé sur plusieurs coupes. Comme les résultats indiquaient que les coupes pour lesquelles la ROI était incorrecte (mal placée) avec la première méthode ne sont pas les mêmes que celles obtenues avec la deuxième méthode, la combinaison d'une véritable information 3D avec le critère d'homogénéité a permis d'améliorer largement ce point. De plus l'ajout d'une adaptation de la taille de la ROI sur le VG avec l'algorithme des k-moyennes fait que la ROI finale est mieux adaptée et ajustée aux dimensions de la cavité. Cette combinaison du critère d'homogénéité et du suivi 3D ainsi que le raffinement des ROIs par les k-moyennes fait que le nombre de ROIs jugées trop petites passe de 5% à 3% et celui des ROI jugées trop grandes passe de 22% à 9%. Cela a permis de passer à l'étape de segmentation avec une bonne initialisation. Les segmentations jugées surestimées ou sous-estimées le sont principalement en raison d'un mauvais filtrage (fig. 67).

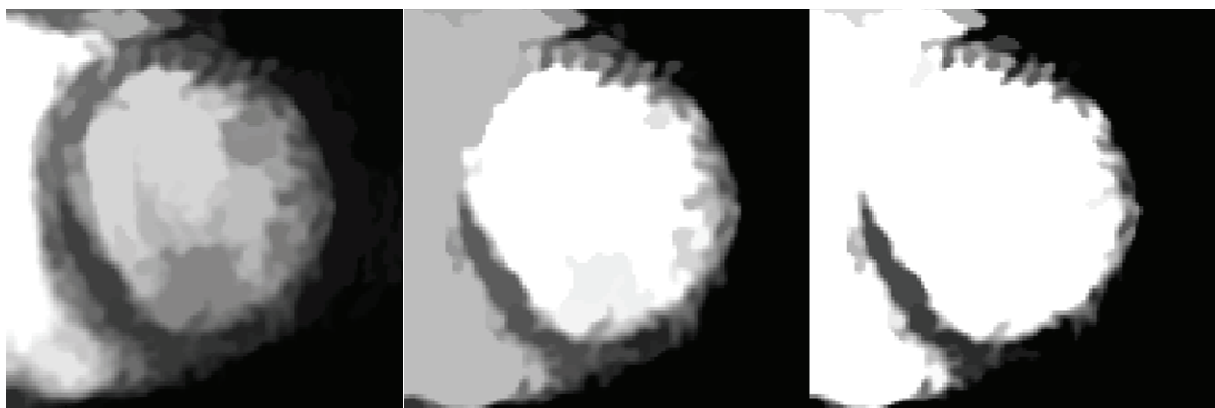


Figure 67 Effet du filtrage sur la cavité gauche

Cependant, la segmentation de l'endocarde est, en regroupant (1,1-,1+) correcte dans plus de 83% des cas lors d'une première évaluation visuelle en prenant les critères combinés. L'évaluation visuelle donne 34% de segmentations correctes avec le critère du MIP utilisé seul et 49% avec le critère d'homogénéité utilisé seul.

Ainsi, l'amélioration des ROI joue un rôle important sur la qualité de la segmentation. Certes, d'autres facteurs influencent cette segmentation (le paramétrage du GVF-Snake par exemple) mais le fait d'avoir une ROI estimée correctement résulte non seulement en un gain de temps, mais aussi en une meilleure segmentation.

5.2 Utilisation de la méthode automatique sur la base des 45 patients

5.2.1 Résultats sur les critères d'imagerie

Dans ce qui suit, les résultats de la méthode automatique sont présentés en considérant la segmentation manuelle procurée par les organisateurs du Challenge MICCAI comme la méthode de référence. Les figures 68 et 69 présentent le nombre de « mauvais contours » par patient, (contours pour lesquels la DPM moyenne est supérieure à 4 mm). Les figures 70 et 71 montrent les résultats obtenus avec les critères d'imagerie (DPM, DM) pour les 45 sujets de la base MICCAI en séparant les résultats obtenus pour l'endocarde et l'épicarde mais en considérant pour l'endocarde la diastole et la systole de façon globalisée.

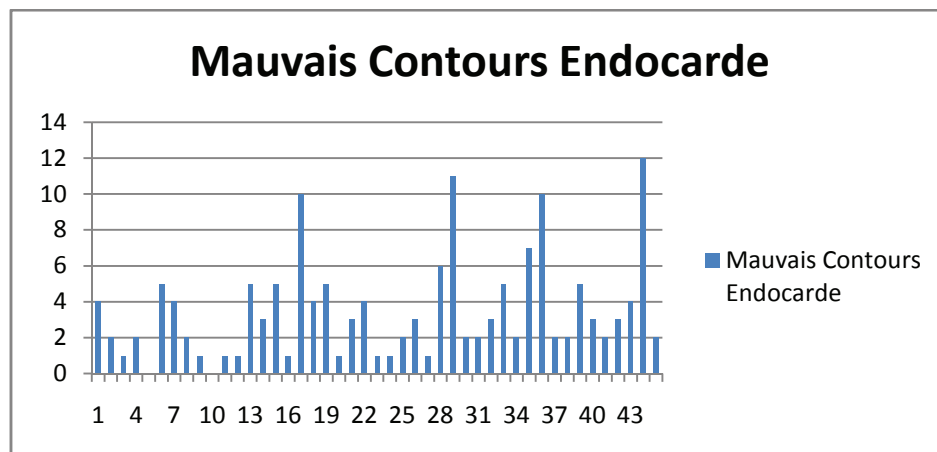


Figure 68 Nombre de mauvais contours pour l'endocarde (diastole et systole) par patient.

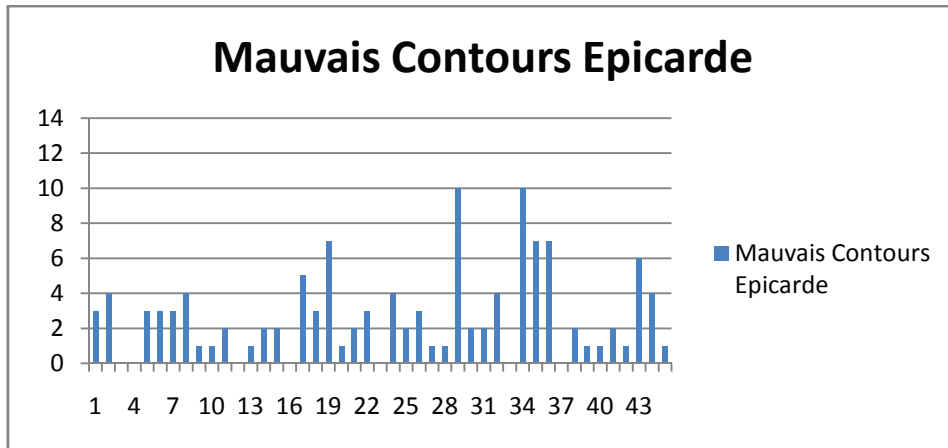


Figure 69 Nombre de mauvais contours pour l'épicarde (diastole) par patient.

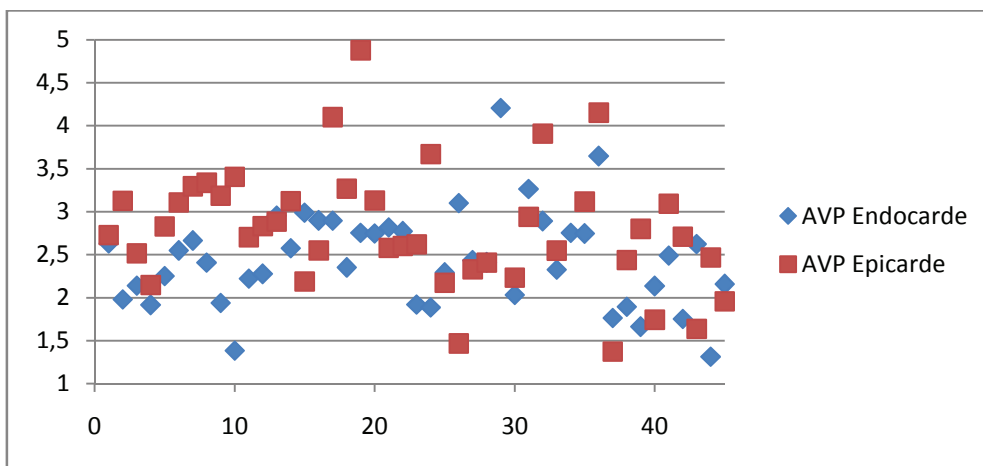


Figure 70 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) par patient (diastole & systole pour l'endocarde – diastole pour l'épicarde).

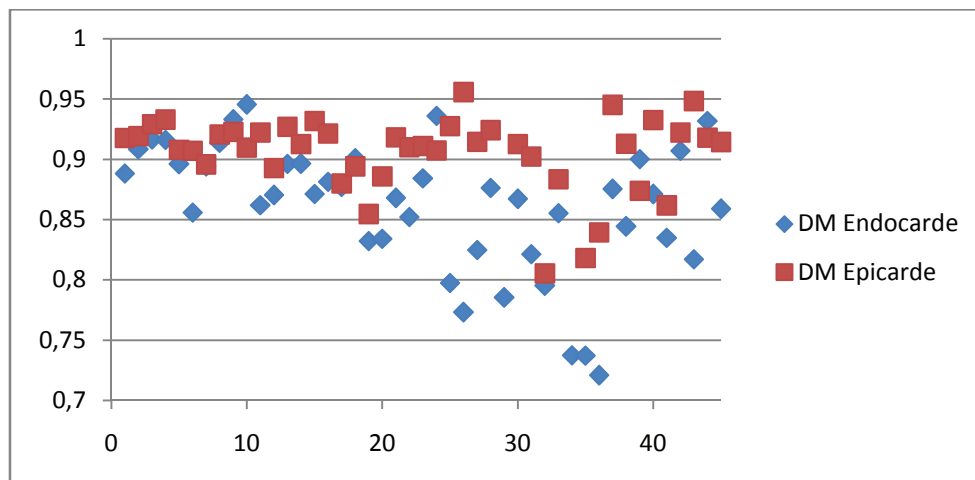


Figure 71 Métrique de Dice moyenne par patient (diastole & systole pour l'endocarde – diastole pour l'épicarde).

Pour les bons contours, la distance perpendiculaire moyenne (DPM) est de $2,43 \pm 0,55$ mm pour l'endocarde et de $2,79 \pm 0,71$ mm pour l'épicarde. La métrique de Dice moyenne est de $0,86 \pm 0,05$ pour l'endocarde et de $0,90 \pm 0,03$ pour l'épicarde. Les figures qui suivent présentent les résultats par groupe de pathologies.

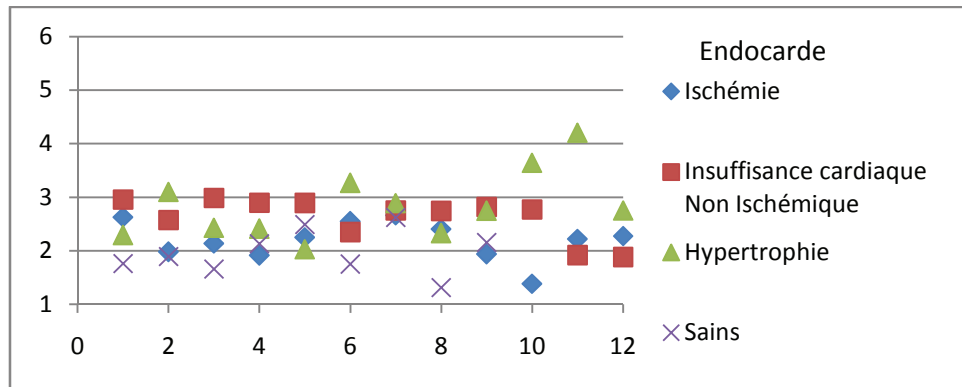


Figure 72 DPM (en mm) pour l'endocarde en fonction de la pathologie.

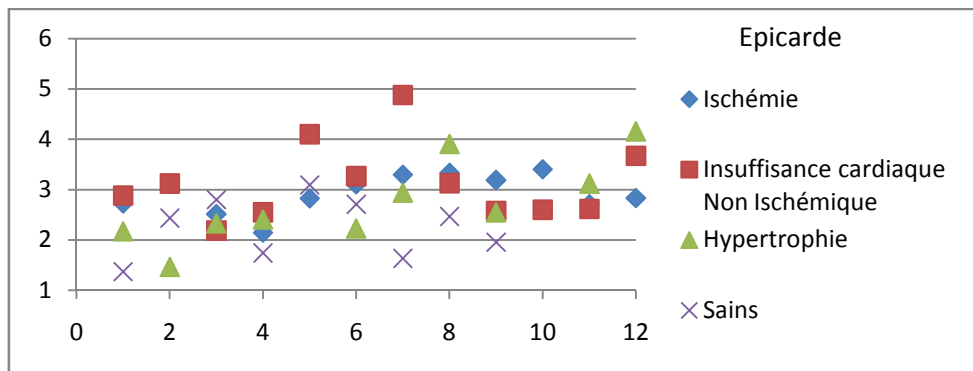


Figure 73 DPM (en mm) pour l'épicarde en fonction de la pathologie.

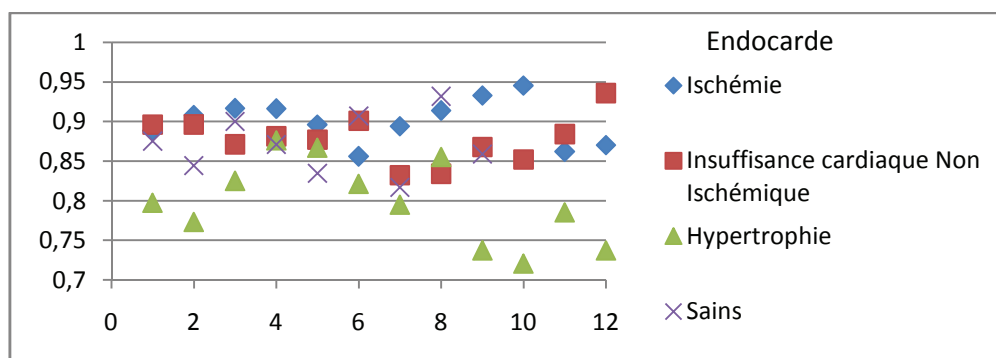


Figure 74 Métrique de Dice pour l'endocarde en fonction de la pathologie.

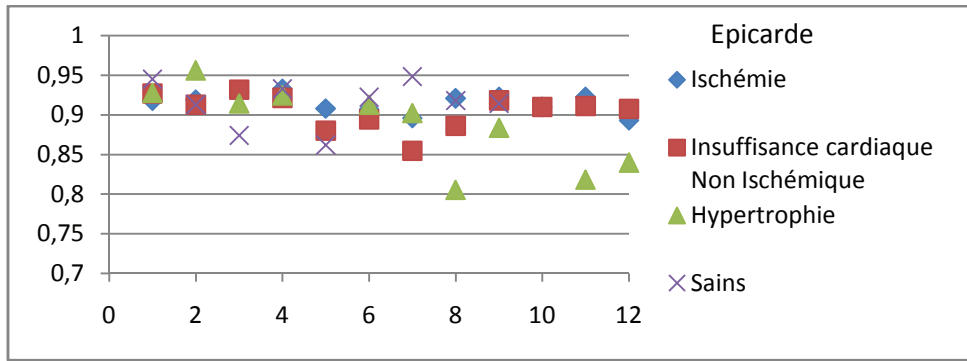


Figure 75 Métrique de Dice pour l'épicarde en fonction de la pathologie.

La distance perpendiculaire moyenne (DPM) par pathologie est de :

- $2,69 \pm 0,36$ mm pour l'endocarde et de $2,93 \pm 0,37$ mm pour l'épicarde pour les sujets ischémiques ;
- $2,62 \pm 0,38$ mm pour l'endocarde et de $3,13 \pm 0,76$ mm pour l'épicarde pour les sujets souffrant d'insuffisance cardiaque non ischémique ;
- $2,84 \pm 0,62$ mm pour l'endocarde et de $2,72 \pm 0,82$ mm pour l'épicarde pour les sujets hypertrophiques ;
- $1,97 \pm 0,41$ mm pour l'endocarde et de $2,24 \pm 0,59$ mm pour l'épicarde pour les sujets sains.

La métrique de Dice moyenne (DM) par pathologie est de :

- $0,89 \pm 0,02$ pour l'endocarde et de $0,91 \pm 0,01$ pour l'épicarde pour les sujets ischémiques ;
- $0,87 \pm 0,03$ pour l'endocarde et de $0,90 \pm 0,02$ pour l'épicarde pour les sujets souffrant d'insuffisance cardiaque non ischémique ;
- $0,79 \pm 0,05$ pour l'endocarde et de $0,88 \pm 0,05$ pour l'épicarde pour les sujets hypertrophiques ;
- $0,87 \pm 0,03$ pour l'endocarde et de $0,91 \pm 0,02$ pour l'épicarde pour les sujets sains.

Les figures 76 et 77 illustrent les analyses statistiques (ANOVA, Student) faites sur le pourcentage de « bons contours » pour les contours endocardiques et épicaudiques en fonction du groupe de sujets.

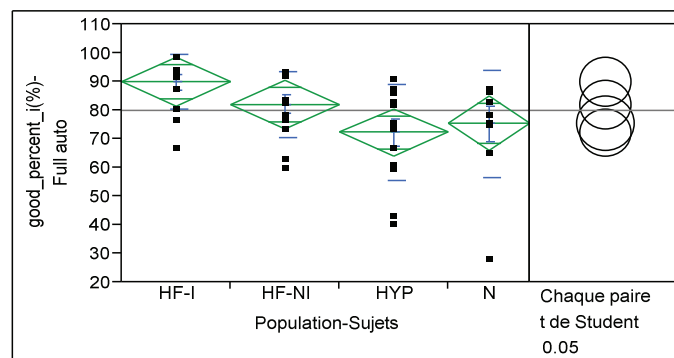


Figure 76 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » endocardiques par groupe de pathologie
Le losange vert représente la moyenne et l'écart-type.

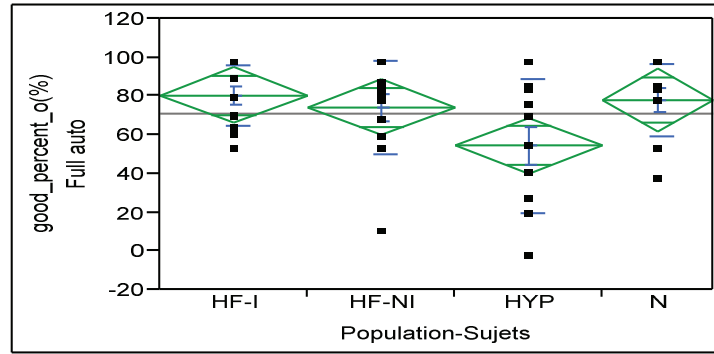


Figure 77 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » épicaudiques par groupe de pathologie
Le losange vert repréente la moyenne et l'écart-type.

Le tableau 9 regroupe les différences statistiques entre les différents groupes de pathologies pour les trois critères en séparant l'endocarde et l'épicarde.

ALGORITHME AUTOMATIQUE	Endocarde (grp1/grp2 : différence +2 fois écart-type de la différence)	Epicarde (grp1/grp2 : différence +2 fois écart-type de la différence)
DPM	<p>HYP/N : 0,86±0,20 mm (p=0,0001)</p> <p>HYP/HF-I : 0,64±0,18 mm (p=0,0014)</p> <p>HF-NI /N : 0,65±0,20 mm (p=0,0026)</p> <p>HF-NI/HF-I : 0,43±0,20 mm (p=0,0268)</p>	<p>HF-NI/N : 0,88±0,28mm (p=0,0040)</p> <p>HF-I/N : 0,68±0,28 mm (p=0,0227)</p>
Dice	<p>HF-I/HYP : 0,1±0,01 (p<0,0001)</p> <p>HF-NI/HYP : 0,078±0,01 (p<0,0001)</p> <p>N/HYP : 0,071±0,01 (p<0,0001)</p>	Aucune différence significative entre les groupes
% Bons contours	<p>HF-I/HYP : 17,63±5,83 % (p=0,0043)</p> <p>HF-I/N : 14,43±6,30 % (p=0,0272)</p>	Aucune différence significative entre les groupes

Tableau 9 Différences statistiquement significatives entre groupe de sujets obtenus avec la méthode de segmentation automatique sur les trois critères pour l'endocarde (diastole et systole confondues) et pour l'épicarde en diastole.

5.2.2 Résultats sur les critères cliniques

Les figures qui suivent montrent les résultats obtenus sur les critères cliniques (VTD, VTS, FE, MVG) pour l'ensemble des sujets en utilisant la méthode automatique.

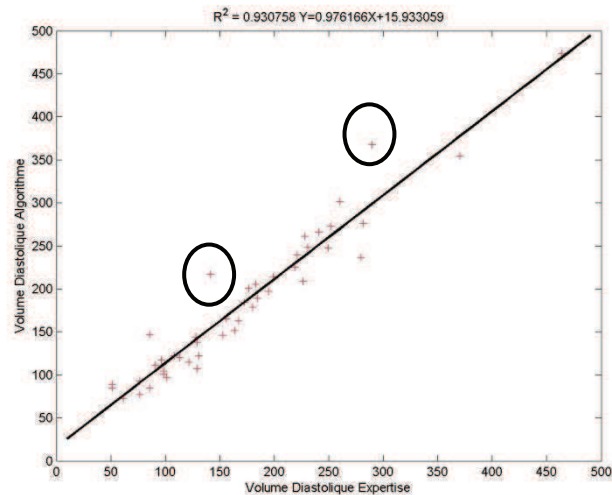


Figure 78 Corrélation entre le volume diastolique estimé par l'algorithme automatique et celui estimé par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

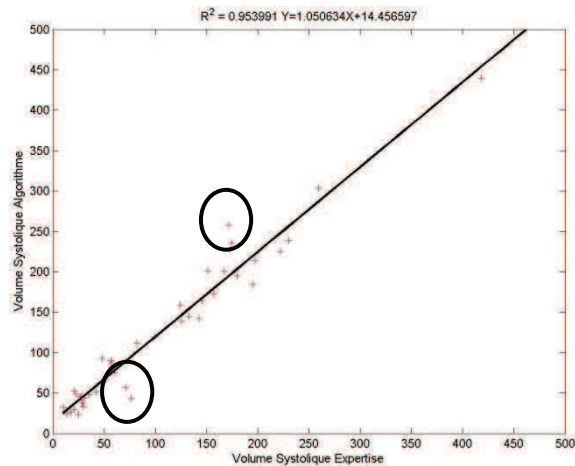


Figure 79 Corrélation entre le volume systolique estimé par l'algorithme automatique et celui estimé par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

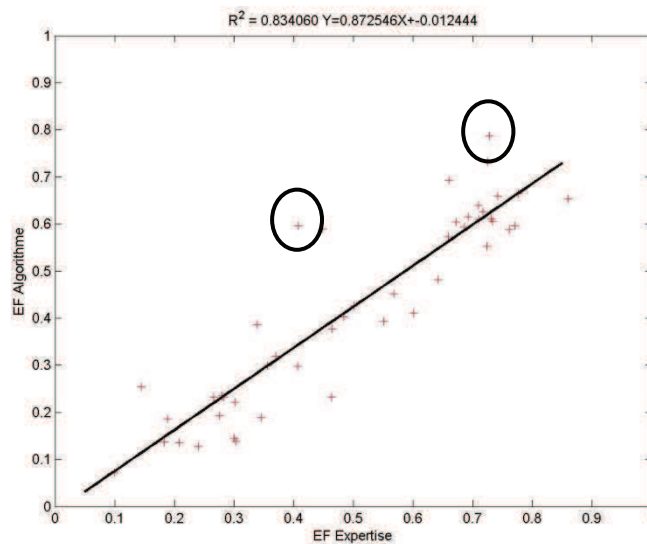


Figure 80 Corrélation entre la fraction d'éjection estimée par l'algorithme automatique et celle estimée par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

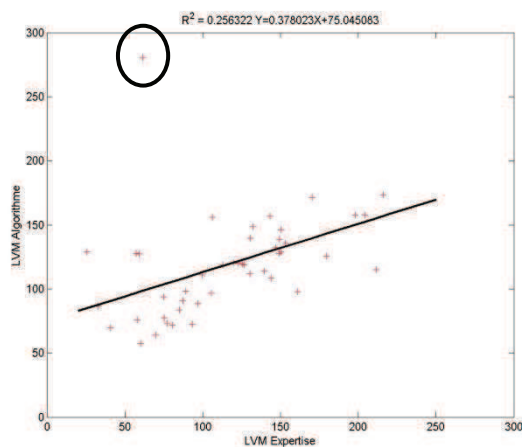


Figure 81 Corrélation entre la MVG estimée par l'algorithme automatique et celle estimée par l'expert.
Les valeurs aberrantes sont entourées en noir.

Le tableau 10 indique la régression linéaire et le coefficient de corrélation obtenus pour le volume télédiastolique (VTD), le volume télésystolique (VTS), la fraction d'éjection (FE) et la masse ventriculaire gauche (MVG) ainsi que la moyenne des différences, et le nombre de cas « aberrants » se situant à l'extérieur de la moyenne ± 2 fois l'écart-type définis par l'approche de Bland-Altman. Il donne également la moyenne et l'écart-type de chaque paramètre obtenu avec la méthode de segmentation automatique.

	<i>VTD</i>	<i>VTS</i>	<i>FE</i>	<i>MVG</i>
<i>REG. LINEAIRE</i>	$y=0,97x+15,53$	$y=1,05x+14,45$	$y=0,87x-0,012$	$y=0,37x+75$
R^2	0,93	0,95	0,83	0,25
<i>Moyenne des différences</i>	3,81 mL	8,79 mL	0,03	29,93 g
<i>Moyenne ±Ecart-type (des résultats sur la méthode entièrement automatisée)</i>	188,40±35,18 mL	111,95±28,92 mL	0,46±0,13	90,38±41,38 g
<i>Cas « aberrants »</i>	2	3	2	1

Tableau 10 Résultats sur la base de données MICCAI avec la méthode automatique vs référence

5.2.3 Discussion

Sur les 805 coupes endocardiques, 19,76% des segmentations sont classées en mauvais contours. Pour les 420 coupes épiscopardiques, 28,67% de ces segmentations sont classées comme des mauvais contours. La distance perpendiculaire moyenne est plus petite pour l'endocarde que pour l'épicarde. Les plus grandes DPM ont été détectées pour des sujets hypertrophiques (DPM de 4,2 mm pour l'endocarde et DPM de 4,15 mm pour l'épicarde) ainsi que pour un sujet avec insuffisance cardiaque non ischémique (DPM de 4,8 mm pour l'épicarde). Pour ces mêmes sujets ont été obtenues les plus petites DM (0,72 pour l'endocarde et 0,80 pour l'épicarde dans le cas des sujets hypertrophiques ; 0,85 pour l'épicarde du sujet à insuffisance cardiaque). En réalisant l'analyse statistique par groupe de patients, des différences statistiquement significatives apparaissent sur l'endocarde pour le pourcentage de « bons contours » pour les sujets hypertrophiques (figure 76) comme pour la méthode semi-automatique. Il y a une différence significative entre les sujets hypertrophiques et les sujets ischémiques ainsi qu'entre les sujets hypertrophiques et les sujets sains. Une analyse analogue sur les contours épiscopardiques montre que s'il n'existe pas de différences statistiquement significatives pour les « bons contours », la tendance montre néanmoins que les résultats sont moins bons chez les sujets hypertrophiques (figure 77). En particulier, pour deux sujets hypertrophiques, aucun « bon contour » n'a été obtenu, ce qui dégrade la qualité des résultats.

Il n'est pas surprenant que les résultats d'une segmentation entièrement automatisée soient sensiblement moins bons que ceux obtenus avec une segmentation semi-automatique permettant une reprise des contours en fonction d'une appréciation visuelle de la qualité des contours. Les volumes diastoliques et systoliques ainsi que la fraction d'éjection montrent globalement des résultats satisfaisants ; cependant, dans quelques cas, pour un même patient on obtient une

segmentation surestimée pour une coupe et une segmentation sous -estimée pour une autre. La différence de volumétrie se compense alors et on ne peut pas s'en apercevoir en prenant uniquement les critères cliniques globaux (il faudrait faire une comparaison coupe à coupe). Le cas aberrant entouré sur la figure 81 correspond à un sujet avec insuffisance cardiaque non-ischémique pour lequel le contour épïcardique a subi une surexpansion (il s'agit de celui qui a la plus grande DPM parmi tous les contours épïcardiques). Les résultats sur la MVG sont largement insuffisants et l'optimisation de cette partie reste encore incomplète. Globalement, avec la méthode automatique, on obtient soit de très bons contours soit de mauvais contours qui nécessiteraient une reprise. Comme pour la méthode semi-automatique, l'approche automatique rencontre le plus de difficultés pour les sujets hypertrophiques. La segmentation de l'épicarde échoue aussi puisque les paramètres ont été choisis de manière identique pour tous les sujets. Cela s'avère particulièrement problématique dans le cas du masque des sujets hypertrophiques qui ont souvent un myocarde beaucoup plus épais que les autres sujets. Ainsi le masque défini par défaut n'est pas adapté car trop petit.

5.3 Comparaison avec la littérature

La comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes que je propose avec ceux obtenus par différentes méthodes publiées dans la littérature n'est pas évidente car les données sur lesquelles porte l'évaluation sont différentes et les critères d'évaluation aussi. Dans un premier temps, les critères d'imagerie et les critères cliniques obtenus pour les deux méthodes sur l'ensemble de la base de données MICCAI sont résumés dans le tableau 11 ci-dessous.

	Méthode Semi-automatique		Méthode Automatique	
	Endocarde	Epicarde	Endocarde	Epicarde
%Bons Contours (Moyenne)	91,37±8,23 %	90,85±9,76 %	80,24±15,44 %	71,33±26,05 %
DPM (Moyenne)	1,94±0,42 mm	2,38±0,57 mm	2,43±0,55 mm	2,79±0,71 mm
DM (Moyenne)	0,89±0,004	0,92±0,02	0,86±0,05	0,90±0,03
VTD	$y=0,97x+6,53 / R^2=0,97$		$y=0,97x+15,53 / R^2=0,93$	
Moyenne des différences	2,64 mL		3,81 mL	
Moy±Ecart type	181,93±14,92 mL		188,40±35,18 mL	
Cas aberrants	3		2	
VTS	$y=0,99x+8,13 / R^2=0,98$		$y=1,05x+14,45 / R^2=0,95$	
Moyenne des différences	7,84 mL		8,79 mL	
Moy±Ecart type	111,40±19,65 mL		111,95±28,92 mL	
Cas aberrants	0		3	
FE	$y=0,87x+0,02 / R^2=0,93$		$y=0,87x-0,012 / R^2=0,83$	
Moyenne des différences	0,02		0,03	
Moy±Ecart type	0,46±0,04		0,46±0,13	
Cas aberrants	2		2	
MVG	$y=0,90x+0,98 / R^2=0,81$		$y=0,37 x+75 / R^2=0,25$	
Moyenne des différences	2,18 g		29,93 g	
Moy±Ecart type	131,44±20,76 g		90,38±41,38 g	
Cas aberrants	3		1	
Nb. Interactions	2xNxP + reprise des paramètres de la segmentation		Aucune	

Tableau 11 Résultats récapitulatifs sur la base de données MICCAI (45 sujets) avec les deux méthodes de segmentation.

Pour faciliter la comparaison avec différentes méthodes publiées, le tableau 12 (en deux parties) résume les résultats de chaque méthode décrite dans le paragraphe 2.3 du chapitre 2.

	Critères d'évaluation <i>Expertise (Oui/Non)</i>	RESULTATS
Lalande et al., 2004	Fraction d'Ejection <i>Expertise (Oui)</i>	Régression Linéaire IRM vs Scintigraphie $y=1,03x+0,48$; $r=0,88$ Régression Linéaire IRM vs Expertise $y=0,87x+0,185$; $r= 0,95$
Kaus et al., 2004	Calcul de distances de points à une surface	Mesure des erreurs avec une distance d'un point à une surface 2,28±0,93 mm Endocarde / 2,62±0,75 mm Epicarde - diastole 2,76±1,02 mm Endocarde / 2,92±1,38 Epicarde - systole
Lin et al., 2006	Calcul de distances <i>Expertise (Oui : 2)</i>	Calcul de distances vs deux expertises (en mm) : 0,8±3,0 (apex) (vs Expertise 1) ; 0,5±2,9 (apex) (vs Expertise 2) 1,2±2,6 (med.) (vs Expertise 1) ; 0,7±2,4 (med.) (vs Expertise 2) 1,6±4,3 (base) (vs Expertise 1) ; 0,9±3,9 (base) (vs Expertise 2)
Nguyen et al., 2007	MVG, VTD, VTS, FE, Distance euclidienne <i>Expertise (Oui)</i>	Moyenne des différences pour la FE, VTD, VTS et MVG entre le modèle GVF et l'expertise -16,98±13,8 % (FE) / -36,02±41,07 g (MVG) 33,28±26,3 mL (VTS) / 27,00±15,61 mL (VTD)
Chenoune et al., 2005	Corrélation méthode /expertise Comparaison avec HARP <i>Expertise (Oui)</i>	Pas de résultats quantitatifs exploitables.
Su Huang et al., 2009	DPM/DM/FE/MVG <i>Expertise (Oui)</i>	DPM et DM sur l'endocarde et l'épicarde ; Diastole et Systole confondues DPM Endocarde : 2,06±0,39 mm / DPM Epicarde : 2,11±0,41 mm DM Endocarde 0,89±0,04 / DM Epicarde 0,93±0,01
El Berbari et al., 2009	Recouvrement surfacique ; Calcul de distances <i>Expertise (Oui)</i>	Régression Linéaire surfacique $y=0,99x + 6,76$; $r=0,98$ (Endocarde) $y=0,99x + 122,61$; $r= 0,95$ (Epicarde) Recouvrement surfacique en pourcentage Endocarde : 90,85±4,5 % Epicarde : 87,40±7,00 %
Cousty et al., 2010	Calcul de distances de points à une surface FE <i>Expertise (Oui : 2)</i>	Mesure des erreurs avec une distance d'un point à une surface (en mm) Méthode vs Expert 1 DIASTOLE : 1,48±0,34 Endocarde ; 1,81±0,26 Epicarde Méthode vs Expert 1 SYSTOLE : 1,44±0,38 Endocarde ; 1,57±0,24 Epicarde Méthode vs Expert 2 DIASTOLE : 1,59±0,44 Endocarde ; 1,43±0,24 Epicarde Méthode vs Expert 2 SYSTOLE : 1,22±0,24 Endocarde ; 1,42±0,19 Epicarde FE moyenne : 0,045 (Méthode) vs 0,040 (Expert 1)
Casta et al., 2009	DPM/DM/FE/MVG/ Volume Ratio $= X_{\text{auto}} / X_{\text{expertise}}$ <i>Expertise (Oui)</i>	LVM Ratio toujours > 0,85 surestimation de l'algorithme sur les sujets pathologiques DPM et DM globale sur 15 sujets correspondant a la phase d'apprentissage : 2,726 mm – 0,9272
Marak et al., 2009	DPM/DM/FE/MVG <i>Expertise (Oui)</i>	Endocarde (diastole&systole) : 3,0±0,59 mm (DPM) – 0,86±0,04 (DM) Epicarde (uniquement diastole) : 2,6±0,38 mm (DPM) – 0,93±0,38 (DM) Différence de 14% (resp. 23%) par rapport aux valeurs de la FE de l'expertise pour l'endocarde (resp. pour l'épicarde)

Tableau 12 Comparaisons des résultats obtenus par différentes méthodes.

Les travaux répertoriés sont menés soit avec un nombre significativement différent de sujets **(Lin, et al., 2006)**, soit avec des critères d'évaluation différents, soit les deux à la fois ce qui rend les choses très difficiles quand il s'agit d'essayer de se comparer à d'autres méthodes. On peut comparer les résultats obtenus par les différentes méthodes pour avoir des ordres de grandeurs mais on ne peut pas tirer de conclusions définitives. En comparant nos résultats avec la méthode semi-automatique sur la fraction d'éjection ($y=0,87x+0,02/R=0,96$) et ceux publiés par Lalande **(Lalande, et al., 2004)** ($y=0,87x+1,85/R= 0,95$), on peut dire que les deux méthodes semblent équivalentes. Dans les travaux de **(Nguyen, et al., 2007)**, l'évaluation montre une sous-estimation importante, de façon régionale, de la FE.

Les seuls travaux avec lesquels je peux effectivement me comparer sont les travaux publiés par **(Huang, et al., 2009)**, puisque cette équipe a travaillé sur la base du Challenge MICCAI. La comparaison des résultats entre ma méthode semi-automatique **(Constantinides, et al., 2009)** et les travaux publiés par **(Huang, et al., 2009)** dans lesquels figurent les résultats sur les critères d'imagerie, montrent des résultats très proches sauf pour les contours épocardiques où la qualité des résultats **(Huang, et al., 2009)** semble meilleure. Les résultats sur les critères cliniques n'ont pas été donnés par les auteurs. Néanmoins leurs résultats se dégradent pour la base « online ». On voit ici l'intérêt d'avoir une base et des critères de référence communs à tous. L'évaluation et la comparaison des méthodes sur la base des paramètres cliniques est très classique dans la littérature médicale **(Bellenger, et al., 2000)** mais est généralement faite pour aborder les problèmes de variabilité inter- et intra-opérateurs.

5.4 Conclusion

Dans son ensemble l'algorithme entièrement automatique segmente de façon satisfaisante, cependant les résultats sont encore de qualité insuffisante pour une utilisation en routine clinique. En général les erreurs sont dues à un mauvais filtrage (mauvais choix du paramètre λ) ou à un paramétrage non adapté du contour actif. Les erreurs sur l'épicarde sont aussi dues à un mauvais paramétrage du masque. L'erreur est d'autant plus grande pour l'épicarde que son estimation découle directement de celle de l'endocarde. Le paramétrage du contour actif devrait être optimisé et les résultats de segmentation pourraient aussi être améliorés. Dans ce travail, mon apport a porté essentiellement sur l'automatisation de la ROI et les étapes du filtrage.

Actuellement, la méthode définit une région d'intérêt automatiquement autour du VG en prenant en compte les dimensions de ce dernier de façon très satisfaisante.

CHAPITRE 6 : Evaluation non supervisée : application à l'estimation de la fraction d'éjection

Ce chapitre expose les résultats relatifs aux travaux d'évaluation sans gold standard réalisés par le groupe MediEval, auquel le LIF et l'ESME-Sudria participent activement. Ces travaux se sont également appuyés sur la base de données MICCAI. Le premier paragraphe étudie la variabilité inter-opérateurs des expertises et montre la difficulté de comparaison des méthodes lorsque le nombre d'expertises augmente. Le second paragraphe compare les résultats obtenus par huit méthodes de segmentation différentes, proposées par les équipes du groupe, en prenant comme critère d'évaluation la fraction d'éjection. Cela permet un positionnement de mes deux méthodes par rapport aux six autres.

La comparaison de différentes méthodes de segmentation est une tâche difficile, comme indiqué au chapitre précédent puisqu'il est difficile de comparer des méthodes sur des bases de données différentes, avec des critères différents. Le groupe **MediEval** a rendu cette tâche plus accessible en mettant en place une plateforme d'évaluation permettant de comparer différentes méthodes de segmentation. A partir de 2010, le groupe a décidé de travailler sur la base de données MICCAI. Initialement il ne disposait que qu'une seule expertise, fournie par les organisateurs du Challenge mais deux expertises supplémentaires ont été ajoutées (en provenance du laboratoire de biophysique de la Faculté de Médecine de Dijon). Les huit méthodes qui vont être utilisées dans les travaux d'évaluation sans Gold Standard proviennent toutes, sauf une, du groupe **MediEval** et sont :

trois expertises reposant sur des tracés manuels :

- M1 : expertise du Challenge MICCAI,
- M2 : expertise réalisée par le Dr. A Cochet,
- M3 : expertise réalisée par A. Lalande ;

quatre méthodes semi-automatiques :

- M4 : l'algorithme que j'ai développé dans sa version semi-automatique,
- M5 : l'algorithme proposé par C. Casta, J. Schaerer, P. Clarysse du laboratoire Creatis (**Schaerer, 2010**),
- M6 : l'algorithme proposé par J. Cousty et L. Najman du laboratoire d'informatique Gaspard-Monge de l'ESIEE (**Cousty, et al., 2010**),
- M7 : l'algorithme proposé par A. Lalande (**Lalande, et al., 2004**) ;

une méthode entièrement automatique :

- M8 : l'algorithme que j'ai développé dans sa version automatique.

Dans le premier paragraphe, je présente les résultats de mes deux méthodes (M4 et M8) en prenant les trois expertises manuelles (M1, M2 et M3) pour compléter l'analyse faite dans les chapitres 4 et 5. Il est difficile de conclure avec certitude puisqu'aucune des trois expertises n'est un réel "gold standard". Ceci nous a amenés à proposer une approche « compétitive » permettant de classer les méthodes en l'absence d'un gold standard pour l'estimation de la fraction d'éjection, approche présentée au §6.2.

6.1 Comparaisons des deux méthodes avec trois expertises sur la base de 45 patients

6.1.1 Résultats et variabilité inter-opérateurs avec les trois expertises

Le tableau 13 présente les résultats obtenus avec les deux méthodes de segmentation relatifs aux paramètres d'imagerie (pourcentage de « bons contours », DPM, DM). Le tableau 14 présente les résultats obtenus avec ces deux méthodes de segmentation sur les paramètres cliniques (VTD, VTS, FE, MVG) en prenant successivement comme référence les trois expertises disponibles sur la base de données, à savoir l'expertise de MICCAI et les deux expertises provenant du laboratoire de Dijon.

Base MICCAI (N=45)	M4 vs M1 M8 vs M1	M4 vs M2 M8 vs M2	M4 vs M3 M8 vs M3
% « bons contours »	91,37±8,23 % (Endo) 90,85±9,76 % (Epi) 80,24±15,44 % (Endo) 71,33±26,05 % (Epi)	93,81±7,10 % (Endo) 92,37±8,64 % (Epi) 86,11±11,60 % (Endo) 72,97±25,47 % (Epi)	93,56±7,78 % (Endo) 91,28±13,41 % (Epi) 86,61±12,91 % (Endo) 71,52±27,36 % (Epi)
Distance Perpendiculaire Moyenne (DPM)	1,94±0,42 mm (Endo) 2,38±0,57 mm (Epi) 2,43±0,55 mm (Endo) 2,79±0,71 mm (Epi)	1,88±0,28 mm (Endo) 2,28±0,50 mm (Epi) 2,33±0,46 mm (Endo) 2,76±0,59 mm (Epi)	1,95±0,27 mm (Endo) 2,27±0,50 mm (Epi) 2,34±0,37 mm (Endo) 2,70±0,64 mm (Epi)
Métrieque de Dice (DM)	0,89±0,04 (Endo) 0,92±0,02 (Epi) 0,86±0,05 (Endo) 0,90±0,03 (Epi)	0,88±0,03 (Endo) 0,92±0,01 (Epi) 0,85±0,05 (Endo) 0,90±0,02 (Epi)	0,88±0,03 (Endo) 0,92±0,01 (Epi) 0,85±0,05 (Endo) 0,90±0,03 (Epi)

Tableau 13 Comparaisons des résultats sur les critères d'imagerie avec 3 expertises indépendantes.

Base MICCAI (N=45)	M4 vs M1 M8 vs M1	M4 vs M2 M8 vs M2	M4 vs M3 M8 vs M3
VTD	$Y=0,97.X+6,53 ; R^2=0,97$ $Y=0,97.X+15,53 ; R^2=0,93$	$Y=1,02.X - 4,82 ; R^2= 0,98$ $Y=0,94.X +16,32 ; R^2= 0,87$	$Y=1,01.X - 2,85 ; R^2=0,98$ $Y=0,92.X+19,22 ; R^2=0,86$
VTS	$Y=0,98.X+11,23 ; R^2=0,97$ $Y=1,05.X+14,45 ; R^2=0,95$	$Y=1,01.X - 2,79 ; R^2= 0,98$ $Y=0,94.X+6,14 ; R^2=0,91$	$Y=0,98.X + 1,79 ; R^2=0,99$ $Y=0,91.X+10,35 ; R^2=0,91$
FE	$Y=0,87.X+0,02 ; R^2=0,93$ $Y=0,87.X-0,012 ; R^2=0,83$	$Y=1,01.X - 0,008 ; R^2= 0,92$ $Y=0,91.X+0,04 ; R^2=0,66$	$Y=0,96.X + 0,000032 ; R^2=0,90$ $Y=0,86.X+0,04 ; R^2=0,69$
MVG	$Y=0,90.X+0,98 ; R^2=0,81$ $y=0,37 x+75 ; R^2=0,25$	$Y=1,23.X -18,91 ; R^2= 0,86$ $Y=0,41.X+39,81 ; R^2=0,22$	$Y=1,06.X - 14,48 ; R^2=0,85$ $Y=0,33.X+44,58 ; R^2=0,19$

Tableau 14 Comparaisons des résultats sur les critères cliniques avec 3 expertises indépendantes.

On retrouve globalement des résultats similaires avec l'ensemble des expertises à savoir :

- la méthode semi-automatique donne des résultats globalement très satisfaisants ;
- les performances de la méthode automatique sont insuffisantes pour une application en routine clinique ;
- les moins bonnes performances sont obtenues pour la masse myocardique (MVG) pour les deux méthodes.

Il est aussi intéressant d'examiner la variabilité inter-opérateurs. Le tableau 15 présente la moyenne (m) et l'écart-type (σ) des différences sur les paramètres cliniques pour les trois expertises.

	M1 vs M2	M1 vs M3	M2 vs M3
VTD ($m \pm \sigma$)	2,94±11,55 mL	1,68±12,10 mL	-1,25±5,64 mL
Cas « aberrants » (VTD)	1	1	2
VTS ($m \pm \sigma$)	6,97±10,87 mL	8,47±11,56 mL	1,49±5,40 mL
Cas « aberrants » (VTS)	3	5	3
FE ($m \pm \sigma$)	-0.032±0,047	-0,051±0,051	-0,018±0,027
Cas « aberrants » (FE)	2	2	3
MVG ($m \pm \sigma$)	-1,62±11,32 g	-16,79±14,49 g	-15,17±12,39 g
Cas « aberrants » (MVG)	0	1	1

Tableau 15 Moyenne et écart-type des différences entre les différentes expertises sur les paramètres cliniques

Le tableau 14 montre que la mesure sur les volumes télédiastoliques est plus reproductible que la mesure sur les volumes télésystoliques. Les différences sont plus importantes (VTD, VTS, FE) entre les expertises provenant de différents centres (Toronto versus Dijon). Les plus grandes différences pour la masse ventriculaire gauche sont observées avec un des experts de Dijon). Les figures 82 à 87 montrent les graphes de Bland-Altman associés aux volumes télédiastolique et télésystolique.

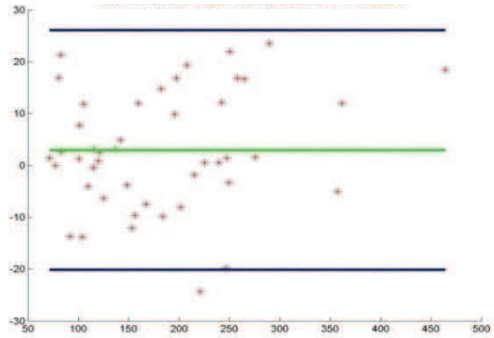


Figure 82 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M1 et M2

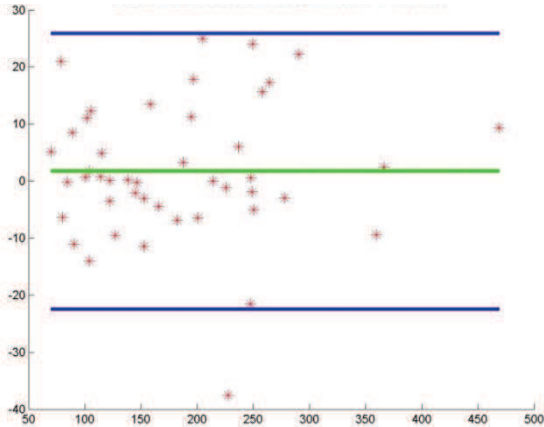


Figure 83 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M1 et M3

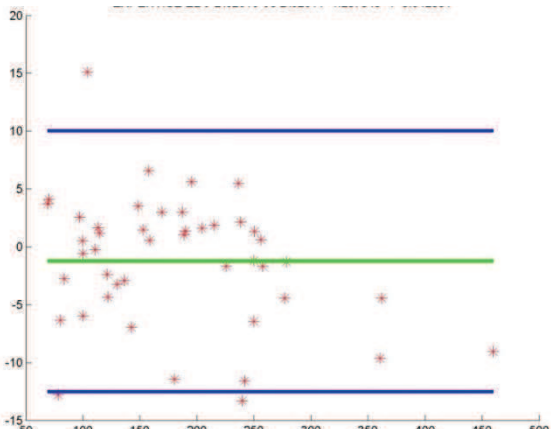


Figure 84 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M2 et M3

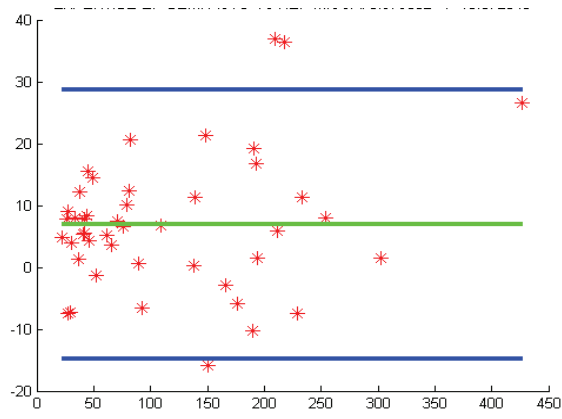


Figure 85 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M1 et M2

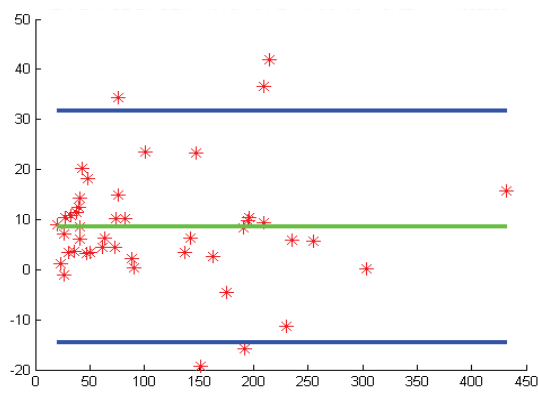


Figure 86 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M1 et M3

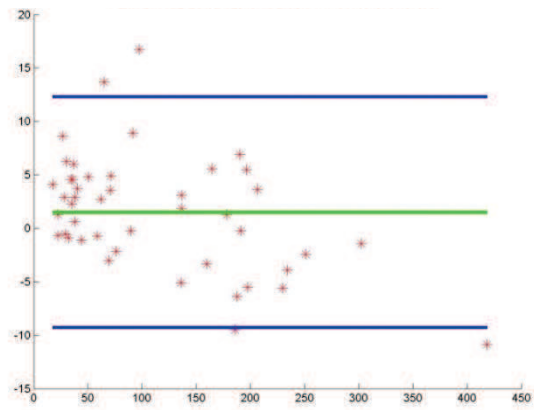


Figure 87 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M2 et M3

6.1.2 Discussion

On remarque que la variation des résultats obtenus pour les critères d'imagerie en prenant successivement chaque expertise comme référence est faible (1 à 5% au maximum) et cela que l'on soit avec la méthode automatique ou semi-automatique. Pour l'endocarde avec la méthode semi-automatique par exemple, le pourcentage de bons contours est compris entre 91,37% et 93,81%, la DPM moyenne entre 1,88 et 1,95 mm et la DM moyenne entre 0,88 et 0,89. Les variations proviennent essentiellement de la différence que l'on peut observer entre les tracés lorsque l'on observe les coupes apicales ou basales (fig. 88), qui explique les résultats notamment sur les données myocardiques.

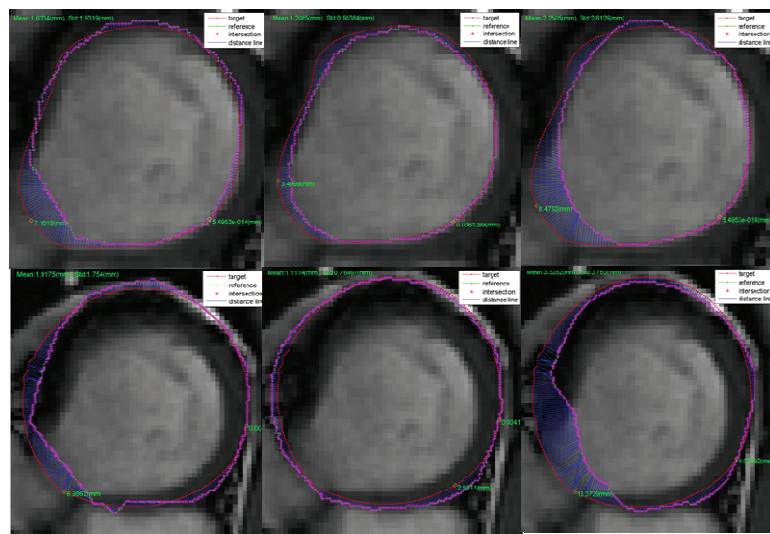


Figure 88 Différentes segmentations obtenues sur une coupe basale (Endocarde –en haut ; Epicarde-en bas).

De gauche à droite contour violet: M3, M2, M3 - contour rouge: M2, M1, M1

En effet, la séparation entre le ventricule et l'oreillette est difficile à établir sur les coupes petit-axe. Quand on observe les paramètres cliniques, on retrouve la même tendance que pour les paramètres d'imagerie, à savoir que les variations sont du même ordre de grandeur pour les trois expertises. De plus, la moyenne des différences obtenue par les trois expertises sur le volume diastolique est très faible ($M1$ vs $M2$: 2,94 mL ; $M1$ vs $M3$: 1,68 mL ; $M2$ vs $M3$:-1,25 mL), elle est plus importante pour le volume systolique ($M1$ vs $M2$: 6,97 mL ; $M1$ vs $M3$: 8,47 mL ; $M2$ vs $M3$: 1,49 mL). Pour la fraction d'éjection (FE) la moyenne des différences (en valeur absolue) est inférieure à 5% ($M1$ vs $M2$: $0,032 \pm 0,047$; $M1$ vs $M3$: $0,051 \pm 0,051$; $M2$ vs $M3$: $0,018 \pm 0,027$). Pour la masse myocardique (MVG) ($M1$ vs $M2$: $1,62 \pm 11,32$ g ; $M1$ vs $M3$: $16,79 \pm 14,49$ g ; $M2$ vs $M3$: $15,17 \pm 12,39$ g) on a un écart important entre les deux premières expertises et la troisième. Les écarts pour les paramètres (VTD, VTS et FE) montrent une excellente reproductibilité des paramètres cliniques obtenus par M2 et M3.

La figure 89 présente le pourcentage de variabilité entre les différentes expertises.

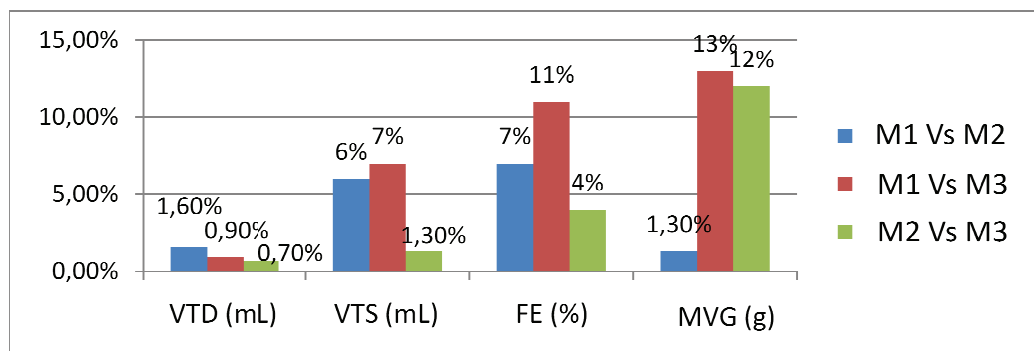


Figure 89 Pourcentage de variabilité entre les différentes expertises

Dans l'ensemble, la variabilité inter-opérateurs reste dans les limites publiées par d'autres équipes pour les 4 paramètres cliniques considérés. Par exemple, une étude (**Bellenger, et al., 2000**) faite sur 20 sujets sains et 20 sujets ayant eu un infarctus concerne la variabilité inter-opérateurs sur des images IRM. Les volumes télédiastoliques, téléstoliques, la fraction d'éjection et le volume myocardique sont estimés de façon indépendante sur les 20 sujets pathologiques puis sur les 20 sujets sains. Les auteurs montrent que le pourcentage de variabilité est inférieur à 8% pour les 4 paramètres pour les sujets sains et les sujets pathologiques. La variabilité la plus importante dans cette étude est pour la fraction d'éjection sur les sujets pathologiques (~7,5%). La variabilité la plus faible est pour les volumes télédiastoliques (moins de 2% pour les sujets sains et moins de 4% pour les sujets pathologiques). Dans le cas de notre étude, on obtient également les plus petits pourcentages pour les volumes télédiastoliques (entre 0,7% et 1,6%). Pour les autres paramètres le pourcentage de variabilité est un peu plus élevé dans notre étude.

Cela peut s'expliquer par de nombreux facteurs et notamment par la différence de composition des bases de données. Ainsi la base MICCAI comprend 36 sujets pathologiques avec différents types de pathologie, or les plus grands écarts sont en général observés pour des sujets pathologiques. Enfin notre étude repose sur 3 experts venant de deux centres différents, alors que les experts dans l'étude citée provenaient d'un seul centre. Les différences importantes sur la MVG sont dues à un opérateur qui avait une approche différente pour la délimitation de l'épicarde, notamment au niveau de la séparation entre le ventricule et l'oreillette.

En conclusion, les différences sur les résultats lorsqu'on a plusieurs expertises sont en moyenne faibles mais peuvent être plus élevées à l'échelle individuelle, ce qui complique alors la définition d'une forme de référence pour certains sujets. Le paragraphe qui suit présente les travaux faits sur l'évaluation non supervisée de la fraction d'éjection à partir de plusieurs segmentations issues de différentes méthodes.

6.2 Comparaison de différentes méthodes de segmentation sans gold standard

6.2.1 Contexte : application à l'estimation de la fraction d'éjection

Les travaux sur l'évaluation sans gold standard portent sur l'estimation de la fraction d'éjection à partir des contours fournis par huit méthodes de segmentation sur la base de données des 45 sujets du Challenge MICCAI (**Lebenberg, et al., 2012**). La méthode statistique de régression sans vérité terrain repose sur les travaux de Hoppin (**Hoppin, et al., 2002**). Cette méthode se base sur trois hypothèses qui sont que :

- 1) La distribution du biomarqueur en question (ici la fraction d'éjection) est à support fini. Cela est vérifié puisque la fraction d'éjection prend des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. Une loi béta a été choisie pour la distribution de la FE dans la population considérée comme dans les travaux de (**Hoppin, et al., 2002**).

L'équation de cette loi est :

$$pr(\theta) = \frac{\theta^{\mu-1}(1-\theta)^{\nu-1}}{B(\mu, \nu)}$$

Avec la fonction Béta comme constante de normalisation dont l'équation est :

$$B(\mu, \nu) = \int_0^1 x^{\mu-1}(1-x)^{\nu-1} dx$$

Les deux paramètres de la loi (μ et ν) ont été fixés au préalable car estimer μ et ν en même temps que les autres paramètres ne s'est pas avéré optimal (**Lebenberg, et al., 2012**). Comme la base de données de MICCAI contient plus de sujets pathologiques à FE réduite que de sujets à FE préservée, la distribution de la loi béta a été centrée autour d'une valeur légèrement inférieure à 0,5. Finalement, comme les valeurs de la fraction d'éjection se situent globalement entre 0,05 et 0,85, μ et ν ont été fixés à 4 et 5 respectivement de façon à ce que la densité de probabilité soit quasi nulle en dehors de ces deux valeurs limites. La figure 90 illustre cette loi avec les paramètres choisis.

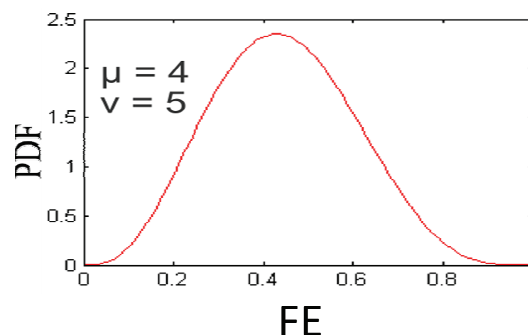


Figure 90 Loi béta décrivant la distribution de la fraction d'éjection pour les 45 sujets de la base MICCAI.

- 2) Le biomarqueur y_m , en l'occurrence la fraction d'éjection, fourni par chaque méthode de segmentation m , est lié à la valeur véritable de la fraction d'éjection x par une relation linéaire du type $y_m = a_m x + b_m + \varepsilon_m$ où ε_m est l'erreur d'estimation et, a_m et b_m sont la pente et l'ordonnée à l'origine estimées pour chaque méthode.
- 3) Les erreurs ε_m de chaque méthode sont indépendantes et suivent une loi normale de moyenne nulle et de d'écart-type σ_m .

Moyennant ces trois hypothèses il est possible d'estimer pour chaque méthode a_m , b_m et σ_m en maximisant l'expression de la log-vraisemblance ($\ln(L)$ – « L » pour « Likelihood ») qui s'écrit en fonction de ces trois paramètres de la façon suivante :

$$\ln(L) = N \cdot \ln \left(\prod_{m=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \right) + \sum_{p=1}^N \ln \left(\int dx \cdot pr(x) \times \exp \left(\sum_{m=1}^M \left(-\frac{1}{2\sigma_m^2} (y_m - a_m x - b_m)^2 \right) \right) \right)$$

Où x est la valeur véritable de la fraction d'éjection et $pr(x)$ sa probabilité, y_m la valeur de la fraction d'éjection estimée et M le nombre de méthodes.

Pour renforcer la qualité de l'estimation, insuffisante en raison du faible nombre de sujets (45) pour des estimations statistiques, une procédure de « *bootstrap* » a été utilisée dont le principe consiste à faire N tirages aléatoires avec remise des 45 valeurs de la FE (ici N a été choisi égal à 1000).

Un test de Kruskal-Wallis a finalement été effectué pour voir s'il y a une différence statistique significative entre les rangs obtenus par les différentes méthodes.

6.2.2 Résultats

Ainsi pour chaque méthode, la méthode de régression sans vérité terrain estimant les paramètres a_m , b_m et σ_m est représentée sur la figure 91. En traits pleins est représentée la droite $y_m = a_m x + b_m$ et l'incertitude σ_m autour de la mesure se traduit par les lignes en pointillés. Le tableau 16 regroupe ces équations pour les huit méthodes.

	$a_m x + b_m$	σ_m
M1 (Expertise MICCAI)	$1,19x - 0,11$	$0,039$
M2 (Expertise Dijon 2010)	$1,24x - 0,10$	$0,013$
M3 (Expertise Dijon 2011)	$1,30x - 0,11$	$0,019$
M4 (Algorithme LIF Semi-automatique)	$1,26x - 0,11$	$0,060$
M5 (Algorithme CREATIS)	$0,91x - 0,03$	$0,077$
M6 (Algorithme IGM)	$1,42x - 0,14$	$0,063$
M7 (Algorithme Dijon)	$1,14x - 0,09$	$0,083$
M8 (Algorithme LIF Automatique)	$1,18x - 0,03$	$0,074$

Tableau 16 Estimation de la régression linéaire par rapport à la fraction d'éjection réelle pour les huit méthodes évaluées (En rouge : méthodes manuelles ; en vert méthodes semi-automatiques ; en bleu : méthode entièrement automatique)

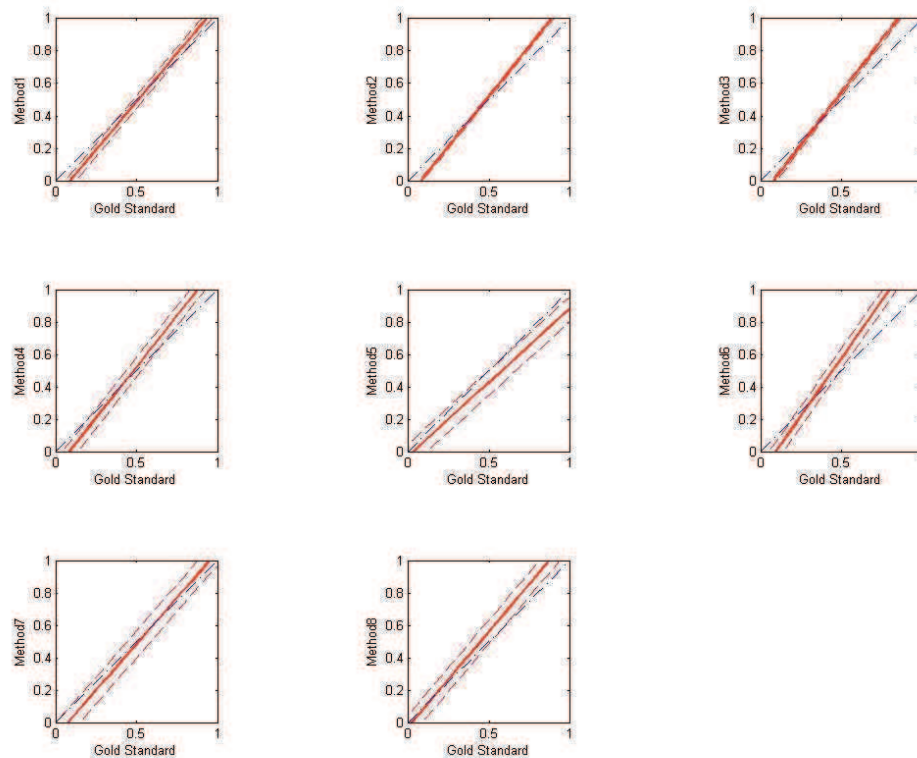


Figure 91 Résultats d'estimation de la fraction d'éjection par l'approche de régression sans vérité terrain obtenue pour les huit méthodes évaluées.

Le classement des méthodes s'appuie sur deux figures de mérites. La première est celle proposée dans les travaux de (Kupinski, et al., 2006) et de (Choudhury, et al., 2010) qui est définie comme le rapport de l'écart-type sur la pente estimée de la droite de régression et on la note $F1_m = \sigma_m / a_m$. La seconde, notée $F2_m$, est l'espérance du carré de la différence entre la valeur de la véritable FE et la valeur estimée qui peut s'écrire de la façon suivante (Lebenberg, et al., 2011) :

$$F2_m = E[(x - y_m)^2] = (a_m - 1)^2 \cdot \frac{\mu(\mu+1)}{(\mu+\nu)(\mu+\nu+1)} + 2(a_m - 1) \cdot b_m \cdot \frac{\mu}{\mu+\nu} + b_m^2 + \sigma_m^2 .$$

Le tableau 17 présente les valeurs des deux figures de mérite pour les huit méthodes considérées. Il contient les valeurs de ces paramètres moyennés après la procédure du *bootstrap*. La figure 91 illustre la deuxième figure de mérite suite à l'application de la méthode de régression sans vérité terrain après la procédure *bootstrap* pour les huit méthodes sur la fraction d'éjection (plus la valeur est petite, meilleure est la performance de la méthode) et la figure 93 le rang de chaque méthode obtenue avec cette figure de mérite. Sur l'axe des abscisses de la figure 92, les méthodes sont numérotées dans le même ordre que dans le tableau 16.

	F1 _m	F2 _m
M1 (Expertise MICCAI)	0,032	0,004
M2 (Expertise Dijon 2010)	0,010	0,002
M3 (Expertise Dijon 2011)	0,014	0,004
M4 (Algorithme LIF Semi-automatique)	0,047	0,006
M5 (Algorithme CREATIS)	0,084	0,011
M6 (Algorithme IGM)	0,044	0,012
M7 (Algorithme Dijon)	0,072	0,009
M8 (Algorithme LIF Automatique)	0,062	0,010

Tableau 17 Figures de mérite permettant de comparer les différentes méthodes
(En rouge : méthodes manuelles ; en vert méthodes semi-automatiques ; en bleu : méthode entièrement automatique)

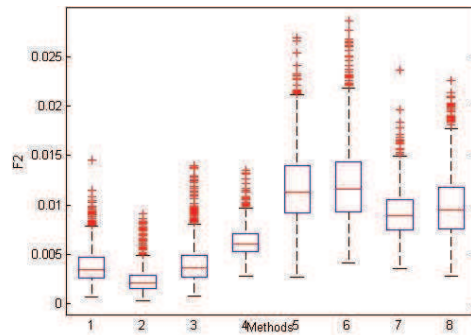


Figure 92 Représentation de type « boîte à moustaches » pour la figure de mérite $F2_m$ après la procédure de *bootstrap*
 Valeur médiane : trait rouge horizontal, intervalle interquartile : rectangle bleu, points aberrants : croix rouges.
 Sur l'axe des abscisses les méthodes sont numérotées dans le même ordre que dans le tableau 16.

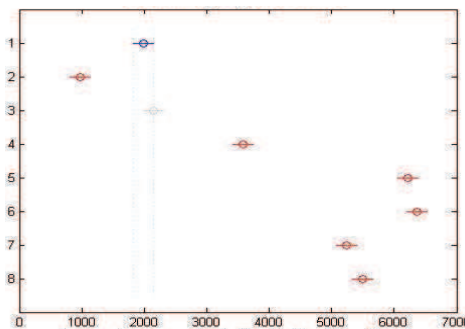


Figure 93 Rang moyen obtenu avec la figure de mérite $F2_m$
 Sur l'axe des ordonnées les méthodes sont numérotées dans le même ordre que dans le tableau 16

De même la figure 94 montre pour la figure de mérite $F1_m$ la représentation type « boîte à moustache » suite à l'application de la méthode de régression sans vérité terrain après la procédure de *bootstrap* tandis que le rang moyen obtenu avec cette figure de mérite est présenté sur la figure 95.

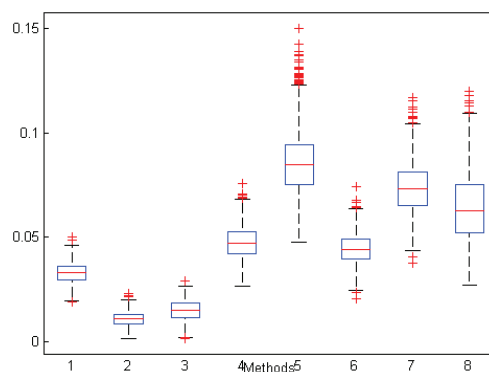


Figure 94 Représentation de type « boîte à moustaches » pour la figure de mérite $F1_m$
 Valeur médiane : trait rouge horizontal, intervalle interquartile : rectangle bleu, points aberrants : croix rouges
 Sur l'axe des abscisses les méthodes sont numérotées dans le même ordre que dans le tableau 16.

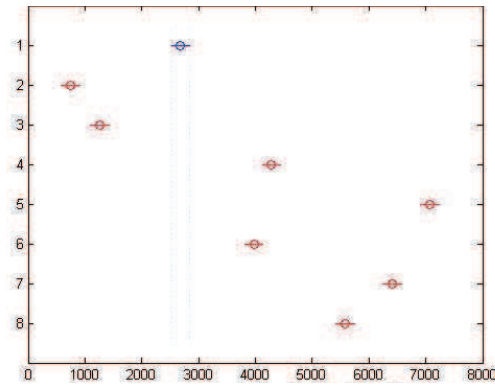


Figure 95 Rang moyen obtenu avec de la figure de mérite $F1_m$

Sur l'axe des ordonnées les méthodes sont numérotées dans le même ordre que dans le tableau 16

Pour la figure de mérite $F1_m$ le classement dans l'ordre décroissant des performances après le test de Kruskal-Wallis est le suivant :

$$\mathbf{M2 > M3 > M1 > M6 \sim M4 > M8 > M7 > M5.}$$

Pour la figure de mérite $F2_m$ le classement en termes de performances dans l'ordre décroissant est le suivant d'après la figure 93 :

$$\mathbf{M2 > M3 \sim M1 > M4 > M7 \sim M8 > M5 \sim M6}$$

6.2.3 Discussion

Les deux figures de mérites $F1_m$ et $F2_m$ donnent les méthodes reposant sur les tracés manuels comme le groupe ayant les meilleures performances. La figure 93 montre que nous avons trois groupes qui se distinguent en termes de performances avec la figure de mérite $F2_m$. Le groupe le moins performant est celui qui est composé des méthodes M6 et M5, puis suit le groupe composé des méthodes M7, M8 et M4, le dernier groupe ayant les meilleures performances est celui composé des méthodes M1, M2 et M3. La méthode M4 (la méthode semi-automatique) est la méthode qui obtient les performances les plus proches des méthodes de tracés manuels pour la figure de mérite $F2_m$. La figure 95 montre que nous avons trois groupes également qui se distinguent en termes de performances avec la figure de mérite $F1_m$. Le groupe le moins performant est celui qui est composé des méthodes M7 et M5 et M8, puis suit le groupe composé des méthodes M6 et M4, le dernier groupe ayant les meilleures performances est celui composé des méthodes M1, M2 et M3. Les méthodes M4 et M6 obtiennent des performances équivalentes et sont les plus proches des méthodes de tracés manuels pour la figure de mérite $F1_m$. La méthode M4, qui est la méthode de segmentation semi-automatique que j'ai développée, est proche des tracés manuels pour les deux figures de mérite. La méthode M8 est la méthode automatique que j'ai développée. Cependant les

deux figures de mérite lui donnent un meilleur classement que M5 par exemple qui est une méthode semi-automatique.

La méthode M6 est plus proche des tracés manuels pour $F1_m$ que pour $F2_m$. Il y a donc un désaccord entre les deux figures de mérite. Cependant, en reprenant l'expression de $F1_m$, à σ_m égal pour deux méthodes différentes, $F1_m$ ne dépend que de la pente α_m de chacune des méthodes, donc, plus la pente est élevée, plus la figure de mérite est faible. Ce qui revient à privilégier une méthode qui surestime la fraction d'éjection plutôt qu'une qui la sous-estime ou l'estime correctement ($\alpha_m=1$). C'est le cas ici avec les méthodes M4 et M6. Sur les tableaux 15 et 16 on voit que ($F1_m (M6) = 0,044 < F1_m (M4) = 0,047$) et le classement les donne comme équivalentes pour des valeurs de σ_m de M6 ($\sigma_m=0,063\pm 0,008$) très proches mais légèrement supérieures à M4 ($\sigma_m=0,060\pm 0,009$).

La différence dans la figure de mérite est due à la variation de la pente estimée. La figure de mérite $F2_m$ intègre la « distance » à la diagonale (droite identité) dans son expression. C'est pourquoi il nous semble important de privilégier la figure de mérite $F2_m$.

Le paramètre σ_m traduisant l'estimation de l'écart-type de l'erreur faite pour chaque méthode par rapport au modèle linéaire est faible pour les tracés manuels (M1, M2 et M3). Les valeurs les plus élevées sont obtenues pour les méthodes M7 et M5. La méthode qui surestime le plus la FE est la méthode M6 ($\alpha_m= 1,42$) et celle qui sous-estime le plus la FE est la méthode M5 ($\alpha_m= 0,91$).

Les tests réalisés ont montré que la méthode de classification est correcte à partir du moment où au moins trois méthodes différentes sont comparées (**Lebenberg, et al., 2012**). Elle n'est pas satisfaisante pour deux méthodes car on obtient souvent une inversion du classement. Cette méthode d'évaluation basée sur des hypothèses telles celles décrites dans le paragraphe 6.2.1 semble être un moyen pertinent pour effectuer une évaluation sans référence. Une approche complémentaire à cette méthode de classification serait de définir une segmentation de référence à partir de contours fournis par les méthodes et de comparer ensuite les résultats à cette forme de référence. De plus, l'évaluation sans gold standard peut s'appliquer à d'autres paramètres (les volumes télédiastolique et télésystolique et la MVG) mais cela n'a pas été fait car l'estimation des bornes de ces paramètres et l'estimation de la distribution du vrai paramètre est un peu délicate.

6.3 Conclusion

Ma participation au groupe **MedIEval** m'a permis de tester les performances des deux algorithmes (semi et entièrement automatique) sous une approche compétitive. Comme il est difficile de comparer les résultats d'une méthode à l'autre à cause de l'absence d'un véritable gold standard, les travaux dans le cadre de l'évaluation sans gold standard ont permis de proposer une approche robuste de classification des méthodes. Les deux méthodes que je propose sont bien classées ; la méthode semi-automatique est la méthode algorithmique qui arrive en tête, juste après les expertises manuelles. La méthode entièrement automatique que j'ai proposée présente des performances équivalentes à d'autres méthodes algorithmiques semi-automatiques.

Enfin, la création d'une segmentation de référence à partir d'un nombre de contours fournis par les différentes méthodes sans qu'aucune ne soit considérée comme une expertise (présentée brièvement en perspectives au chapitre 8) est une approche complémentaire innovante qui reste à évaluer à plus grande échelle.

CHAPITRE 7 : Etude conjointe de la contraction myocardique et quantification automatisée de l'étendue de l'infarctus du myocarde

Ce chapitre ouvre sur des applications de l'algorithme de segmentation semi-automatique pour des applications cliniques. L'exemple suivi dans le cadre de cette thèse est lié à l'étude conjointe de la quantification transmurale de l'infarctus du myocarde et de la fonction régionale du ventricule gauche.

7.1 Contexte

Les images de rehaussement tardif (RT) acquises 10 minutes après l'injection d'un produit de contraste permettent d'identifier la zone nécrosée d'un myocarde infarci, par un rehaussement du signal à l'intérieur de cette zone **(Kim, et al., 2000)**. L'analyse d'images « ciné » traduisant le mouvement au cours d'un cycle cardiaque, faite de façon complémentaire à celle réalisée sur les images de rehaussement tardif permet de faire une évaluation qualitative et quantitative de la contraction régionale des parois myocardiques du ventricule gauche. Plusieurs études ont montré l'intérêt d'une analyse combinée d'images ciné et d'images de RT, permettant l'étude simultanée de la contraction myocardique et de la quantification de l'infarctus du myocarde **(Schuijf, et al., 2004)**. Ces approches ont aussi été appliquées pour étudier la revascularisation après infarctus **(Marwick, et al., 2010) (Krittayaphong, et al., 2008)**.

L'étude présentée ici a consisté à mettre en place une chaîne complète de traitement d'images médicales, intégrant des méthodes génériques de traitement d'images dont la méthode de segmentation semi-automatique développée dans le cadre de cette thèse et des méthodes de recalage globales et locales d'images IRM multimodales. Le but a été de quantifier de façon automatique l'Etendue de l'Infarctus Du Myocarde (EIDM) et d'étudier le lien avec la contraction segmentaire régionale **(Chenoune, et al., 2010) (Chenoune, et al., 2011)**. Cette étude a été menée sur 10 sujets ayant eu un infarctus du myocarde. Une acquisition d'images 3D +t ciné (coupes petit-axe) a été faite sur ces sujets ainsi qu'une acquisition d'images 3D de rehaussement tardif (RT) 5, 6 et 7 minutes après injection du produit de contraste (Gd-DPTA). Le protocole d'acquisition est détaillé dans **(Chenoune, et al., 2012)**. Suite à ces acquisitions, les images ciné en phase de télédiastole ont été extraites afin de segmenter le contour endocardique pour l'étude de la contraction régionale comme décrit sur les sujets sains par El-Berberi **(El-Berberi, et al., 2009)**.

De plus, une image moyenne 3D ciné a été construite correspondant à la phase d'acquisition des images RT. Le but est de segmenter les contours endocardiques et épicaudiques sur les images ciné et

de reporter ensuite les contours sur les images RT. En effet il est difficile de segmenter correctement le myocarde sur les images RT à cause du mauvais contraste entre l'endocarde et le myocarde infarci. Ces étapes sont encadrées en bleu sur la figure 96 qui représente la chaîne complète de traitement.

Pour repositionner les données ciné sur les données RT, un premier recalage global qui consiste en une synchronisation temporelle et un repositionnement spatial global des images ciné et RT a été effectué, prenant en compte les différences sur les paramètres d'acquisition des images ciné et RT (résolution temporelle, dimension des voxels, repère des deux acquisitions dans la machine). Après le recalage global, vient une étape de recalage local rigide de l'image 3D ciné moyennée sur l'image 3D de RT localisée sur la région cardiaque. Une ROI contenant la totalité du cœur est construite afin de pouvoir estimer correctement la distribution de probabilité en niveaux de gris servant au calcul de l'information mutuelle. Cette ROI provient de la ROI utilisée pour la segmentation de l'épicarde mais agrandie d'un facteur compris entre 2 et 3 afin de contenir l'ensemble de la structure cardiaque. L'Information Mutuelle Normalisée a été choisie comme critère de similarité pour ce recalage d'images multimodales. Ces étapes de recalage global et local sont encadrées en vert sur la figure 96.

Une première segmentation des contours endocardique et épicaudique avec la méthode semi-automatique (**chapitre 3**) a été faite sur le volume ciné moyenné (étape encadrée en violet sur la figure 96). Ces contours ont été ensuite superposés sur les IRM de rehaussement tardif (RT) correspondantes, afin de quantifier l'EIDM en utilisant une méthode de classification par k-moyennes floues préalablement développée au sein du LIF (**Kachenoura, et al., 2008**). Cette étape est encadrée en jaune sur la figure 96.

La contraction ventriculaire régionale a enfin été étudiée en segmentant les contours endocardiques sur le volume d'images ciné extraites en télédiastole, et en travaillant sur les images paramétriques estimées par la méthode PAMM dont le principe est décrit dans le chapitre 3 (**Ruiz Dominguez C., 2005**) (encadré rouge sur la figure 96). Le paramètre traduisant la contraction ventriculaire régionale a été comparé segment à segment à l'étendue de l'infarctus du myocarde.

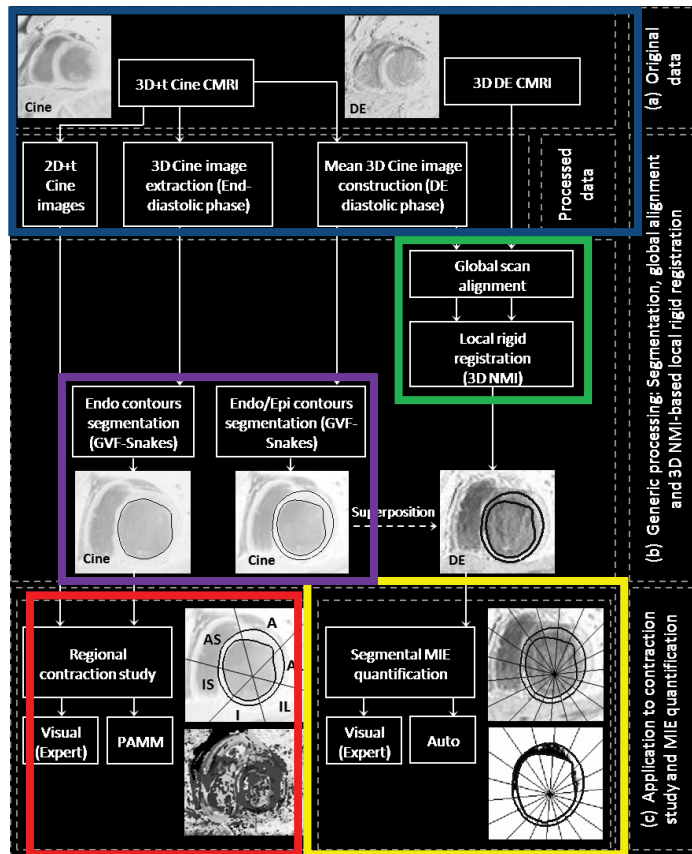


Figure 96 Segmentation dans la chaîne de traitement pour la quantification automatisée de l'EIDM et la contraction régionale (Chenoune et al, 2012)

7.2 Résultats

Les contours épocardiques et endocardiques extraits en utilisant la méthode de segmentation semi-automatique ont servi dans un premier temps à l'évaluation de la qualité du recalage 3D. Une évaluation qualitative visuelle du positionnement des contours sur les images RT après le recalage global et local 3D a été réalisée par un médecin expert sur la totalité des contours utilisés pour les 3 temps d'acquisition des images de RT, résultant donc en une évaluation de 30 volumes RT. L'évaluation a été réalisée par le dénombrement par l'expert des contours endocardiques et épocardiques parfaitement repositionnés sur les images RT après le recalage. L'utilisation du recalage local rigide en complément du recalage global initial a permis d'améliorer de manière significative l'alignement des IRM Ciné et RT dans 92% des cas. L'amplitude des déplacements estimés par le recalage local suivant les directions x, y et z a été de $2,18 \pm 1,76$ mm, $2,37 \pm 2,04$ mm et $1,75 \pm 1,56$ mm en valeur absolue. La figure 97 montre un exemple de segmentation des contours épocardiques et endocardiques sur une image Ciné et la superposition des contours sur l'image RT correspondante avant et après recalage. La dernière image montre la quantification de l'infarctus avec la division du ventricule gauche en 18 sous-segments.

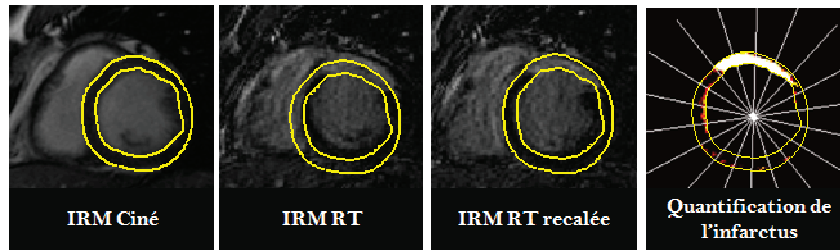


Figure 97 Segmentation et recalage

De gauche à droite : Segmentation sur l'image ciné. Superposition des contours sur l'image de RT avant et après recalage. Division du VG en 18 sous-segments. Quantification de l'EIDM.

Pour l'étude de l'EIDM, le ventricule gauche a été divisé en 6 segments égaux (correspondant à des angles de 60°) et chaque segment a été subdivisé en trois pour une meilleure reproductibilité de l'extension transmurale. Chaque coupe a été subdivisée en 18 segments (figure 97- image de droite) afin de prendre en compte l'hétérogénéité de l'extension de l'infarctus à l'intérieur d'un segment. Une évaluation automatique et visuelle a été faite pour la quantification de l'EIDM sur un total de 1044 sous-segments en attribuant une note de 0 à 4. Une note à 0 signifie qu'il n'y a pas d'infarctus dans le sous-segment. Un score entre 1 et 4 indique respectivement que l'extension de l'infarctus est moins de 25%, entre 25% et 50%, entre 50% et 75%, entre 75% et 100%. Le tableau 18 regroupe les scores attribués automatiquement par le logiciel de quantification décrit par Kachenoura (Kachenoura, et al., 2008) et visuellement.

		Note attribuée de façon automatique				
		0	1	2	3	4
Note attribuée visuellement	0	761	26	12	2	4
	1	39	6	5	1	3
	2	27	5	25	1	7
	3	5	3	14	1	19
	4	7	3	20	2	46

Tableau 18 Tableau de concordance entre la quantification de l'EIDM par la méthode automatisée et l'analyse visuelle

Au total 94 des sous-segments (soit 9%) sont en désaccord entre les deux évaluations avec un écart de cotation supérieur ou égal à 2. Pour 41 d'entre eux, la différence entre les cotations visuelle et automatique provient du fait que le sous-segment se trouve soit à la frontière avec un segment sain, soit à la frontière avec un segment infarcté dont l'étendue de l'infarctus est radicalement plus importante. La quantification automatique a échoué sur 36 sous-segments, à cause de la faible qualité de certaines images due à des artefacts ou du bruit, surtout sur les coupes apicales.

L'étude de la contraction régionale par analyse visuelle a montré que sur les 348 segments, 173 segments ont une contraction normale, 93 ont une contraction hypokinétique et 82 correspondent à des segments akinétiques ou dyskinétiques. Pour quantifier cette contraction régionale, un nouveau paramètre a été défini comme le rapport de l'intensité segmentaire moyenne

sur l'image de variation d'intensité au cours du cycle cardiaque sur le temps moyen de contraction dans le même segment (ATR – Amplitude to Time Ratio) calculé à partir des images paramétriques (figure 98a, b et c). Sa définition s'est inspirée des paramètres utilisés en échographie pour quantifier la fonction de contraction régionale (**Kachenoura, et al., 2010**). Les segments 2, 3 et 4 montrent une contraction normale (large bande rouge sur l'image paramétrique A2) et quasiment aucun rehaussement. Les segments 1 et 5 montrent une contraction d'amplitude réduite (bande rouge de largeur réduite) et une part plus ou moins importante de RT sur l'image associée. Par contre, pour le segment 6, l'image de RT montre un infarctus transmural et l'image paramétrique A2 montre un déplacement dyskinétique (codé en bleu) qui se produit dans le sens inverse comparé aux autres segments. Pour ce même segment, l'image des temps moyens de contraction montre un temps de moyen de contraction augmenté (codé en vert) par rapport aux autres segments. Ainsi la dysfonction du mouvement ventriculaire se traduit par une diminution de l'amplitude de déplacement (voire un mouvement inversé dans les cas les plus graves) et/ou une augmentation du temps moyen de contraction. C'est pourquoi le paramètre ATR qui prend en compte ces deux aspects est bien adapté pour synthétiser la contraction ventriculaire.

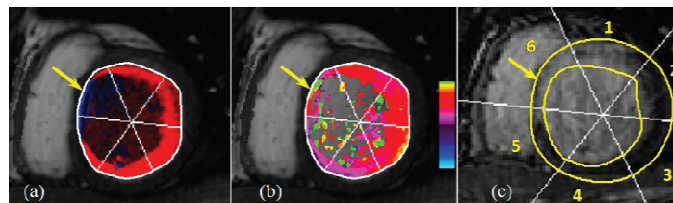


Figure 98 Lien entre fonction ventriculaire régionale et rehaussement tardif

En a et b, l'image en niveau de gris est l'image ciné en télédiastole. (a) L'image en couleur est l'image paramétrique A2 correspondant à la variation d'intensité durant la phase de contraction. (b) L'image en couleur est l'image paramétrique correspondant au temps moyen de contraction $((T1+T2)/2)$. (c) Image de RT et subdivision du ventricule gauche en six segments.

L'analyse statistique a montré un lien fort entre ce paramètre ATR et l'analyse visuelle de la contraction. En effet, une différence statistiquement significative a été trouvée entre les segments jugés visuellement akinétiques ou dyskinétiques ($0,46 \pm 0,52$) et les segments hypokinétiques ($0,90 \pm 0,75$) ($p < 0,028$), entre les segments hypokinétiques ($0,90 \pm 0,75$) et les segments normaux ($1,72 \pm 1,14$) ($p < 0,0001$). La figure 99 illustre cette analyse statistique.

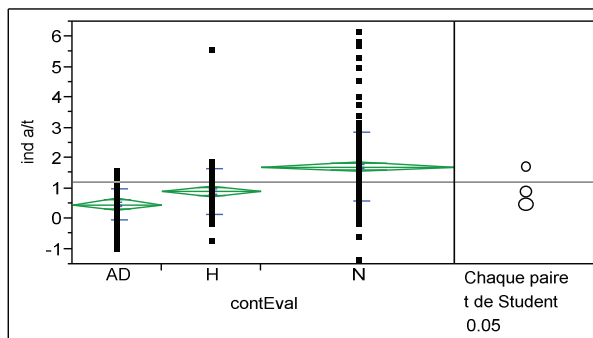


Figure 99 Analyse statistique indiquant l'évolution du paramètre ATR en fonction du score de contraction donné par analyse visuelle

Enfin, les figures 100 et 101 illustrent la comparaison des résultats par classe de contractilité pour étudier la relation entre l'EIDM et la contraction régionale. La figure 100 montre le score moyen de rehaussement pour l'ensemble des segments appartenant à une classe de contractilité (obtenu par analyse visuelle par l'expert) et la contraction régionale des segments akinétiques/dyskinétiques, hypokinétiques et normaux. La figure 101 montre le paramètre ATR sur les 348 segments en fonction du rehaussement tardif évalué manuellement et automatiquement. Pour cette analyse, deux classes seulement ont été considérées, celle des segments sans rehaussement (NDE - score 0) et celle des segments avec rehaussement (DE - score 1, 2,3 ou 4).

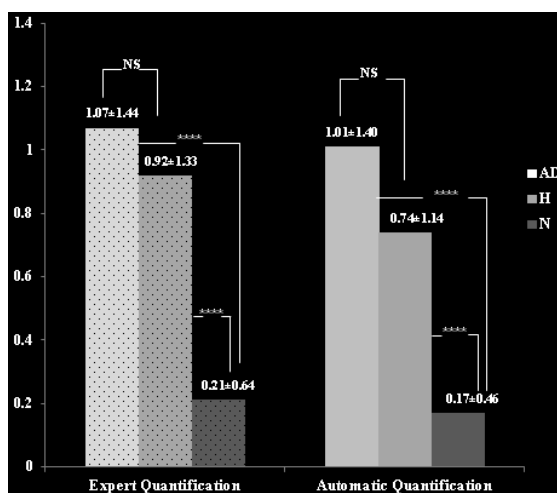


Figure 100 Score moyen de rehaussement en fonction de la contraction régionale des segments (akinétique/dyskinétique, hypokinétique et normal ; **** : $p < 0.0001$, NS : Non significatif ; AD : Akinétique/Dyskinétique ; H : Hypokinétique ; N : Normal) (Chenoune et al., 2012)

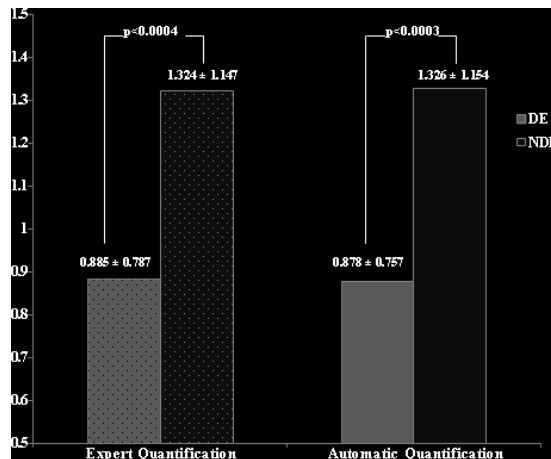


Figure 101 Paramètre ATR en fonction du rehaussement tardif évalué soit par l'expert soit par le processus de quantification

(NDE : Segments sans RT, DE : Segments avec RT; **** : $p < 0.0001$, NS : Non significatif) (Chenoune et al., 2012)

Les scores d'extension de l'infarctus sont plus élevés pour les segments pour lesquels la contraction est jugée hypokinétique ou akinétique/dyskinétique que pour les segments ayant une contraction normale. Pour les scores de l'EIDM obtenus par l'expert et par le processus de quantification, on observe une différence significative entre les segments normaux et pathologiques mais aucune différence statistiquement significative entre les segments hypokinétiques et les segments akinétiques dyskinétiques, même s'il existe une tendance à l'augmentation de ces paramètres avec la gravité de la dysfonction du mouvement régional de contraction.

7.3 Discussion

Pour cette application clinique, la segmentation des contours épocardiques et endocardiques intervient à différentes étapes de la chaîne de traitement mise en place. Le problème majeur rencontré a été le réajustement de la segmentation sur environ 25% des coupes par modification des paramètres (ROI, filtrage, GVF-Snake). Cette segmentation a facilité dans un premier temps la validation visuelle du recalage et a ensuite servi, dans l'étape de quantification de l'EDIM, à délimiter les frontières de la zone myocardique, dans laquelle l'algorithme de k-moyennes opère.

Les résultats sur le recalage local ont été satisfaisants et ont permis d'améliorer les résultats sur l'alignement des données ciné et RT. La comparaison de la quantification automatique et visuelle de l'EIDM a été très satisfaisante puisqu'on a obtenu une correspondance sur la classification des sous-segments de 91% entre les deux approches. Les 9% de segments pour lesquels une discordance est observée sont dus principalement à la mauvaise qualité de l'image RT et aux petites erreurs de recalage.

Enfin, l'utilisation du contour endocardique extrait en télédiastole a permis une automatisation de l'étude de la contraction myocardique et le calcul du coefficient ATR.

Les valeurs obtenues pour l'ATR ont été comparées aux scores de l'EIDM et il a été observé que l'ATR diminue de façon significative dans le cas de segments rehaussés. De plus, le lien entre l'ATR et l'évaluation visuelle de la contraction confirme que ce paramètre peut être utilisé pour l'évaluation de la contraction régionale. Il reste à l'améliorer pour une meilleure prise en compte de l'image paramétrique, notamment au niveau des piliers.

L'étude conjointe du rehaussement myocardique et de la contraction régionale segmentaire associée a permis de dissocier les segments sains (sans rehaussement) et pathologiques (avec rehaussement) d'une part, et de montrer que la contraction segmentaire était étroitement liée à l'étendue de la nécrose d'autre part. En effet, les résultats obtenus ont permis de confirmer que la dysfonction de la contraction segmentaire augmentait avec l'étendue de la zone nécrosée. Une augmentation du nombre de sujets dans la base de données serait utile pour renforcer les résultats de cette première étude.

Cependant, la principale difficulté dans la mise en œuvre de cette méthodologie est que la méthode de segmentation semi-automatique reste chronophage pour une telle application clinique. Ainsi, une automatisation accrue de la méthode de segmentation conduirait à une meilleure applicabilité de cette approche.

CHAPITRE 8 : Conclusions et Perspectives

8.1 Bilan

La segmentation des structures cardiaques est une tâche qui dépend beaucoup de la qualité de l'image. Aujourd'hui, l'IRM est une technique non invasive qui fournit des images avec une très bonne résolution spatiale et un contraste élevé. Elle joue un rôle indéniable dans le bilan préthérapeutique de l'infarctus du myocarde, et son interprétation est d'une importance capitale pour mettre en place une thérapie adaptée. Pour évaluer de façon quantitative des mesures cliniques relatives à la viabilité du myocarde, il est nécessaire d'avoir des segmentations des cavités cardiaques et notamment de la cavité gauche. La plupart du temps ces segmentations sont réalisées manuellement, ce qui constitue une tâche fastidieuse. Ainsi, toute application automatique ou semi-automatique de la segmentation des cavités facilite l'analyse préalable permettant une prise en charge adéquate du patient.

L'automatisation de la segmentation des structures cardiaques peut se découper en deux étapes : la localisation du cœur et du ventricule gauche et la segmentation de l'endocarde et de l'épicarde. Une étude bibliographique a été faite sur ces deux étapes. La localisation des structures cardiaques se fait généralement par la définition manuelle d'une région d'intérêt autour du cœur. Les méthodes qui proposent une localisation automatique du cœur exploitent le plus souvent deux *a priori* : le battement du cœur et la forme circulaire du ventricule gauche. L'évaluation de la localisation reste visuelle dans tous les cas. Pour la segmentation, l'étude bibliographique contient d'abord une revue de méthodes se basant uniquement sur l'information contenue dans l'image et se focalise par la suite sur les méthodes utilisant un modèle mathématique traduisant les contraintes liées à l'anatomie de la structure à segmenter : les modèles déformables. L'exploitation du contraste entre la cavité et le muscle dans l'image et l'utilisation d'un filtre morphologique permettent à la méthode d'être robuste vis-à-vis de l'initialisation et d'exploiter de façon efficace les modèles déformables.

La base de données fournie pour le Challenge MICCAI comportant les examens de 45 sujets, dont 36 pathologiques a servi dans le cadre de la mise au point et de l'évaluation des méthodes de segmentation proposée.

La localisation de la structure cardiaque et du ventricule gauche repose sur des hypothèses simples. Cependant l'hypothèse faite par certaines équipes que le cœur se trouve au centre de l'image n'est pas toujours vérifiée. C'est pourquoi j'ai proposé d'utiliser le mouvement périodique du cœur, la forme pseudo-circulaire du ventricule gauche sur les coupes petit-axe et le contraste entre cavité et myocarde pour la localisation du cœur, puis du ventricule gauche. Les résultats de l'évaluation de la

localisation de la région cardiaque sont excellents puisque le cœur est toujours correctement localisé. Il est vrai que les régions d'intérêt (ROI) définies autour du cœur sont parfois un peu grandes, mais cette situation est préférable à celle d'une ROI trop petite qui éliminerait une partie du cœur. La localisation entièrement automatique du ventricule gauche prend en compte les dimensions de ce dernier suivant le niveau de coupe. Même si la première ROI est trop grande, la ROI autour du ventricule gauche est plus adaptée à ses dimensions. Les méthodes utilisées pour cette localisation font appel à des *a priori* de continuité 3D suivant les coupes, qui rend l'algorithme plus robuste qu'une méthode reposant uniquement sur l'information 2D.

Deux méthodes de segmentation ont été développées et évaluées. La première est une méthode semi-automatique avec des interactions manuelles pour la création d'une ROI autour du ventricule gauche, qui fournit des résultats très satisfaisants et qui a été exploitée pour une première application clinique portant la quantification automatisée de l'étendue d'un infarctus. La seconde méthode est entièrement automatisée ; elle fournit des résultats prometteurs mais n'est pas encore directement exploitable pour une application clinique. Cependant, l'essentiel des travaux a porté sur l'optimisation de la définition automatique de la ROI. L'optimisation du paramétrage du modèle déformable n'a pas été traitée dans cette thèse et aucune exploitation de la continuité suivant les coupes n'a été prise en compte pour l'estimation des contours dans les étapes de segmentation. Ma conviction est qu'une étude plus poussée sur le paramétrage du modèle déformable combinée avec la méthode entièrement automatisée de la localisation du ventricule gauche, améliorerait considérablement les résultats de la méthode automatique et la rendrait exploitable pour une application clinique.

L'évaluation supervisée des deux méthodes a été menée de façon exhaustive en considérant à la fois des critères d'imagerie et des critères cliniques. Les travaux menés sur l'évaluation de la segmentation sans référence dans le cadre du groupe **MedIEval**, ont montré leur pertinence pour classer différentes méthodes de segmentation. Comme il n'existe pas vraiment de « gold standard » pour la segmentation des cavités cardiaques, une approche permettant de classer les méthodes de segmentation en fonction de leur capacité à évaluer la fraction d'éjection a été mise en place et appliquée à huit méthodes différentes qui ont opéré sur la même base de données. La méthode semi-automatique arrive juste après les trois méthodes de segmentation manuelle ; c'est donc la meilleure des méthodes algorithmiques testées tandis que la méthode entièrement automatique que j'ai proposée arrive dans un second groupe, mais se trouve mieux placée que d'autres méthodes de segmentation semi-automatique. Les perspectives méthodologiques portent sur la création d'un contour de référence à partir d'un certain nombre de segmentations. L'autre perspective de ce travail porte sur la segmentation du ventricule droit en utilisant la méthode semi-automatique.

8.2 Perspectives

8.2.1 Définition d'une forme mutuelle de référence

Pour définir une forme mutuelle de référence à partir de plusieurs jeux de segmentation, S. Jehan-Besson a proposé, au sein du groupe **MedIEval**, une approche s'appuyant sur les approches variationnelles et la théorie de l'information (**Jehan-Besson, 2011**). La forme de référence est définie comme étant celle qui minimise la somme des mesures des différences symétriques avec les segmentations en entrée en exploitant l'information mutuelle et l'entropie jointe. La maximisation de l'information mutuelle est exprimée en utilisant la formule de l'entropie conditionnelle $H(D_i(X)/T(X)) = -\sum_t p(t) \cdot \sum_{d_i} p(d_i/t) \log(p(d_i/t))$ où \mathbf{T} est la variable aléatoire associée à la forme de référence, \mathbf{D}_i une variable aléatoire et \mathbf{d}_i sa fonction caractéristique associée. Les densités de probabilité notées

$$p_i = p(d_i = 1/t = 1) = \frac{1}{|\mu|} \int_{\mu} d_i(x) dx \quad \text{et} \quad q_i = p(d_i = 0/t = 0) = \frac{1}{|\mu|} \int_{\mu} (1 - d_i(x)) dx$$

correspondent à la sensibilité et la spécificité du contour de référence respectivement. Dans un deuxième temps, la minimisation de la somme des entropies conjointes est exprimée toujours en utilisant l'entropie conditionnelle. La robustesse de l'algorithme a été testée en introduisant des formes aberrantes. Le coefficient de Dice et les distances maximale et moyenne ont été utilisées pour renforcer la robustesse de l'algorithme.

Six méthodes de segmentation du ventricule gauche provenant de différents laboratoires du groupe MedIEval ont été utilisées pour estimer la forme de référence. La figure 102 montre les masques créés à partir de ces segmentations.



Figure 102 De gauche à droite les masques créés avec les six méthodes de segmentations

Lors de l'évolution du contour, les paramètres \mathbf{p}_i et \mathbf{q}_i sont estimés conjointement à la forme mutuelle. D'après les valeurs dans le tableau 19 ci-dessous, la meilleure segmentation correspond à la forme 3 alors que les formes 1 et 2 ont des valeurs de sensibilité et spécificité plus faibles. Le premier masque de la figure 102 correspond à la première méthode de segmentation ($i=1$) et ainsi de suite.

<i>i</i>	1	2	3	4	5	6
<i>q</i>	0,929	0,964	0,972	0,908	1	0,988
<i>p</i>	0,772	0,680	0,978	0,845	0,831	0,920

Tableau 19 Paramètres de sensibilité *p* et spécificité *q* pour les différentes méthodes

Par ailleurs, le tableau 20 montre l'étude de la robustesse en présentant pour chaque cas considéré la métrique de Dice et les distances maximales et moyennes entre la forme mutuelle obtenue et la forme obtenues par un tracé expert. Une grande stabilité de ces paramètres quantitatifs est observée, montrant que le contour final obtenu varie très peu lorsque l'on ajoute les formes aberrantes. La figure 103 présente les différents cas de segmentation aberrante considérés.

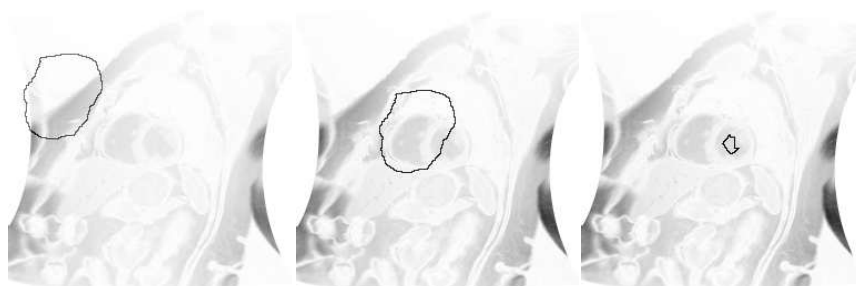


Figure 103 Différentes formes de segmentations aberrantes testées pour étudier la robustesse de la définition d'une forme de référence mutuelle

A gauche : forme aberrante de type 1 (en dehors) ; au milieu : forme aberrante de type 2 (élargie) ; à droite : forme aberrante de type 3 (réduite)

Mesure de comparaison	Aucune forme aberrante	Forme aberrante type 1	Forme aberrante type 2	Forme aberrante type 1+2	Forme aberrante type 3
Dice	0,89	0,89	0,89	0,89	0,89
Distance moyenne	1,6	1,7	1,7	1,5	1,6
Distance maximale	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4

Tableau 20 Comparaison de la forme mutuelle au tracé expert

Ce travail est une variante de l'approche STAPLE proposée par Warfield (Warfield, et al., 2004). Le test systématique de l'approche développée et sa comparaison avec la méthode STAPLE sur la base de données MICCAI est actuellement en cours de réalisation par les participants à l'action **MedIEval**.

8.2.2 Segmentation automatisée du ventricule droit

Une première mise en œuvre de la méthode de segmentation sur le ventricule droit a été proposée (**Constantinides, 2009**). L'algorithme utilisé pour segmenter le ventricule gauche a été adapté en combinant le filtrage morphologique et l'utilisation de contours actifs avec un paramétrage différent. Cinq études IRM 3D + t pour lesquelles une expertise a été effectuée sur les ventricules gauche et droit en télédiastole et en télésystole ont été extraites de la base de données de l'HEGP. L'évaluation a été réalisée en appliquant le logiciel de comparaison développé par le groupe MediEval qui opère globalement sur les volumes. Les figures 104 et 105 montrent deux exemples de la segmentation sur les deux ventricules.

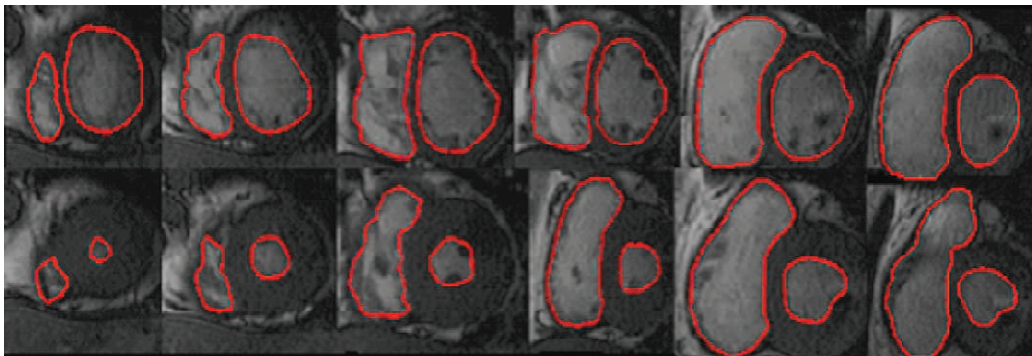


Figure 104 Segmentation biventriculaire en diastole et en systole (sujet 1)

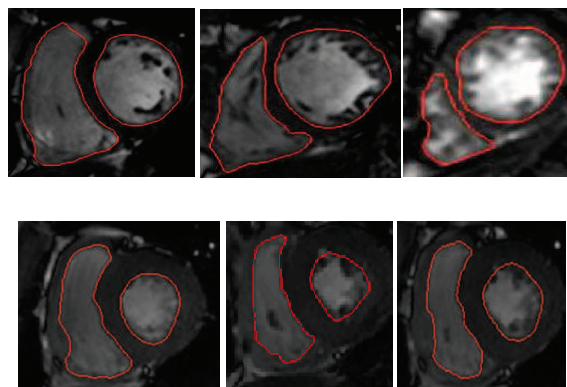


Figure 105 Segmentation biventriculaire en diastole et en systole (sujet 2)

Les volumes segmentés ont été comparés aux volumes expertisés au moyen du logiciel MESH (<http://mesh.berlios.de>), qui mesure l'erreur maximale de surface entre deux volumes A et B au moyen de la distance de Hausdorff. Il permet de représenter les zones pour lesquelles l'écart est le plus important. L'erreur maximale sur l'ensemble du volume était de 8 pixels, avec une moyenne

d'environ 2 pixels. Contrairement aux approches classiques qui nécessitent un contour initial proche de la solution, l'algorithme proposé itère à partir d'un point choisi par l'utilisateur à l'intérieur du ventricule. L'emplacement de ce point à l'intérieur du ventricule a peu d'influence sur le résultat de la segmentation, puisque le « GVF-Snake » opère sur l'image filtrée. Le contrôle visuel de l'image filtrée permet éventuellement à l'utilisateur de choisir le meilleur paramétrage possible pour le filtrage notamment pour la segmentation du VD. Pour le « GVF-Snake », les jeux de paramètres ont dû être adaptés dans 15% des cas et essentiellement pour des coupes apicales. La phase systolique est particulièrement délicate à segmenter et peut nécessiter de redéfinir les paramètres du « GVF-Snake ». La différence dans le paramétrage du « GVF-Snake » pour le ventricule droit consistait principalement à modifier le paramètre d'élasticité de façon à ce que le contour soit plus « flexible » en prenant des valeurs plus petites (entre 1 et 5 maximum) que pour le ventricule gauche (comprises entre 10 et 60). De plus, les nombreuses trabéculations présentes dans le VD et la forme moins régulière de celui-ci incitent à introduire un critère de forme supplémentaire. Ce type d'application peut être intéressant pour des études du ventricule droit systémique par exemple, dont la forme se rapproche de celle du ventricule gauche.

PUBLICATIONS :

Articles publiés ou soumis dans des revues avec comité de lecture :

C. Constantinides; R. El Berbari; A. De Cesare; Y. Chenoune; E. Roullot; A. Herment; E. Mousseaux; F. Frouin, **Développement et Évaluation d'un algorithme de segmentation automatisée des ventricules gauche et droit sur des images ciné d'IRM**. IRBM, 30(4) :188-191, 2009.

Y. Chenoune; C. Pellet-Barakat; C. Constantinides; R. El Berbari; M. Lefort; E. Roullot; E. Mousseaux; F. Frouin, **Methodology for Jointly Assessing Myocardial Infarct Extent and Regional Contraction in 3D-CMRI**, IEEE Trans. Biomed. Eng., sous presse.

J. Lebenberg; I. Buvat; A. Lalande; P. Clarysse; C. Casta; A. Cochet; C. Constantinides; J. Cousty; A. De Césaire; S. Jehan-Besson; M. Lefort; L. Najman; E. Roullot; L. Sarry; C. Tilmant; M. Garreau; F. Frouin, **Non-supervised ranking of different segmentation approaches. Application to the estimation of the left ventricle ejection fraction from cardiac cine MRI sequences**, IEEE Trans. Med. Imaging., sous presse.

Articles long publiés dans des actes de congrès :

C. Constantinides; Y. Chenoune; N. Kachenoura ; E. Roullot; E. Mousseaux ; A. Herment; F. Frouin, **Semi-automated cardiac segmentation on cine magnetic resonance images using GVF-Snake deformable models**. The Midas Journal, 2009, <http://hdl.handle.net/10380/3108>.

C. Constantinides; Y. Chenoune; E. Mousseaux; E. Roullot; F. Frouin, **Automated Heart Localization for the Segmentation of the Ventricular Cavities on Cine Magnetic Resonance Images**, Computing in Cardiology, 2010, 37:911-914.

Y. Chenoune; C. Constantinides; R. El Berbari; E. Roullot; F. Frouin; A. Herment; E. Mousseaux, **Rigid Registration of Delayed-Enhancement and Cine Cardiac MR Images using 3D Normalized Mutual Information**, Computing in Cardiology, 2010, 37:161-164.

Y. Chenoune; C. Constantinides; E. Roullot; E. Mousseaux; F. Frouin, **Segmentation et Recalage 3D d'IRM Cardiaques pour la Quantification Automatique du Rehaussement Tardif**. Actes du XXIIIe colloque GRETSI, 2011.

F. Frouin; M. Garreau; I. Buvat; C. Casta; C. Constantinides; J. Cousty; A. Cochet; S. Jehan-Besson; C. Tilmant; M. Lefort; L. Najman; L. Sarry; P. Clarysse; A. de Cesare; A. Lalande, **Méthodologie pour comparer différentes méthodes d'extraction de biomarqueurs sans méthode de référence. Application à la segmentation du ventricule gauche en IRM cardiaque pour estimer la fraction d'éjection**. Recherche en Imagerie et Technologies pour la Santé, Rennes, avril 2011.

S. Jehan-Besson; C. Tilmant; A. De Cesare; F. Frouin; L. Najman; A. Lalande; L. Sarry; C. Casta; P. Clarysse; C. Constantinides; J. Cousty; M. Lefort; A. Cochet; M. Garreau, **Estimation d'une forme mutuelle pour l'évaluation de la segmentation en imagerie cardiaque**. Actes du XXIIIe colloque GRETSI, 2011.

J. Lebenberg; I. Buvat; M. Garreau; C. Casta; C. Constantinides; J. Cousty; A. Cochet; S. Jehan-Besson; C. Tilmant; M. Lefort; E. Roullot; L. Najman; L. Sarry; P. Clarysse; A. De Cesare; A. Lalande; F. Frouin, **Comparison of Different Segmentation Approaches without Using Gold Standard. Application to the Estimation of the Left Ventricle Ejection Fraction from Cardiac Cine MRI Sequences**. Proceedings of the 33th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2663-6, 2011.

C. Constantinides, E. Roullot, M. Lefort, F. Frouin, **Fully Automated Segmentation of the Left Ventricle Applied to Cine MR Images: Description and Results on a Database of 45 Subjects**, Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2012, sous presse.

Sélection pour des communications orales ou affichées :

C. Constantinides; R. El Berbari; E. Mousseaux; E. Roullot; A. De Cesare; A. Herment; F. Frouin, **Développement et Évaluation d'un algorithme de segmentation automatique des ventricules gauche et droit sur des images IRM**. Journées RITS de Recherche en Imagerie et Technologies de la Santé, 2009, Lille

C. Constantinides; R. El Berbari; E. Mousseaux; E. Roullot; A. de Cesare; A. Herment; F. Frouin, **Development and evaluation of an algorithm for the automated segmentation of the left and right ventricles on MRI images**. Journée scientifique annuelle de l'IFR14, 2009, Paris.

C. Constantinides; R. El Berbari; E. Mousseaux; E. Roullot; A. de Cesare; A. Herment; F. Frouin, **Automated segmentation of the left ventricle on cine MRI images: Validation on a database of 45 patients**. Journée scientifique annuelle de l'IFR14, 2010, Paris.

Bibliographie

[En ligne1] // <http://www.sante.gouv.fr/IMG/pdf/obj69.pdf>.

[En ligne2] // http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=NATTEF06230.

[En ligne3] // http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Data.html.

[En ligne4] // <http://www.bersot-formation.fr/docs/coeur.pdf>

[En ligne5] // <http://congres.jfradio.cyim.com/data/moduleposterelectronique/PDF/2007/76e6b6a3-0c8e-4618-8a39-52f124351765.pdf>.

Al-Saadi N. et Nagel E., Gross M., Bornstedt A., Schnackenburg B., Klein C., Klimek W., Oswald H., Fleck E. Noninvasive detection of myocardial ischemia from perfusion reserve based on cardiovascular magnetic resonance. [Revue] // *Circulation*. - 2000. - Vol. 101. - pp. 1379-1383.

Ballard D.H. Generalizing the Hough Transform to detect arbitrary shapes [Rapport]. - 1981. - pp. 111-122.

Bellenger N. et Ceri Davies L., Francis, J.M., Coats, A.J.S., Pennell, D.J. Reduction in Sample Size for Studies of Remodeling in Heart Failure by the Use of Cardiovascular Magnetic resonance [Revue] // *Journal of Cardiovascular Magnetic resonance*. - 2000. - 4 : Vol. 2. - pp. 271-8.

Beucher S. et Meyer F. The morphological approach to segmentation : the watershed transformation [Revue] // *Mathematical Morphology in Image Processing*, Marcel Dekker Inc. - 1992. - Vol. 1. - pp. 433-481.

Borovicka J. Circle Detection Using Hough Transforms Documentation [Revue] // *Image Processing and Computer Vision*. - 2003.

Caselles V. et Catté F., Coll T., Dibos F. A geometric model for active contours in image processing [Revue] // *Numerische Mathematik*. - 1993. - Vol. 66. - pp. 1-31.

Cerqueira D.M et Weissman J.N, Dilsizian V., Jacobs K.A., Kaul S., Laskey W.K., Pennell D.J., Rumberger J.A., Ryan T., Verani M.S. Standardized Myocardial Segmentation and Nomenclature for Tomographic Imaging of the Heart : A Statement for Healthcare Professionals From the Cardiac Imaging Committee of the Council on Clinical Cardiology of the American Heart Association [Revue] // *Journal of the American Heart Association*. - 2002. - Vol. 105. - pp. 539-542.

Chenoune Y. et Constantinides C., El Barbari, R., Roullot, E., Frouin, F., Herment, A., Mousseaux E. Rigid Registration of Delayed-Enhancement and Cine Cardiac MR Images Using 3D Normalized Mutual Information [Conférence] // *Computing in Cardiology*. - Belfast : [s.n.], 2010. - pp. 161-4.

Chenoune Y. et Constantinides C., Roullot E., Mousseaux E., Frouin F. Segmentation et recalage 3D d'IRM cardiaques pour la quantification automatique du rehaussement tardif [Conférence] // *Actes du XXIIIe colloque GRETSI*. - 2011.

Chenoune Y. et Deléchéelle E., Petit E., Goissen T., Garot J., Rahmouni A. Segmentation of cardiac cine-MR images and myocardial deformation assessment using level set methods [Revue] // Computerized Medical Imaging and Graphics. - 2005. - Vol. 29. - pp. 607-616.

Chenoune, Y. et Pellot-Barakat C., Constantinides, C., El Berbari, R., Lefort, M., Roullot, E., Mousseaux, E., Frouin F. Methodology for Jointly Assessing Myocardial Infarct Extent and Regional Contraction in 3D-CMRI [Revue] // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2012. - Sous presse.

Choudhury K.R. et Paik D.S., Yi, C.A., Napel, S., Roos, J., Rubin, G.D. Assessing operating characteristics of algorithms in absence of gold standard [Revue] // Medical Physics. - 2010. - 4 : Vol. 37. - pp. 1788-95.

Chow C. K. et Kaneko T. Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms. [Revue] // Comput Biomed Res. - 1972. - Vol. 5. - pp. 388-410.

Cocosco C.A. et Netsch T., Sénégas J., Bystrov D., Niessen W.J., Viergever M.A. Automatic cardiac region-of-interest computation in cine 3D structural MRI [Revue] // International Congress Series. - [s.l.] : Elsevier, 2004. - Vol. 1268. - pp. 1126-1131.

Cohen L. D. On active contour models and ballons [Revue] // Computer Vision, Graphics, and Image processing: Image understanding. - 1989. - Vol. 53. - pp. 211-218.

Cohen L.D. et Cohen I. Finite element methods for active contour models and ballons for 2-D and 3-D images [Revue] // IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence. - 1993. - Vol. 15. - pp. 1131-1147.

Comte A. Traitement automatique des examens d'IRM après infarctus du myocarde : recalage d'images et classification des courbes de perfusion myocardique [Rapport] : Thèse de doctorat / Université de Bourgogne. - 2005.

Constantinides C. et Chenoune Y., Kachenoura, N., Roullot, E., Mousseaux, E., Herment, A., Frouin, F. Semi-automated cardiac segmentation on cine magnetic resonance images [Revue] // The Midas Journal. - 2009. - <http://hdl.handle.net/10380/3108>.

Constantinides C. et Chenoune Y., Mousseaux, E., Roullot, E., Frouin, F. Automated Heart Localization for the Segmentation of the Ventricular Cavities on Cine Magnetic Resonance Images [Conférence] // Computing in Cardiology. - Belfast : [s.n.], 2010. - pp. 911-14.

Constantinides, C. et Roullot, E., Lefort, M., Frouin, F., Fully Automated Segmentation of the Left Ventricle Applied to Cine MR Images: Description and Results on a Database of 45 Subjects [Conférence] // Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2012, sous presse.

Constantinides C., El Berbari, R., De Cesare, A., Chenoune, Y., Roullot, E., Herment, A., Mousseaux, E., Frouin, F. Développement et évaluation d'un algorithme de segmentation automatisée des ventricules gauche et droit sur des images ciné d'IRM [Article] // IRBM. - 2009. - 4 : Vol. 30. - pp. 188-191.

- Cootes T.F. et Edwards G.J., Taylor C.J.** Active appearance models [Revue] // Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 2001. - Vol. 23. - pp. 681-685.
- Cootes T.F. et Taylor C.J.** Active Shape Models - "Smart Snakes" [Conférence] // Proc. British Machine Vision Conference. - 1992. - Vol. 266275.
- Cousty J. et Najman L. Couprie M., Clément Guinaudeau S., Goissen T., Garot J.** Segmentation of 4D cardiac MRI : Automated method based on spatio-temporal watershed cuts [Revue] // Image and Vision Computing. - 2010. - Vol. 28. - pp. 1229-1243.
- Dacher J.N. et Gahide G., Gerbaud E., Varin C., Manrique A., Laissy J.P.** Plans de Coupe en IRM Cardiaque [Revue] // Journal de Radiologie. - 2004. - Vol. 85. - pp. 11-16.
- Danchin N. et Puymirat E., Aissaoui N., Adavane S., Durand E.** [Epidemiology of acute coronary syndromes in France and in Europe]. [Revue] // Ann. Cardiol. Angeiol. (Paris). - 2010. - Vol. 59 Suppl 2. - pp. S37--S41.
- Devereux R. B.** Is the electrocardiogram still useful for detection of left ventricular hypertrophy? [Revue] // Circulation. - 1990. - Vol. 81. - pp. 1144-1146.
- Dunn J.** A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters [Revue] // Journal of Cybernetics. - 1973. - 3 : Vol. 3. - pp. 32-57.
- El-Berbari R. et Kachenoura N., Redheuil A., Giron A., Mousseaux E., Herment A., Bloch I., Frouin F.** An automated myocardial segmentation in cardiac MRI [Conférence] // IEEE Proceedings EMBS. - 2007. - Vol. I. - pp. 4508-11.
- El-Berbari R. et Kachenoura N., Redheuil A., Giron A., Mousseaux E., Herment A., Bloch I., Frouin F.** Automated estimation of regional mean transition times and radial velocities from cine magnetic resonance images: Evaluation in normal subjects [Revue] // JMRI. - 2009. - pp. 236-242.
- El-Berbari R.** Segmentation d'images de contraction et de rehaussement tardif en IRM cardiaque. Application à l'étude de la fonction contractile et de la viabilité myocardique [Rapport] : Thèse de doctorat / TELECOM ParisTech-EDITE de Paris. - 2009.
- He L. et Peng Z., Everding B., Wang X., Han C. Y., Weiss K. L., Wee W. G.** A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation [Revue] // Image and Vision computing. - 2008. - Vol. 26. - pp. 141-163.
- Higgins W.E. et Ritman E. L., Chun N.** Extraction of left-ventricular chamber from 3-D CT images of the heart [Revue] // IEEE Transactions on Medical Imaging. - 1990. - 4 : Vol. 9. - pp. 384-95.
- Hoppin J.W. et Kupinski M.A., Kastis, G.A., Clarkson, E., Barrett, H. H.** Objective Comparison of quantitative imaging modalities without a Gold Standard [Revue] // IEEE Trans Med Imaging. - 2002. - 5 : Vol. 21. - pp. 441-9.
- Huang S. et Liu J., Lee L.C., Venkatesh S.K., San L. L., Au C., Nowinski W. L.** Segmentation of the Left Ventricle from Cine MR Images Using a Comprehensive Approach [Revue] // The Midas Journal. - 2009. - <http://hdl.handle.net/10380/3121>.

- Jehan-Besson S., Tilmant C., De Cesare A., Frouin, F., Najman L., Lalande A., Sarry L., Casta C., Clarysse P., Constantinides C., Cousty J, Lefort M., Cochet, A., Garreau, M.** Estimation d'une forme mutuelle pour l'évaluation de la segmentation en imagerie [Conférence] // GRETSI. - Bordeaux : [s.n.], 2011.
- Jolly M.P.** Automatic recovery of the left ventricular blood pool in cardiac cine MR images. [Conférence] // MICCAI. - 2008. - Vol. 11. - pp. 110-118.
- Jolly M.P.** Fully Automatic Left Ventricle Segmentation in Cardiac Cine MR Images using Registration and Minimum surfaces [Revue] // The Midas Journal. - 2009. - <http://hdl.handle.net/10380/3114>.
- Kachenoura N. et Delouche A., Ruiz Dominguez, C., Nardi, O., Frouin, F., Diebold, B.** An automated four-point scale scoring of segmental wall motion in echocardiography using quantified parametric images. [Revue] // Phys.Med. Biol.. - 2010. - 19 : Vol. 55. - pp. 5753-66.
- Kachenoura N. et Redheuil A., Herment A., Mousseaux E., Frouin F.** Robust Assessment of the Transmural Extent of Myocardial Infarction in Late Gadolinium Enhanced MRI Studies using Appropriate Angular and Circumferential Subdivision of the Myocardium [Revue] // Eur. Radiology. - 2008. - 10 : Vol. 18. - pp. 2140-7.
- Kass M. et Witkin A., Terzopoulos D.** Snakes : Active contour models [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 1988. - Vol. 1. - pp. 321-331.
- Kastler B. et D. Vetter** Comprendre l'IRM [Livre]. - [s.l.] : Masson, 2000. - 3e édition : pp. 20-22.
- Kaus M. R. et Berg J. von, Weese J., Niessen W., Pekar V.** Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI [Revue] // Medical Image Analysis. - 2004. - Vol. 8. - pp. 245-254.
- Kim R. J. et Wu E., Rafael A., Chen E. L., Parker M. A., Simonetti O., Klocke F. J., Bonow R. O., Judd R. M.** The use of contrast-enhanced magnetic resonance imaging to identify reversible myocardial dysfunction. [Revue] // N Engl J Med. - 2000. - Vol. 343. - pp. 1445-1453.
- Klein C. et Nekolla S.G., Bengel F.M., Momose M., Sammer A., Haas F., Schnackenburg B., Delius W., Mudra H., Wolfram D., Schwaiger M.** Assessment of myocardial viability with contrast-enhanced magnetic resonance imaging: comparison with positron emission tomography. [Revue] // Circulation. - 2002. - Vol. 105. - pp. 162-167.
- Krittayaphong R. et Laksanabunsong P., Manesai, A., Saiviroonporn, P., Udompunterak, S., Chaithiraphan V.** Comparison of cardiovascular magnetic resonance of late gadolinium enhancement and diastolic wall thickness to predict recovery of left ventricular function after coronary artery bypass surgery [Revue] // J. Cardiovascular Magnetic Resonance. - 2008. - 41 : Vol. 10.
- Kupinski M.A. et Hoppin J.W., Krasnow, J., Dahlberg, S., Leppo, J.A., King, M.,A., Clarkson, E., Barrett, H.H.** Comparing cardiac ejection fraction estimation algorithms without a gold standard [Revue] // Acad Radiology. - 2006. - 3 : Vol. 13. - pp. 329-37.
- Ladouceur M.** Estimation de la rigidite en IRM chez des sujets avec un ventricule droit en position systémique [Rapport] : Rapport de stage de fin d'études. - 2010.

- Lalande A. et Salvé N., Comte A., Jaulent M.-C., Legrand L., Walker P.M., Cottin Y., Wolf J.E., Brunotte F.** Left Ventricular Ejection Fraction Calculation from Automatically Selected and Processed Diastolic and Systolic Frames in Short-Axis Cine MRI [Revue] // Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance. - 2004. - 4 : Vol. 6. - pp. 817-827.
- Lebenberg J. et Buvat I., Lalande, A., Clarysse, P., Casta, C., Cochet, A., Constantinides, C., Cousty, J., De Césaire, A., Jehan-Besson, S., Lefort, M., Najman, L., Roullot, E., Sarry, L., Tilmant, C., Garreau, M., Frouin, F.** Comparison of different segmentation approaches without using gold standard. Application to the estimation of the left ventricle ejection fraction from cardiac cine MRI sequences [Conférence] // IEEE EMBS. - 2011.
- Lebenberg J. et Buvat I., Lalande, A., Clarysse, P., Casta, C., Cochet, A., Constantinides, C., Cousty, J., De Césaire, A., Jehan-Besson, S., Lefort, M., Najman, L., Roullot, E., Sarry, L., Tilmant, C., Garreau, M., Frouin, F.** Non-supervised ranking of different segmentation approaches. Application to the estimation of the left ventricle ejection fraction from cardiac cine MRI sequences [Revue] // Trans Med Imaging. - 2012. - Sous presse.
- Lee C. et Huh S., Ketter T. A., Unser M.** Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain MR images [Revue] // Computers in Biology and Medicine. - 1998. - Vol. 28. - pp. 309-338.
- Lin X. et Cowan B. R., Young A. A.** Automated detection of left ventricle in 4D MR images: experience from a large study. [Conférence] // MICCAI. - 2006. - Vol. 9. - pp. 728-735.
- Liu T. et Zhou H., Lin F., Pang Y., Wu J.** Improving image segmentation by gradient vector flow and mean shift [Revue] // Pattern Recognition Letters. - 2008. - Vol. 29. - pp. 90-95.
- Lorenzo-Valdés M. et Sanchez-Ortiz G.I., Elkington A.G., Mohiaddin R. H., Rueckert D.** Segmentation of 4D cardiac MR images using a probabilistic atlas and the EM algorithm. [Revue] // Med Image Anal. - 2004. - Vol. 8. - pp. 255-265.
- Lu Y. et Radau P., Connelly K., Dick A., Wright G.** Automatic Image-Driven Segmentation of Left Ventricle in Cardiac Cine MRI [Revue] // The Midas Journal. - 2009. - <http://hdl.handle.net/10380/3070>.
- Lynch M. et Ghita O., Whelan P.** Left Ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge. [Revue] // Computerized Medical Imaging and Graphics. - 2006. - 4 : Vol. 30. - pp. 255-262.
- Marak L. et Cousty J., Najman L., Talbot H.** 4D Morphological segmentation and the miccai LV-segmentation grand challenge [Revue] // The Midas journal. - 2009. - <http://hdl.handle.net/10380/3085>.
- Marwick T.H. et T. Stanton** Assessment of subendocardial structure and function [Revue] // J. Am. Coll. Cardiol. Img.. - 2010. - 8 : Vol. 3. - pp. 867-75.
- Matheron G.** Random sets and integral geometry [Livre]. - [s.l.] : Wiley, 1974. - p. 261.

- McInerney T. et Terzopoulos D.** Topologically adaptative Snakes [Revue] // Medical Image Analysis Image Analysis. - 2000. - Vol. 4. - pp. 73-91.
- Meijster A. et Wilkinson M.** A comparison of algorithms for connected set openings and closings [Revue] // IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.. - 2001. - 4 : Vol. 24. - pp. 484-94.
- Merisch B. et Studinger P., Lenard Z., Kadar K., Kollai M.** Transposition of Great Arteries is associated with increased carotid artery stiffness [Revue] // Journal of American Heart Association. - 2006. - 47. - pp. 1197-1202.
- Meurin P. et Montalescot G.** Infarctus du Ventricule Droit [Article] // Sang Thrombose Vaissaux. - 1995. - 4 : Vol. VII. - pp. 233-40.
- Mitchell S. et Lelieveldt B., van der Geest R., Bosch J., Reiber J., Sonka M.** Multistage hybrid active appearance model matching: segmentation of left and right ventricles in cardiac MR images [Revue] // IEEE Trans. Med. Imag.. - 2001. - 5 : Vol. 20. - pp. 415-423.
- Mitchell S. et Lelieveldt B., van der Geest R., Bosch J., Reiber J., Sonka M.,** Segmentation of cardiac MR images: An active appearance model approach. [Conférence] // SPIE. - 2000. - Vol. 3979 In Medical Imaging. - pp. 224-234.
- Nagao M. et Matsuyama T.** Edge preserving smoothing [Revue] // Computer Graphics and Image Processing. - 1979. - Vol. 9. - pp. 394-407.
- Nguyen D. et Masterson K., Vallée J.** Comparative evaluation of active contour model extensions for automated cardiac MR image segmentation by regional error assessment [Revue] // Magnetic Resonance Materials in Physics. - 2007. - Vol. 20. - pp. 69-82.
- Nielsen P. M. et Le I. J., Smaill B. H., Hunter P. J.** Mathematical model of geometry and fibrous structure of the heart [Revue] // Am J Physiol Heart Circ Physiol. - 1991. - Vol. 260. - pp. 365-378.
- Osman F.N. et Prince J.** Visualizing myocardial function using HARP MRI [Revue] // Phys. Med. Biol. - 2000. - Vol. 42. - pp. 1665-1682.
- Otsu N.** A threshold selection method from gray level histograms [Revue] // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics. - 1979. - Vol. 9. - pp. 62-66.
- Paragios N.** A variational approach for the segmentation of the left ventricle in cardiac image analysis [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 2002. - 3 : Vol. 50. - pp. 345-362.
- Paragios N. et Deriche R.** Geodesic Active Regions and Level Set Methods for Supervised Texture Segmentation [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 2002. - Vol. 46. - pp. 223-247.
- Petitjean C. et Dacher J.-N.** A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images. [Revue] // Med Image Analysis. - 2011. - Vol. 15. - pp. 169-184.
- Pham D.L. et Xu C., Prince J. L.** Current Methods in Medical Image Segmentation [Revue] // Annual Reviews of Biomedical Engineering. - 2000. - Vol. 2. - pp. 315-337.

- Revankar S. et Sher D.** Constrained contouring in polar coordinates [Conférence] // Computer Vision and Pattern Recognition. - 1993. - pp. 688-689.
- Ruiz Dominguez C. Kachenoura N., De Césaire A., Delouche A., Lim P., Gérard O., Herment A., Diebold B., Frouin F.** Assessment of left ventricular contraction by parametric analysis of main motion (PAMM): theory and application for echocardiography [Revue] // Phys. Med. Biol.. - 2005. - 50. - pp. 3277-3296.
- Saeed M. et Wendland M. F. Higgins C. B.** The developing role of magnetic resonance contrast media in the detection of ischemic heart disease. [Revue] // Proc Soc Exp Biol Med. - 1995. - Vol. 208. - pp. 238-254.
- Schaerer J., Casta, C., Pousin, J., Clarysse, P.** A dynamic elastic model for segmentation and tracking of the heart in MR image sequences [Revue] // Med Image Anal.. - 2010. - 6 : Vol. 14. - pp. 738-49.
- Schuijf J.D. et Kaadorp T.A.M., Lamb H.J., van der Geest, R., Viergever, E.P., van der Wall, E.E., de Roos, A., Bax J.J.** Quantification of myocardial infarct size and transmural by contrast-enhanced magnetic resonance imaging in men [Revue] // Am. J. cardiology. - 2004. - 3 : Vol. 94. - pp. 284-8.
- Serra J.** Image analysis and mathematical morphology [Livre]. - [s.l.] : London Academic Press, 1982.
- Sheehan F.** Method for determining the contour of an in vivo organ using multiple image frames of the organ [Brevet]. - US, 1996.
- Stegmann M. et Nilsson J., Grønning B.** Automated segmentation of cardiac magnetic resonance images [Conférence] // Intl. Soc. Mag. Reson. Med. - 2001. - Vol. 9. - p. 827.
- Sternberg S.R.** Grayscale morphology [Revue] // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. - 1986. - Vol. 35. - pp. 333-355.
- Sun W. et Cetin M., Chan R., Reddy V., Holmvang G., Chandar V., Willsky A.** Segmenting and tracking the left ventricle by learning the dynamics in cardiac images [Conférence] // Proc. of the Information Processing in Medical Imaging Conference (IPMI). - 2005. - pp. 553-565.
- Suri J.** Computer Vision, pattern recognition and image processing in left ventricle segmentation : the last 50 years [Revue] // Journal of Pattern Analysis and Applications. - 2005. - Vol. 3. - pp. 209-242.
- Szeliski R.** Bayesian modeling of uncertainty in low-level vision [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 1990. - Vol. 5. - pp. 271-301.
- Terzopoulos D. et Platt J., Barr A., Fleischer K.** Elastically deformable models [Conférence] // SIGGRAPH '87 Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. - 1987. - Vol. 21.
- Terzopoulos D. et Witkin A., Kass M.** Symmetry-seeking models for 3D object reconstruction [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 1987. - Vol. 1. - pp. 211-221.
- Terzopoulos D.** The computation of visible-surface representations [Revue] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 1988. - Vol. 10. - pp. 417-438.

Wagner A. et Mahrholdt H., Holly T.A., Elliott M.D., Regenfus M., Parker M., Klocke F.J., Bonow R.O., Kim R.J., Judd R.M. Contrast-enhanced MRI and routine single photon emission computed tomography (SPECT) perfusion imaging for detection of subendocardial myocardial infarcts: an imaging study. [Revue] // Lancet. - 2003. - Vol. 361. - pp. 374-379.

Wang X. et He L., Wee W. Deformable Contour Method: A Constrained Optimization Approach [Revue] // International Journal of Computer Vision. - 2004. - Vol. 59. - pp. 87-108.

Warfield S.K. et Zou K.H., Wells W.M. Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation [Revue] // IEEE Trans Med Imaging. - 2004. - Vol. 7. - pp. 903-921.

Weszka J. S. et Rosenfeld A. Threshold Evaluation Techniques [Revue] // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. - 1978. - Vol. 8. - pp. 622-629.

Wilson A. Statistical Models for shapes and deformations [Rapport] / Institute of Statistical and Decision Sciences, Duke University, Durham. - 1994. - pp. 11-24.

Xu C. et Prince J. L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. [Revue] // IEEE Trans Image Process. - 1998. - Vol. 7. - pp. 359-369.

Zambal S. et Hladuvka J., Bühler K. Improving segmentation of the left ventricle using a two-component statistical model [Conférence] // MICCAI. - [s.l.] : LNCS, 2006. - pp. 151-158.

Zuniga O.A. et Haralick R.M. Integrated Directional Derivative Gradient Operator [Revue] // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. - 1987. - Vol. 17. - pp. 508-517.

Liste des Figures et Tableaux

Figure 1 Anatomie du cœur.....	18
Figure 2 Rôle du cœur dans la circulation corporelle.....	19
Figure 3 Electrocardiogramme pendant un cycle cardiaque	20
Figure 4 Zone infarctée (gauche) ; Zone infarctée vue sur tout le cœur (droite).....	22
Figure 5 Hypertrophie du ventricule gauche.....	23
Figure 6 Intervention de « switch atrial »	24
Figure 7 Exemple de séquence "ciné"	27
Figure 8 Séquence d'images de perfusion de premier passage.....	28
Figure 9 Estimation de la métrique de Dice	31
Figure 10 Estimation de la distance perpendiculaire moyenne.....	32
Figure 11 Chaîne de traitement	56
Figure 12 Définition d'une ROI rectangulaire manuellement	58
Figure 13 Propagation des centres de la ROI pour le ventricule gauche	58
Figure 14 Chaîne de traitement pour la localisation entièrement automatique du cœur et du VG	59
Figure 15 Chaîne de traitement pour la localisation entièrement automatique du cœur	60
Figure 16 Méthode de localisation du cœur	61
Figure 17 Images paramétriques estimées par l'algorithme PAMM	61
Figure 18 Utilisation de l'algorithme PAMM pour la localisation du cœur.....	62
Figure 19 Etapes pour aboutir à une première ROI (en vert) autour du cœur.	63
Figure 20 Chaîne de traitement pour la définition d'une ROI autour du VG	64
Figure 21 Passage du couple (m,b) au couple (r, ϑ).....	65
Figure 22 A gauche : Image d'accumulation correspondant aux centres de cercle potentiels calculée à partir de l'image de droite. A droite : centres et cercles détectés après recherche des maxima locaux dans l'accumulateur	66
Figure 23 Estimation du centre de la ROI à partir de la projection d'intensité maximale (réussite)....	67
Figure 24 Estimation du barycentre à partir de la projection d'intensité maximale (échec).....	68
Figure 25 Détection des cercles correspondant au ventricule gauche	68
Figure 26 Cas de discontinuités 3D lors de la détection des cercles par la transformée de Hough	69
Figure 27 Centres de cercles détectés sur chaque coupe.....	70
Figure 28 Deux chemins détectés dans le cas du sujet présenté sur la figure 26.....	71
Figure 29 Définition de la ROI autour du ventricule gauche.....	71
Figure 30 Exemple de chemin pour lequel les centres de cercle sélectionnés (cercles blancs) sont situés dans le septum.....	72
Figure 31 Etapes pour affiner la ROI autour du ventricule gauche	73
Figure 32 Affinement de la ROI pour une coupe sur laquelle le centre est situé dans le septum.....	73
Figure 33 Chaîne de traitement pour la segmentation du contour endocardique du VG.....	74
Figure 34 Influence du paramètre de taille λ sur le résultat du filtrage morphologique.....	75
Figure 35 Détection des sauts dans la taille de surfaces obtenues en fonction du paramètre λ	75
Figure 36 : Etude d'une série de filtrages morphologiques: cas sans discontinuités.....	76
Figure 37: Etude d'une série de filtrages morphologiques: cas avec discontinuités	76
Figure 38 Filtrage de la ROI (à gauche) puis segmentation avec initialisation et résultat (à droite). ...	79
Figure 39 Chaîne de traitement pour la segmentation du contour épicaudique du VG	80

Figure 40 Segmentation endocardique et épocardique.....	81
Figure 41 Chaîne de traitement pour la segmentation des piliers.....	82
Figure 42 Détection des piliers.....	82
Figure 43 Exemple de segmentation sur quelques coupes d'un sujet de la base MICCAI.....	86
Figure 44 Classement lors du Challenge MICCAI : % de « bons contours » sur la base « online »	88
Figure 45 Classement lors du Challenge MICCAI : DPM en mm sur la base « online ».....	88
Figure 46 Classement lors du Challenge MICCAI : métrique de Dice sur la base « online »	89
Figure 47 Nombre de « mauvais contours » pour l'endocarde (diastole et systole) par patient.	90
Figure 48 Nombre de « mauvais contours » pour l'épicarde (diastole) par patient.....	91
Figure 49 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) par patient.....	91
Figure 50 Métrique de Dice par patient	92
Figure 51 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) pour l'endocarde par pathologie.....	92
Figure 52 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) pour l'épicarde par pathologie.....	93
Figure 53 Métrique de Dice pour l'endocarde par pathologie.....	93
Figure 54 Métrique de Dice pour l'épicarde par pathologie.....	93
Figure 55 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » endocardiques par groupe de pathologie.....	94
Figure 56 Analyse statistique : DPM pour l'endocarde par groupe de pathologie	95
Figure 57 Analyse statistique : DM pour l'endocarde par groupe de pathologie	95
Figure 58 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » épiscopardiques par pathologie	95
Figure 59 Corrélation entre le VTD estimé par l'algorithme semi-automatique et celui estimé par l'expert.	97
Figure 60 Corrélation entre le VTS estimé par l'algorithme semi-automatique et celui estimé par l'expert.	97
Figure 61 Corrélation entre la FE estimée par l'algorithme semi-automatique et celle estimée par l'expert.	97
Figure 62 Corrélation entre la MVG estimée par l'algorithme semi-automatique et celle estimée par l'expert.	98
Figure 63 Corrélation entre la DM et la DPM (en mm) pour l'endocarde et l'épicarde.	99
Figure 64 Schéma pour expliquer la dépendance de la métrique de Dice à la taille de l'objet.....	100
Figure 65 Réussite (à gauche) et échec (à droite) de la localisation et de la segmentation du VG	104
Figure 66 Localisation du cœur puis du ventricule gauche sur les trois niveaux de coupe (à gauche, basale ; au centre, médiane ; à droite, apicale) d'un même patient.	107
Figure 67 Effet du filtrage sur la cavité gauche	108
Figure 68 Nombre de mauvais contours pour l'endocarde (diastole et systole) par patient.	109
Figure 69 Nombre de mauvais contours pour l'épicarde (diastole) par patient.....	110
Figure 70 Distance perpendiculaire moyenne (en mm) par patient.....	110
Figure 71 Métrique de Dice moyenne par patient.....	110
Figure 72 DPM (en mm) pour l'endocarde en fonction de la pathologie.	111
Figure 73 DPM (en mm) pour l'épicarde en fonction de la pathologie.....	111
Figure 74 Métrique de Dice pour l'endocarde en fonction de la pathologie.....	111
Figure 75 Métrique de Dice pour l'épicarde en fonction de la pathologie.	112
Figure 76 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » endocardiques par groupe de pathologie.....	112

Figure 77 Analyse statistique : pourcentage de « bons contours » épicaudiques par groupe de pathologie.....	113
Figure 78 Corrélation entre le volume diastolique estimé par l'algorithme automatique et celui estimé par l'expert.	114
Figure 79 Corrélation entre le volume systolique estimé par l'algorithme automatique et celui estimé par l'expert.	114
Figure 80 Corrélation entre la fraction d'éjection estimée par l'algorithme automatique et celle estimée par l'expert.	115
Figure 81 Corrélation entre la MVG estimée par l'algorithme automatique et celle estimée par l'expert.	115
Figure 82 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M1 et M2	124
Figure 83 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M1 et M3	124
Figure 84 Graphe de Bland-Altman comparant le VTD entre M2 et M3	124
Figure 85 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M1 et M2	125
Figure 86 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M1 et M3	125
Figure 87 Graphe de Bland-Altman comparant le VTS entre M2 et M3	125
Figure 88 Différentes segmentations obtenues sur une coupe basale (Endocarde –en haut ; Epicarde-en bas).	126
Figure 89 Pourcentage de variabilité entre les différentes expertises	127
Figure 90 Loi béta décrivant la distribution de la fraction d'éjection pour les 45 sujets de la base MICCAI.....	128
Figure 91 Résultats d'estimation de la fraction d'éjection par l'approche de régression sans vérité terrain obtenue pour les huit méthodes évaluées.....	130
Figure 92 Représentation de type « boîte à moustaches » pour la figure de mérite $F2_m$ après la procédure de <i>bootstrap</i>	132
Figure 93 Rang moyen obtenu avec la figure de mérite $F2_m$	132
Figure 94 Représentation de type « boîte à moustaches » pour la figure de mérite $F1_m$	132
Figure 95 Rang moyen obtenu avec de la figure de mérite $F1_m$	133
Figure 96 Segmentation dans la chaîne de traitement pour la quantification automatisée de l'EIDM et la contraction régionale (Chenoune et al, 2012).....	139
Figure 97 Segmentation et recalage.....	140
Figure 98 Lien entre fonction ventriculaire régionale et rehaussement tardif.....	141
Figure 99 Analyse statistique indiquant l'évolution du paramètre ATR en fonction du score de contraction donné par analyse visuelle.....	142
Figure 100 Score moyen de rehaussement en fonction de la contraction régionale des segments..	142
Figure 101 Paramètre ATR en fonction du rehaussement tardif évalué soit par l'expert soit par le processus de quantification	143
Figure 102 De gauche à droite les masques créés avec les six méthodes de segmentations	147
Figure 103 Différentes formes de segmentations aberrantes testées pour étudier la robustesse de la définition d'une forme de référence mutuelle	148
Figure 104 Segmentation biventriculaire en diastole et en systole (sujet 1).....	149
Figure 105 Segmentation biventriculaire en diastole et en systole (sujet 2).....	149

Tableau 1 Synthèse des études utilisant une localisation automatique des structures cardiaques	45
Tableau 2 Comparaison d'études utilisant différentes méthodes de segmentation.....	49
Tableau 3 Tableau récapitulatif de la méthode de segmentation proposée	83
Tableau 4 Classement à partir d'une appréciation visuelle pour les 8 méthodes - base de validation.	87
Tableau 5 Classement final lors du Challenge MICCAI des différentes méthodes - base « online ».	89
Tableau 6 Différences statistiques significatives entre les groupes de sujet sur le % de bons contours, la DPM et la DM.....	96
Tableau 7 Résultats sur la base de données MICCAI : Méthode semi-automatique vs Référence	98
Tableau 8 Evaluation visuelle des ROI et des segmentations définies de façon automatique.....	106
Tableau 9 Différences statistiquement significatives entre groupe de sujets obtenus avec la méthode de segmentation automatique sur les trois critères pour l'endocarde (diastole et systole confondues) et pour l'épicarde en diastole.	113
Tableau 10 Résultats sur la base de données MICCAI avec la méthode automatique vs référence ..	116
Tableau 11 Résultats récapitulatifs sur la base de données MICCAI (45 sujets) avec les deux méthodes de segmentation.....	118
Tableau 12 Comparaisons des résultats obtenus par différentes méthodes.	119
Tableau 13 Comparaisons des résultats sur les critères d'imagerie avec 3 expertises indépendantes.	122
Tableau 14 Comparaisons des résultats sur les critères cliniques avec 3 expertises indépendantes.	123
Tableau 15 Moyenne et écart-type des différences entre les différentes expertises sur les paramètres cliniques.....	123
Tableau 16 Estimation de la régression linéaire par rapport à la fraction d'éjection réelle pour les huit méthodes évaluées	130
Tableau 17 Figures de mérite permettant de comparer les différentes méthodes	131
Tableau 18 Tableau de concordance entre la quantification de l'EIDM par la méthode automatisée et l'analyse visuelle.....	140
Tableau 19 Paramètres de sensibilité p et spécificité q pour les différentes méthodes	148
Tableau 20 Comparaison de la forme mutuelle au tracé expert	148