

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3ème Cycle**

En: Génie Biomédical

Spécialité: Imagerie Médicale

Par: Mme DALI YUCEF Sarra

Sujet

Etude et analyse du ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque

Soutenu publiquement, le / / 2023 , devant le jury composé de :

Mr HAMZA CHERIF Lotfi	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Mr MESSADI Mahammed	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur de Thèse
Mr BENGANA Abdelfatih	MCA	Université de Ain Temouchent	Examineur 1
Mme FEROUJ Amel	MCA	Université de Tlemcen	Examineur 2
Mr LAZOUNI Mohammed El Amine	MCA	Université de Tlemcen	Invité

Dédicaces

C'est avec une gratitude sincère et une estime chaleureuse que je dédie cette thèse

A mes parents aimants avec un sentiment particulier de gratitude

A mes sœurs bien-aimées

A mon mari ainsi que ma petite fille

A toute ma famille

A mes professeurs et collègues de l'Université de Tlemcen, Algérie

Je remercie tout particulièrement tous ceux que j'aime.

Cette thèse est dédiée à chaque personne qui m'a encouragée à poursuivre mes rêves et

qui m'a soutenue pour mener à bien mes recherches.

Remerciements

Ce travail a été effectué au laboratoire de génie biomedical à la faculté de technologie de l'université Abou-Bekr Belkaid-Tlemcen.

Je remercie ALLAH le tout puissant de m'avoir donné le courage et la volonté de mener à terme ce présent travail.

Je tiens à présenter mes sincères remerciements à Monsieur MESSADI Mohamed, directeur de ma thèse, Professeur à l'université Abou-Bekr Belkaid-Tlemcen, pour ses conseils, sa confiance et son dévouement d'achever à bien cette thèse.

J'exprime ma profonde reconnaissance à Monsieur HAMZA CHERIF Lotfi, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaid-Tlemcen d'avoir eu l'amabilité de présider le jury.

Je remercie vivement Monsieur Mr BENGANA Abdelfatih, maître de conférence à l'Université de Ain Temouchent, d'avoir accepter de juger ce travail et d'en être examinateur.

Je remercie vivement Madame FEROUJ Amel, maître de conférence à l'université de Tlemcen, d'avoir accepter de juger ce travail et d'en être examinateur.

Je remercie vivement Monsieur LAZOUNI Mohammed El Amine, maître de conférence à l'université de Tlemcen, d'avoir accepté de juger ce travail.

Je remercie tous les enseignants qui ont contribué à mon parcours universitaire depuis le début et pour qui notre gratitude et reconnaissance sont éternelles.

Je n'aurai jamais de mots assez chaleureux pour exprimer toute ma gratitude à l'égard de mes parents, mes soeurs, et mon mari dont l'affection, le soutien et l'encouragement constants m'ont été d'un grand réconfort

Je tiens à remercier sincèrement tous les membres du laboratoire de génie biomédical pour leurs encouragements, sans oublier tous mes amis.

Résumé

Au cours des dernières décennies, l'imagerie par résonance magnétique cardiaque (IRM) a été acceptée dans la communauté cardiologique comme une modalité d'imagerie diagnostique, précise, et reproductible chez les patients atteints de cardiopathie ischémique. Il s'agit d'une modalité d'imagerie non invasive permettant de différencier entre les différentes structures du cœur. L'évaluation de la fonction cardiaque à partir des données IRM nécessite la mesure des volumes du ventricule gauche (VG). Pour ce faire, une délimitation précise des bords du VG est nécessaire. Cette étape est réalisée souvent manuellement par les médecins.

Le but de cette thèse est de développer un algorithme de segmentation du VG sur les données IRM (3D+t) afin de simplifier le diagnostic de l'infarctus du myocarde (IDM) sur les images de rehaussement tardif (RT) et d'étudier la viabilité myocardique.

Dans la première partie de la thèse, nous avons développé une méthode hybride basée sur l'application de trois algorithmes pour la segmentation du ventricule gauche. Le seuillage, la croissance de région et le modèle de contour actif sont combinés pour détecter la forme correcte du ventricule gauche et quantifier sa fonction. Afin d'obtenir une meilleure détection du VG, nous avons commencé par une étape de filtrage à l'aide du filtre de diffusion anisotropique pour résoudre les problèmes d'inhomogénéité des niveaux de gris dans la cavité due au flux sanguin. Cette méthode a été validée en comparant les résultats trouvés avec des tracés réalisés par des experts, et qui ont témoigné de la robustesse de l'approche proposée par rapport aux travaux de littérature.

Dans la deuxième partie de la thèse, une seconde approche a été développée permettant de détecter des infarctus du myocarde et de quantifier automatiquement leurs extensions, en segmentant les images ciné puis en superposant les contours obtenus sur les images RT après une étape de recalage entre les deux acquisitions. La détection des IDM et la quantification de leurs extensions a été réalisée par application de l'algorithme d'espérance-maximisation (EM) sur les images RT segmentées. Cette méthode a été appliquée à une série de patients présentant un IDM interprété visuellement par un médecin.

Mots clés: Image ciné-IRM cardiaque, Image de rehaussement tardif, ventricule gauche, contour actif, modèle d'apparence actif, Espérance-maximisation, fraction d'éjection, infarctus du myocarde, viabilité myocardique.

Abstract

Over the past few decades, cardiac magnetic resonance imaging (MRI) has gained acceptance in the cardiology community as a diagnostic, accurate, and reproducible imaging modality in patients with ischemic heart disease. It is a non-invasive imaging modality that can differentiate between different structures of the heart. Assessment of cardiac function from MRI data requires measurement of left ventricular (LV) volumes. For this purpose, a precise delineation of the LV borders is necessary. This step is often performed manually by doctors.

The aim of this thesis is to develop an algorithm for LV segmentation on MRI data (3D+t) in order to simplify the diagnosis of myocardial infarction (MI) on late gadolinium enhancement (LGE) images and to study myocardial viability.

In the first part of the thesis, we developed a hybrid method based on the application of three algorithms for the segmentation of the left ventricle. Thresholding, region growing and active contour model are combined to detect the correct shape of the left ventricle and quantify its function. In order to achieve better LV detection, we started with a filtering step using the anisotropic diffusion filter to resolve the problems of gray level inhomogeneity in the cavity due to blood flow. This method was validated by comparing the results found with tracing made by experts, which testified to the robustness of the proposed approach compared to literature works.

In the second part of the thesis, a second approach was developed allowing to detect myocardial infarctions and to automatically quantify their extensions, by segmenting the cine images and then superimposing the contours obtained on the LGE images after a registration step between the two acquisitions. The detection of MI and the quantification of their extensions was performed by applying the expectation-maximization (EM) algorithm on the segmented LGE images. This method was applied on a series of patients presenting a MI visually interpreted by a doctor.

Key words: Cardiac cine-MRI image, Late gadolinium enhancement image, left ventricle, active contour, active appearance model, expectation-maximization, ejection fraction, myocardial infarction, myocardial viability.

ملخص

على مدى العقود القليلة الماضية ، اكتسب التصوير بالرنين المغناطيسي للقلب (MRI) قبولاً في مجتمع أمراض القلب كطريقة تشخيصية ودقيقة وقابلة للتكاثر في مرضى القلب الإقفاري. إنها طريقة تصوير غير جراحية للتمييز بين الهياكل المختلفة للقلب. يتطلب تقييم وظيفة القلب من بيانات التصوير بالرنين المغناطيسي قياس أحجام البطين الأيسر (VG). للقيام بذلك ، من الضروري التحديد الدقيق لحواف VG. غالبًا ما يتم تنفيذ هذه الخطوة يدويًا بواسطة الأطباء.

الهدف من هذه الأطروحة هو تطوير خوارزمية لتجزئة VG على بيانات التصوير بالرنين المغناطيسي ($3D + t$) من أجل تبسيط تشخيص احتشاء عضلة القلب (IDM) على صور التحسين المتأخر (RT) ودراسة قابلية عضلة القلب.

في الجزء الأول من الرسالة ، طورنا طريقة هجينة تعتمد على تطبيق ثلاث خوارزميات لتجزئة البطين الأيسر. يتم الجمع بين العتبة ونمو المنطقة ونموذج الكفاف النشط لاكتشاف الشكل الصحيح للبطين الأيسر وتحديد وظيفته. من أجل تحقيق اكتشاف أفضل للضغط المنخفض ، بدأنا بخطوة ترشيح باستخدام مرشح الانتشار متباين الخواص لحل مشاكل عدم تجانس المستوى الرمادي في التجويف بسبب تدفق الدم. تم التحقق من صحة هذه الطريقة من خلال مقارنة النتائج التي تم العثور عليها مع المؤامرات التي قدمها الخبراء ، والتي شهدت على متانة النهج المقترح مقارنة بالأعمال الأدبية.

في الجزء الثاني من الأطروحة ، تم تطوير نهج ثان يسمح باكتشاف احتشاء عضلة القلب وتحديد امتداداتها تلقائيًا ، عن طريق تجزئة الصور السينمائية ثم عن طريق تركيب الخطوط التي تم الحصول عليها على صور RT بعد خطوة التسجيل بين عمليتي الشراء. تم إجراء الكشف عن أجهزة الاستنشاق بالجرعات المقننة وتقدير امتداداتها من خلال تطبيق خوارزمية تعظيم التوقعات (EM) على صور RT المقسمة. تم تطبيق هذه الطريقة على سلسلة من المرضى الذين عانوا من احتشاء عضلة القلب وقام الطبيب بتفسيرها بصريًا.

الكلمات المفتاحية : صورة التصوير بالرنين المغناطيسي للقلب ، صورة التحسين المتأخر ، البطين الأيسر ، المحيط النشط ، نموذج المظهر النشط ، التعظيم المتوقع ، الكسر القنفي ، احتشاء عضلة القلب ، قابلية بقاء عضلة القلب.

Table des matières

Résumé	III
Abstract.....	IV
ملخص.....	V
Table des matières.....	VI
Liste des figures	XI
Liste des tableaux	XIII
Liste des abréviations.....	XIV
Introduction générale.....	1
Chapitre 1:	5
Le contexte médical.....	5
1.1 Introduction:	6
1.2 Anatomie du cœur:	6
1.3 Fonctionnement cardiaque et système circulatoire:	8
1.4 Système vasculaire cardiaque:	10
1.4.1. Anatomie et fonction des artères coronaires:	10
1.4.1.1. Artère coronaire gauche:	10
1.4.1.2. Artère coronaire droite:	10
1.5 Le Ventricule Gauche :	11
1.6 Segments myocardiques :.....	12
1.7 Ischémie et infarctus du myocarde :.....	13
1.7.1 Généralités:	13
1.7.2 Infarctus du myocarde :.....	14
1.8 Imagerie par résonance magnétique cardiaque :	16
1.8.1 Définition:	16

1.8.2 Principe:	16
1.8.3 Déroulement de l'examen:	18
1.8.4 Synchronisation à l'ECG :.....	19
1.8.5 Plan de coupe utilisé en IRM cardiaque:.....	20
1.8.5.1. Grand axe, vue à deux chambres:.....	20
1.8.5.2. Grand axe, vue à quatre chambres:	21
1.8.5.3. Petit axe, vue à deux chambres:	21
1.8.6 Les séquences de base en imagerie par résonance magnétique:.....	23
1.8.6.1. La séquence écho de spin:	23
1.8.6.2. La séquence inversion-récupération:.....	23
1.8.6.3. La séquence écho de gradient:.....	24
1.8.7 Différentes modalités d'acquisition en IRM cardiaque:	24
1.8.7.1. Morphologie, fonction et flux:	25
1.8.7.1.1. Imagerie écho de spin rapide "Sang noir":	25
1.8.7.1.2. Imagerie ciné "sang blanc", précession libre équilibrée en régime permanent:	25
1.8.7.2. Caractérisation des tissus:	26
1.8.7.2.1. Imagerie de rehaussement tardif au gadolinium:.....	26
1.8.7.2.2. Cartographie myocardique:	27
1.8.8 Quantification de la fonction cardiaque:	28
1.9 Conclusion:	29
Chapitre 2:	31
Etat de l'art des méthodes de segmentation du ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque.....	31
2.1 Introduction:	32
2.2 Problèmes de segmentation des images IRM cardiaques:.....	32

2.2.1 Variabilité des images IRM cardiaque:	32
2.2.2 Position le long de l'axe apex-base:.....	33
2.2.3 Segmentation de l'endocarde:.....	34
2.2.4 Segmentation de l'épicarde:.....	34
2.3 Les types de segmentation du ventricule gauche dans les images IRM cardiaque:	35
2.3.1 Approche manuelle:	35
2.3.2 Approche semi-automatique:	35
2.3.3 Approche entièrement automatique :	36
2.4 Etat de l'art sur les méthodes de segmentation du ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque:	36
2.4.1 Modèle basé sur l'image:	37
2.4.2 Modèle basé sur la région:	38
2.4.3 Modèles déformables:	39
2.4.4 Modèle basé sur les bords:	40
2.4.5 Les méthodes basées sur des atlas:.....	41
2.4.6 Les modèles de forme actifs/modèles d'apparence actifs (ASM/AAM):	43
2.4.7 Modèle basé sur les contours actifs:.....	44
2.4.8 Modèle basé sur les ensembles de niveaux:	46
2.4.9 Modèle basé sur les ensembles de niveaux variationnel:	47
2.5 Choix des techniques de segmentation:	48
2.6 Analyse critique des modèles existants:	49
2.7 Conclusion:	50
Chapitre 3:	52
Méthode hybride pour l'analyse du ventricule gauche en ciné IRM cardiaque.....	52
3.1 Introduction:	53

3.2 Données expérimentales:.....	53
3.3 Application de la méthode hybride pour l'analyse du ventricule gauche:	54
3.3.1 Phase de prétraitement:	55
3.3.2 Segmentation du ventricule gauche:	58
3.3.2.1 La première étape:	58
3.3.2.2 La deuxième étape:.....	61
3.3.2.3 La troisième étape:	63
3.3.3. Caractérisation:	69
3.4 Métriques d'évaluation:	72
3.5 Interprétation des résultats:	74
3.6 Conclusion:	76
Chapitre 4:	77
Détection des infarctus du myocarde sur les images de rehaussement tardif.....	77
4.1 Introduction:	78
4.2 Données expérimentales:.....	78
4.3 Méthode de détection de l'infarctus du myocarde:	80
4.3.1 Segmentation du myocarde à partir des images ciné-IRM cardiaque:	81
4.3.1.1 Segmentation de l'endocarde:	81
4.3.1.1.1 Calcul des paramètres cliniques pour l'évaluation de la fonction ventriculaire gauche:	83
4.3.1.2 Segmentation de l'épicarde:	85
4.3.1.2.1 Principe du modèle AAM:	85
4.3.1.3 Métriques d'évaluation:.....	88
4.3.2 Segmentation du myocarde à partir des images de rehaussement tardif:	90
4.3.2.1 Définition du recalage:	90

4.3.2.2Principe de l’algorithme EM « Espérance-maximisation »:.....	91
4.3.2.3Détection des infarctus du myocarde et étude de la viabilité myocardique:	92
4.4. Conclusion:	98
Conclusion générale	99
Les références bibliographiques:	101

Liste des figures

Figure 1.1. Anatomie du cœur [1].....	7
Figure 1.2. Les couches constituant la paroi du cœur [1].....	7
Figure 1.3. Le système artériel et veineux [2].....	9
Figure 1.4. Les phases de contraction et de relaxation du cœur.....	9
Figure 1.5. Les artères coronaires.....	11
Figure 1.6. Image représentative de l’anatomie du ventricule gauche [6].....	12
Figure 1.7. Vue en œil de bœuf du découpage du VG en 17 segments [9]	13
Figure 1.8. Infarctus du myocarde	15
Figure 1.9. Courbe exponentielle croissante de relaxation longitudinale [15].....	17
Figure 1.10. Courbe exponentielle décroissante de relaxation transversale [15].....	17
Figure 1.11. Exemple des images IRM selon les 2 types de pondération [15].....	18
Figure 1.12. Appareil d’IRM cardiaque.....	19
Figure 1.13. Le tracé de l’électrocardiogramme	20
Figure 1.14. Image IRM cardiaque en grand axe, vue à 2 chambres.....	21
Figure 1.15. Image IRM cardiaque en grand axe, vue à 4chambres.....	21
Figure 1.16. Image IRM cardiaque en petit axe.....	22
Figure 1.17. Une image IRM cardiaque à petit axe complète et une région d’intérêt (ROI) identifiant le cœur en rouge [18].....	23
Figure 1.18. Séquence d’écho de spin [15].....	23
Figure 1.19. Séquence d’inversion-récupération [15].....	24
Figure 1.20. Séquence d’écho de gradient [15].....	24
Figure 1.21. Image écho de spin rapide de sang noir dans le petit axe de deux chambres [21].....	25
Figure 1.22. Exemple d'une image cinétique (bSSFP) de sang blanc dans le petit axe [21].....	26
Figure 1.23. Image de rehaussement tardif en 2D [24].....	27
Figure 1.24. Images ciné-IRM cardiaque.....	28
Figure 2.1. Variabilité entre les images IRM cardiaque.....	33
Figure 2.2. Images cardiaques correspondant à 12 coupes à petit axe, de l'apex jusqu'à la base.....	34
Figure 3.1. Exemple d'images de la base de données publique provenant de différents patients	54
Figure 3.2. Organigramme de l’approche hybride proposée pour l’analyse du ventricule gauche sur les images ciné-IRM cardiaque	55
Figure 3.3. Résultat de l’application du filtre de diffusion anisotropique sur les images ciné dans la phase de prétraitement	58
Figure 3.4. Les étapes abordées dans la première étape de l’approche hybride pour la segmentation du	

VG	60
Figure 3.5. Résultats de l'application de la première étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM.....	61
Figure 3.6. Résultats de l'application de la deuxième étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM.....	63
Figure 3.7. Résultats de l'application de la troisième étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM.....	65
Figure 3.8. Résultats trouvés pour la segmentation du VG par l'approche proposée pour un ensemble de données de la base utilisée dans les 2 phases diastolique et systolique.....	66
Figure 3.9. Segmentation du VG sur les 3 niveaux de coupe.....	68
Figure 3.10. Résultats de l'application de la méthode hybride sur des images ciné de la base collectée.....	69
Figure 3.11. VTD, VTS, et FE calculées pour tous les patients de la base de donnée.....	71
Figure 3.12. Les valeurs trouvées pour VTD, VTS et FE calculés automatiquement, comparés à ceux des experts 1 et 2.....	72
Figure 3.13. Les valeurs de l'indice de jaccard calculées pour les 18 patients de la base de donnée...	73
Figure 4.1. Images IRM cardiaque de la base de donnée.....	80
Figure 4.2. Organigramme de l'approche proposée pour la détection des infarctus du myocarde.....	81
Figure 4.3. Résultats de segmentation de l'endocarde.....	83
Figure 4.4. Analyse de régression pour le VTD, VTS et FE, comparés aux paramètres manuels du VG.....	85
Figure 4.5. Résultats de la segmentation de l'épicarde.....	87
Figure 4.6. Résultats trouvés pour la segmentation du myocarde par la méthode proposée sur 6 niveaux de coupe de la séquence ciné IMR cardiaque.....	88
Figure 4.7. Résultats trouvés pour la segmentation du myocarde sur les mages de RT, par la méthode proposée, sur les mêmes 6 niveaux de coupe de la séquence ciné IRM cardiaque.....	91
Figure 4.8. Résultats de détection des infarctus du myocarde sur les images RT.....	96

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Valeurs normales pour les paramètres du VG.....	29
Tableau 3.1. Taux de corrélation entre les paramètres trouvés par la segmentation manuelle et automatique.....	72
Tableau 3.2. Distance moyenne \pm écart-type entre la segmentation manuelle et automatique comparé avec d'autres travaux de la littérature	74
Tableau 4.1. Paramètres calculés pour les patients souffrant d'insuffisance cardiaque.....	84
Tableau 4.2. Les valeurs calculées de la distance perpendiculaire moyenne (DPM) et du coefficient de similarité de Dice (CSD) pour la segmentation de l'endocarde et de l'épicarde par l'approche proposée par rapport aux autres travaux de la littérature.....	89
Tableau 4.3. La recherche de la viabilité myocardique chez des patients souffrant d'insuffisance cardiaque.....	96

Liste des abréviations

IRM	Imagerie par résonance magnétique
VG	Ventricule gauche
VD	Ventricule droit
IDM	Infarctus du myocarde
RT	Rehaussement tardif
EM	Espérance-maximisation
FE	Fraction d'éjection
VTD	Volume télédiastolique
VTS	Volume télésystolique
STD	Surface télédiastolique
STS	Surface télésystolique
ASM	Active shape model
AAM	Active appearance model
SSM	Statistical shape model
ECG	Electrocardiogramme
PA	Petit axe
RF	Radiofréquence
TR	Temps de répétition
TE	Temps d'écho
TI	Temps d'inversion
ES	Echo de spin
LGE	Late gadolinium enhancement
bSSFP	Balanced steady state free precession
PSIR	Phase sensitive inversion recuperation
ECV	Extracellular volume
CNN	Convolutif neuronal network
ROI	Region of interest
CSD	Coefficient de similarité de Dice
ACP	Analyse en composantes principales
LSM	Level set model

VLSM	Variational level set model
TC	Taux de corrélation
DPM	Distance perpendiculaire moyenne
TEP	Tomographie par émission de positons

Introduction générale

De nos jours, les maladies cardiovasculaires présentent la principale cause de mortalité dans le monde. Le diagnostic et le suivi du traitement de ces pathologies peuvent s'appuyer sur de nombreuses modalités d'imagerie cardiaque, parmi lesquelles l'échocardiographie, la scintigraphie, la tomodensitométrie par rayons X, la coronarographie et l'imagerie par résonance magnétique cardiaque. Grâce aux progrès constants de la technologie, l'IRM cardiaque est devenue un outil de diagnostic majeur en cardiologie clinique pour l'acquisition d'informations morphologiques, fonctionnelles et métaboliques.

Les développements passionnants du traitement de l'image dans le domaine de cardiologie au cours des 15 dernières années comprennent des avancées dans le développement de systèmes de diagnostic automatisés pour les pathologies cardiovasculaires telles que l'insuffisance cardiaque, l'infarctus du myocarde et pleins d'autres maladies touchant le muscle cardiaque. Ces systèmes de diagnostic pourraient être utilisés dans le cadre de programmes de dépistage à grande échelle, ce qui permettrait de réaliser d'importantes économies de ressources et d'éviter le biais et la fatigue des observateurs.

Contexte et motivations:

Comparé à toute autre structure corporelle, le cœur, qui ne cesse de battre dans le thorax soumis à la respiration, représente l'organe le plus difficile à imager. Ainsi, pour l'imagerie cardiaque, l'IRM est devenue avantageuse par rapport aux autres modalités en raison de ses multiples atouts, notamment son caractère non invasif, non ionisant, la superbe résolution spatiale et temporelle, l'acquisition de données 3D inhérente avec une orientation illimitée, le contraste intrinsèque exploitable pour la caractérisation tissulaire, ainsi que la sensibilité au flux sanguin et au mouvement de la paroi cardiaque.

La détection précoce des pathologies cardiovasculaires en utilisant les méthodes de segmentation permet de localiser et quantifier les lésions et d'étudier le fonctionnement du cœur par calcul des paramètres globaux. Pour analyser quantitativement la fonction cardiaque globale et régionale du ventricule gauche (VG) à partir d'images ciné de résonance magnétique, des paramètres cliniques tels que la fraction d'éjection (FE), les volumes télédiastolique et télésystolique et la masse myocardique sont nécessaires. Le calcul de ces paramètres dépend de la délimitation précise de la cavité ventriculaire gauche. Cette segmentation est une étape primordiale, tant pour le diagnostic des maladies cardiaques, que pour la reconstruction de la structure interne du cœur. D'une part la segmentation manuelle prend beaucoup de temps

surtout lorsqu'il s'agit d'un grand nombre d'images comme dans le cas des images tridimensionnelles. D'autre part, elle est soumise à une variabilité intra et inter-observateurs en raison des changements de forme, de taille et de contraste de la paroi du ventricule gauche au cours d'un cycle cardiaque. De plus, dans la pratique clinique, la délimitation manuelle est généralement limitée aux phases diastoliques et systoliques finales en raison de contraintes de temps, ce qui est insuffisant pour analyser complètement le mouvement de la paroi ou calculer les taux d'éjection et de remplissage maximaux. C'est également ce qui a motivé le travail développé dans cette thèse.

Dans le but de surpasser ces limites l'idée de notre projet est apparue, qui consiste à créer un processus de traitement et d'analyse d'image afin d'évaluer la taille et la fonction ventriculaire gauche. Le système va contribuer à la réduction du temps passé par l'expert pour apporter une aide au diagnostic. L'idée du projet s'est développée en contribuant ainsi à l'étude de la viabilité myocardique des tissus atteints par un infarctus du myocarde à partir des images de rehaussement tardif au gadolinium. Les travaux présentés dans cette thèse s'inscrivent dans ce contexte. L'objectif principal est de développer des solutions pratiques qui répondent aux besoins et aux préoccupations des cliniciens.

Méthodologie et contributions:

Les travaux présentés dans cette thèse sont réalisés à l'Université de Tlemcen, entre octobre 2017 et avril 2023, sous la direction de Monsieur le Professeur MESSADI Mohamed, au sein du laboratoire génie biomédical, dans le cadre d'une thèse de doctorat portant sur l'étude et l'analyse du ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque.

La tâche de segmentation précise du ventricule gauche à partir des images IRM cardiaque reste un défi dans la pratique clinique pour plusieurs raisons, notamment les changements de morphologie du ventricule gauche d'une coupe à l'autre, le déséquilibre des pixels entre la zone ventriculaire gauche et le fond, l'inhomogénéité de la distribution de l'intensité et du gradient dans la cavité du ventricule gauche et dans le myocarde, la faiblesse de la frontière entre le myocarde et les tissus environnants.

Deux nouvelles approches sont proposées dans le cadre de cette thèse qui ont permis d'aboutir à 3 principales contributions: La première est basée sur l'application d'un processus de segmentation des contours du ventricule gauche précis, rapide et entièrement automatique, analysant toutes les phases du cycle cardiaque. Le système est appliqué sur les images cinétiques de résonance magnétique cardiaque. L'apport dans ce système consiste en une étape de filtrage à l'aide d'un filtre de diffusion anisotropique, qui a permis de résoudre les problèmes

d'inhomogénéités des niveaux de gris dans la cavité ventriculaire gauche dues aux flux sanguin.

La deuxième contribution est l'application d'une méthode quantitative basée sur l'estimation des paramètres globaux et régionaux nécessaires pour l'étude du fonctionnement du cœur à partir des images cinétiques. Dans la troisième contribution, nous avons proposé un système de détection automatique des infarctus du myocarde sur les images de rehaussement tardif. La segmentation de la cavité VG sur les images de RT présente une contrainte importante car les niveaux de gris de la cavité et de la zone infarctée sont presque identiques. Une classification par l'algorithme EM est appliquée pour distinguer le myocarde rehaussé du myocarde non rehaussé dans le but de détecter l'IDM. Un apport innovant dans ce système est l'étude de la viabilité myocardique basée sur le calcul de l'extension des infarctus du myocarde dans les tissus myocardiques atteints.

Plan de la thèse:

Pour plus de précision, la thèse a été répartie en 4 chapitres, suivie d'une conclusion et quelques perspectives pour d'éventuels futur travaux.

Le chapitre 1 présente le contexte médical, à savoir la définition du cœur et du système coronaire, les pathologies cardiovasculaires en se basant sur les maladies ischémiques comme l'insuffisance cardiaque provoquée généralement par l'infarctus du myocarde. Nous avons ainsi décrit l'imagerie par résonance magnétique cardiaque, technique cruciale pour la détection des pathologies cardiovasculaires, avec description de son principe, son déroulement et des différentes séquences utilisées lors de cet examen.

Le chapitre 2 présente une revue des méthodes existantes dans la littérature de segmentation et d'analyse du ventricule gauche à partir des images ciné-IRM cardiaque. Pour chaque méthode de segmentation, nous avons présenté différents travaux publiés récemment utilisant la technique décrite. Nous avons ainsi donné quelques critères pour le bon choix de la méthode de segmentation. A la fin du chapitre une analyse critique des différents modèles existants a été présentée, dans le but de découvrir les avantages et les limites de chaque méthode de segmentation utilisée.

Le chapitre 3 porte sur l'implémentation de la méthode hybride pour l'analyse du ventricule gauche sur les images ciné-IRM cardiaque. La méthode proposée combine les méthodes de seuillage, de croissance par région et de contour actif. Une analyse quantitative a été ainsi utilisée dans cette approche en estimant les paramètres cliniques nécessaires pour étudier le fonctionnement du cœur. La méthode proposée a été validée en comparant les

résultats obtenus par l'approche proposée avec des tracés manuels générés par des experts en utilisant différentes métriques d'évaluation et qui ont témoigné de la simplicité et de la robustesse de la technique.

Le chapitre 4 présente l'approche proposée pour la détection des infarctus du myocarde sur les images de rehaussement tardif. Nous proposons un système d'IRM Ciné/RT pour la détection des infarctus du myocarde. Sachant que la détection des IDM est basée sur la segmentation du myocarde, à savoir l'endocarde et l'épicarde. L'approche hybride décrite dans le chapitre 3 est appliquée pour la segmentation de l'endocarde, suivie d'un modèle d'apparence actif (AAM) pour l'extraction de l'épicarde. En raison que l'IDM apparaît avec le même niveau de gris que celui de la cavité VG, ce qui rend difficile la segmentation directe des IDM sur les images de RT, nous avons donc appliqué la méthode de segmentation sur les images ciné, puis transféré les résultats aux images de RT à l'aide d'un recalage rigide pour corriger la localisation entre les examens. Cette segmentation est ensuite utilisée pour détecter l'infarctus du myocarde et quantifier son étendue à l'aide de l'algorithme d'espérance-maximisation (EM). Pour tester notre approche, nous avons utilisé la base de données cardiaque Sunnybrook (SCD). La méthode proposée montre des résultats satisfaisants et encourageants.

Chapitre 1:

Le contexte médical

1.1 Introduction:

Le cœur est l'un des organes les plus efficaces du corps humain et les maladies cardiaques sont l'une des causes les plus courantes de décès dans les pays en développement comme dans les pays développés. Comprendre l'anatomie et la physiopathologie est très important et constitue un défi. Avec les changements innovants dans le monde de l'imagerie, la perception de ceux-ci a radicalement changé et l'anatomie et la physiologie appliquées jouent un rôle primordial dans la compréhension de la structure et de la fonction.

Dans ce chapitre, une brève description des aspects anatomiques et fonctionnels du cœur a été donnée, ainsi quelques pathologies touchant le ventricule gauche sont présentées. Par la suite, nous avons donné des rappels relatifs à la technique d'imagerie par résonance magnétique cardiaque, technique cruciale pour le dépistage de pathologies cardiovasculaires, ainsi que les plans d'acquisition et les différentes modalités d'imagerie en IRM cardiaque.

1.2 Anatomie du cœur:

Le cœur est un organe intra-thoracique qui se situe dans le médiastin, entre les deux poumons. C'est un organe creux avec une structure musculaire fibreuse qui agit comme une pompe pour transporter le sang vers tous les tissus du corps. Le cœur est de forme conique ou pyramidale, avec sa base à l'arrière et le sommet à l'apex, pointant vers l'avant, vers le bas et vers la gauche. L'autre côté du cœur comprend le diaphragme en dessous, la surface sternocostale à l'avant et les surfaces des poumons gauche et droit. La taille du cœur est d'environ 14 à 16 cm. Chez les adultes, le cœur pèse environ 300 grammes chez l'homme, et environ 250 grammes chez la femme. Le cœur est constitué de quatre cavités: deux cavités supérieures, appelées oreillettes et deux cavités inférieures appelées ventricules. La paroi qui sépare les oreillettes des ventricules s'appelle le septum.

Le système valvulaire du cœur comprend les parties suivantes: la valve mitrale, située entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche, la valve tricuspide, située entre l'oreillette droite et le ventricule droit, la valve aortique qui sépare le ventricule gauche de l'aorte et la valve pulmonaire, située entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (figure 1.1). Pendant un battement de cœur, les valves s'ouvrent pour favoriser la circulation du sang vers l'avant, et entre les battements, elles se ferment pour éviter le reflux du sang.

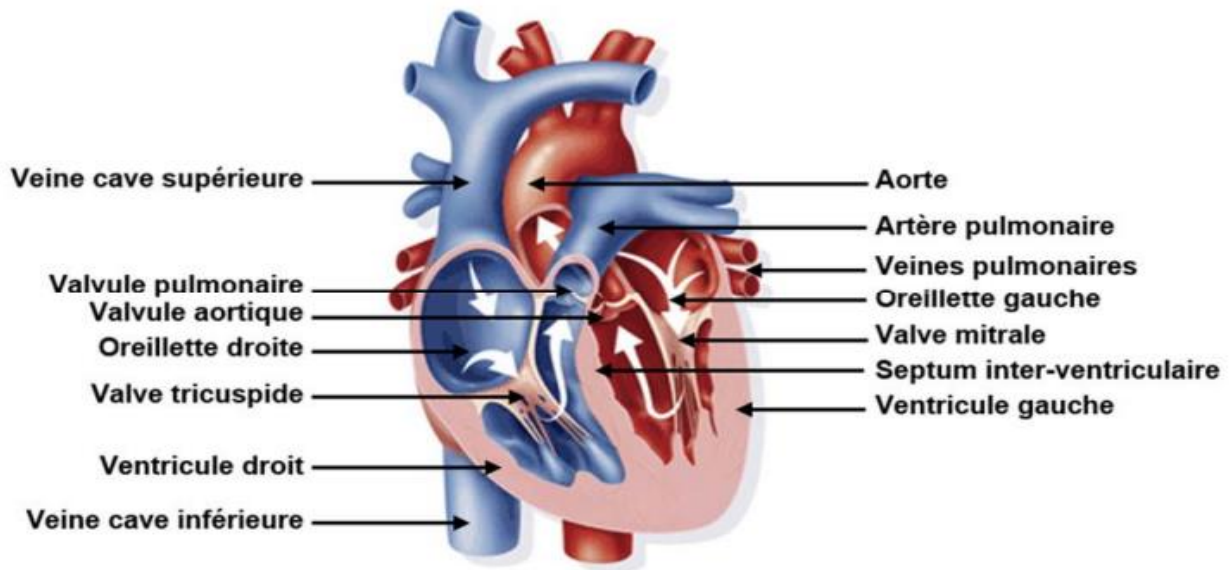


Figure 1.1. Anatomie du cœur [1]

La paroi du cœur est constituée de trois couches (figure 1.2):

- Endocarde: la couche fine, la plus interne du cœur, elle est formée de l'endothélium et du tissu conjonctif sous-endothélial.
- Myocarde: la paroi musculaire du cœur, qui est une épaisse couche de fibres musculaires cardiaques.
- Epicarde: revêtement extérieur du cœur, il est formé par la couche viscérale du péricarde séreux.

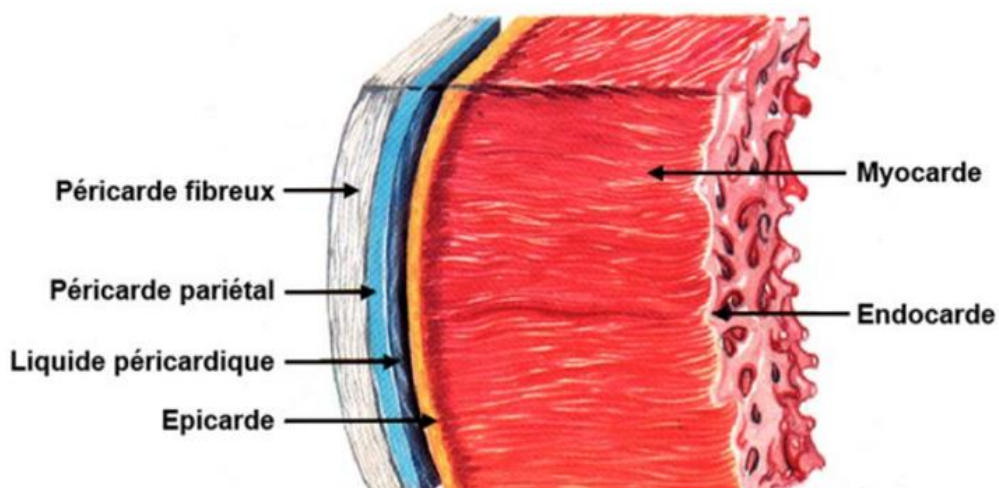


Figure1.2. Les couches constituant la paroi du cœur [1]

1.3 Fonctionnement cardiaque et système circulatoire:

Le cœur est le centre de la circulation sanguine. Il bat inlassablement 60 à 80 fois par minute. La fonction du cœur est basée sur une série temporelle régulée dynamiquement d'événements mécaniques et électriques complexes. L'activité cardiaque est cyclique, l'enchaînement de tous ces événements qui la composent dure environ une seconde au repos. Il se répète à vie, assurant une circulation sanguine et une oxygénation constantes. Par conséquent, le cœur pompe 6 litres de sang par minute en moyenne.

La circulation sanguine est gérée par un système circulatoire composé du cœur et d'un ensemble de vaisseaux sanguins (figure 1.3). Tout d'abord, le sang désoxygéné (sang "bleu") du corps retourne dans l'oreillette droite, qui se contracte, la valve tricuspide s'ouvre, le sang est pompé dans le ventricule droit, qui à son tour se contracte, puis la valve pulmonaire s'ouvre et le sang est pompé vers les poumons à travers l'artère pulmonaire. Le sang oxygéné des poumons retourne vers l'oreillette gauche à travers les veines pulmonaires. Le circuit décrit par le sang, du cœur droit au cœur gauche, passant par les poumons constitue ce qu'on appelle la « petite circulation » ou circulation pulmonaire. Lorsque l'oreillette gauche se remplit de sang, elle se contracte et la valve mitrale s'ouvre pour pomper le sang dans le ventricule gauche, ce qui se produit en même temps que l'oreillette droite pompe le sang dans le ventricule droit. Le ventricule gauche rempli de sang se contracte, la valve aortique s'ouvre et le sang oxygéné "le sang rouge" est pompé à travers l'aorte vers toutes les parties du corps. Cela se produit lorsque le ventricule droit pompe le sang dans l'artère pulmonaire. La valve aortique se ferme pour empêcher le reflux du sang vers le cœur, tandis que l'oreillette se remplit de sang et le cycle se répète. « La grande circulation » ou circulation systémique est définie par le système sanguin circulant du cœur gauche vers le cœur droit à travers l'organisme.

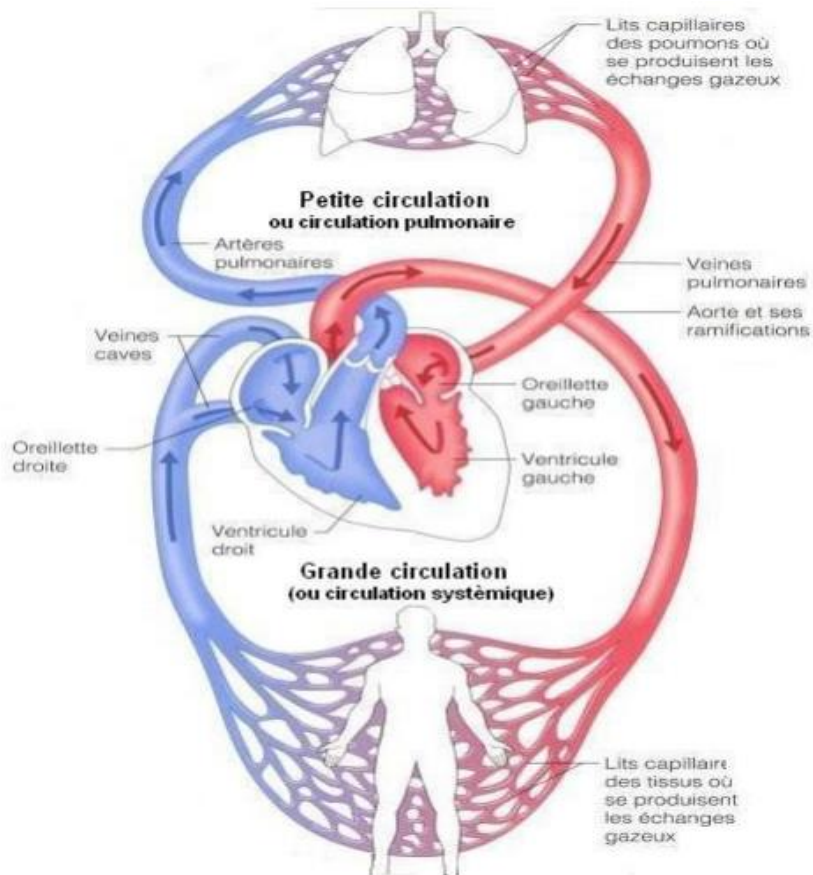


Figure 1.3. Le système artériel et veineux [2]

Chaque cycle cardiaque est composé de deux phases: la diastole et la systole. La diastole se produit lorsque le cœur se détend et que les ventricules sont remplis du sang. La systole est la phase dans laquelle le cœur se contracte et les ventricules éjectent le sang (figure 1.4). Cet enchaînement de contraction et de relaxation se produit continuellement. En fait, chaque cycle cardiaque dure environ 0,8 seconde.

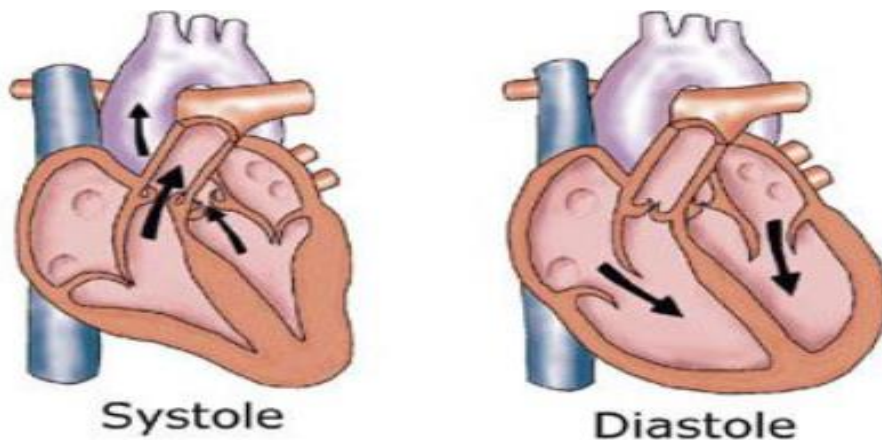


Figure 1.4. Les phases de contraction et de relaxation du cœur (<https://jeretiens.net/difference-entre-systole-et-diastole/>)

1.4 Système vasculaire cardiaque:

1.4.1. Anatomie et fonction des artères coronaires:

Les artères coronaires irriguent le muscle cardiaque (myocarde). Comme tous les autres tissus constituant le corps, le myocarde a besoin de sang oxygéné pour fonctionner, et le sang pauvre en oxygène doit être expulsé. Les artères coronaires sont constituées de deux artères principales qui sont l'artère coronaire droite et gauche, qui naissent de la partie antérieure de l'origine de l'aorte ascendante, au niveau du sinus de Valsalva, et restent à la surface du cœur comme elles se déplacent dans les sillons du cœur [3]. La vascularisation coronarienne représente 5 à 10 % du débit cardiaque (figure 1.5).

1.4.1.1. Artère coronaire gauche:

Elle prend naissance au niveau du sinus aortique gauche et chemine derrière son artère pulmonaire tortueuse. Cette artère envoie le sang vers le côté gauche du muscle cardiaque. Cela inclut le ventricule gauche et l'oreillette gauche. L'artère se compose de plusieurs parties qui traversent d'abord un segment initial appelé tronc commun ou tronc coronaire gauche, puis se divisent en deux branches:

➤ L'artère inter-ventriculaire antérieure:

Elle se déplace dans le sillon interventriculaire antérieur, contourne l'apex du cœur et se termine à la partie inférieure du sillon interventriculaire. Elle fournit des branches diagonales perforées et d'autres branches pour le ventricule droit. Cette artère envoie le sang à l'avant du côté gauche du cœur. Elle aide également à envoyer le sang au milieu (septum) du cœur.

➤ L'artère circonflexe:

Elle se déplace dans le sillon auriculo-ventriculaire gauche jusqu'à la partie inférieure du ventricule gauche. Elle se compose de branches principales appelées branches latérales, ascendantes et descendantes pour la paroi postérolatérale du ventricule gauche. Cette artère envoie le sang à l'extérieur et à l'arrière du cœur.

1.4.1.2. Artère coronaire droite:

Provient du sinus droit de Valsalva. Elle se déplace à droite du sillon auriculo-ventriculaire en contournant le côté latéral du ventricule droit. Cette artère envoie le sang vers le côté droit du cœur. Cela comprend le ventricule droit, l'oreillette droite et les nœuds SA (sino-auriculaire) et AV (auriculo-ventriculaire). Ces nœuds contrôlent le rythme cardiaque. L'artère coronaire droite se divise en branches plus petites. L'une est l'artère descendante inter-ventriculaire postérieure droite. L'autre est l'artère marginale aiguë. Elle aide également à

envoyer le sang au milieu (septum) du cœur.

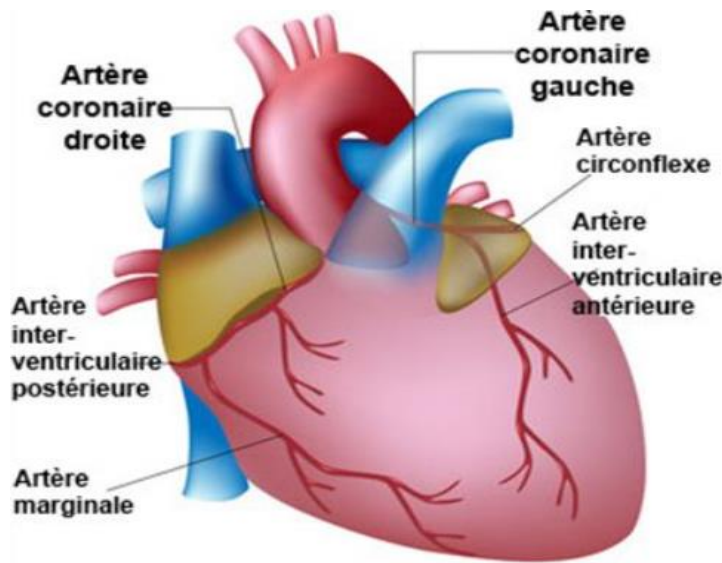


Figure 1.5. Les artères coronaires (<https://www.docteurlic.com/encyclopedie/arteres-coronaires.aspx>)

1.5 Le Ventricule Gauche :

Le ventricule gauche (VG) est l'une des quatre cavités du cœur. Il est situé dans la partie inférieure gauche du cœur sous l'oreillette gauche, séparé par la valve mitrale. Au fur et à mesure que le cœur se contracte, le sang retourne finalement dans l'oreillette gauche, puis traverse la valve mitrale pour pénétrer dans le ventricule gauche.

La fonction ventriculaire gauche consiste à pomper le sang oxygéné vers l'aorte puis vers tous les constituants du corps humain. Il assure à lui seul environ 80 % du travail mécanique du cœur. La cavité du VG a une forme bien connue d'ellipsoïde et est entourée par le myocarde, dont les valeurs normales d'épaisseur varient de 6 à 16 (mm). Au contraire, le ventricule droit (VD) a une forme complexe de croissant. Il est également soumis à une pression plus faible pour éjecter le sang vers les poumons et est donc trois à six fois plus mince que le VG, atteignant ainsi la limite de la résolution spatiale de l'IRM. Pour ces raisons, et parce que sa fonction est moins vitale que celle du VG, la majorité des efforts de recherche se sont concentrés sur le ventricule gauche, même si l'IRM s'est avérée fournir une quantification précise de la masse du VD [4].

L'endocarde est la couche interne du cœur. Il sépare les cavités cardiaques du muscle cardiaque. L'épicarde est la couche externe du muscle cardiaque. Il sépare le myocarde du péricarde [5]. Par convention, il y a quatre parois sur le VG : antérieure, latérale, inférieure et septale (figure 1.6).

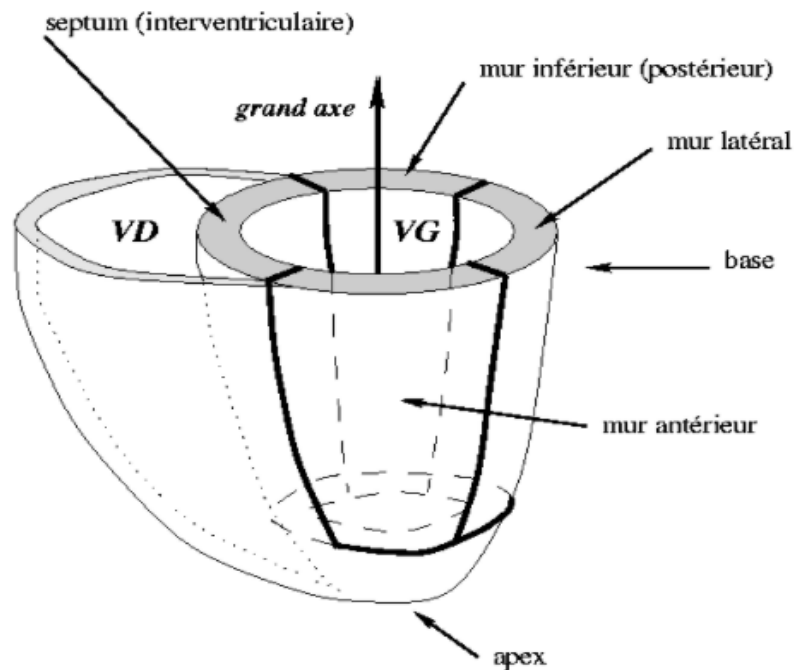


Figure 1.6. Image représentative de l'anatomie du ventricule gauche [6]

1.6 Segments myocardiques :

Un appariement existe entre les parois myocardiques et les artères coronaires qui les irriguent [7]. Ainsi, il est possible de déterminer quelle artère coronaire est bloquée par la zone myocardique affectée. Ceci a conduit à la normalisation de la segmentation du ventricule gauche en 17 segments [8], qui a pris en compte cette association « segment-coronaire » (figure 1.7). Ce modèle convient à toutes les modalités d'imagerie. La segmentation du VG est réalisée en vue petit axe selon 3 niveaux de coupe, qui sont reliés entre eux depuis l'apex d'avant en arrière, définie comme: le niveau basal, le niveau médian, et le niveau apical. La représentation en œil de bœuf du VG est illustrée sur la figure définissant le segment 17, qui est une vue en perspective du cœur vu depuis l'apex.

- Les segments (1-6) définissent la coupe basale.
- Les segments (7-12) définissent la coupe médiane.
- Les segments (13-16) définissent la coupe apicale.
- Le segment 17 représente l'apex.

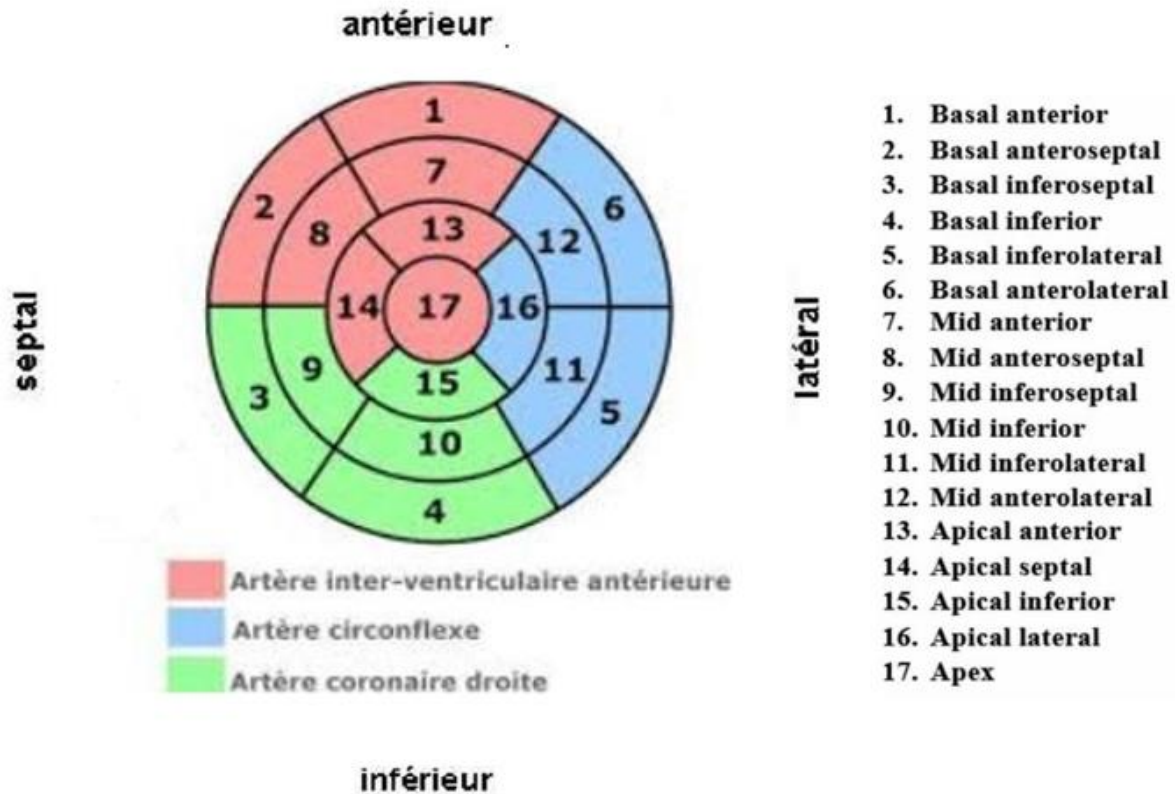


Figure 1.7. Vue en œil de bœuf du découpage du VG en 17 segments [9]

1.7 Ischémie et infarctus du myocarde :

1.7.1 Généralités:

La cardiopathie ischémique est définie par la présence d'anomalies sous-jacentes des artères coronaires. La maladie est causée par l'accumulation de plaques d'athéromes dans les artères coronaires, qui se rétrécissent, provoquant ce qu'on appelle « une ischémie » [10]. La traduction clinique est une douleur thoracique appelée angine de poitrine (angor). Cette ischémie entraîne souvent une insuffisance cardiaque, la forme la plus connue de maladie cardiovasculaire, définie par l'incapacité du cœur à pomper suffisamment de sang pour répondre aux besoins de l'organisme. Il s'agit d'un grave problème de santé qui provoque un essoufflement et une fatigue disproportionnée par rapport aux efforts produits. La forme la plus courante de cette maladie est l'insuffisance cardiaque gauche, qui est définie comme l'incapacité du ventricule gauche à fournir un flux circulant aux besoins périphériques et se manifeste par des valeurs de fraction d'éjection altérées. Plusieurs facteurs de risque peuvent contribuer à cette pathologie, parmi lesquels on peut citer:

- L'hypertension
- Le tabagisme

- L'hyperlipidémie
- Le diabète
- La consommation des aliments riches en sel
- L'inactivité physique
- L'obésité
- L'abus d'alcool

Suite à un événement ischémique [11], le dysfonctionnement des parties atteintes se présente sous différentes formes, classées de la moins sévère à la plus sévère comme suit:

- L'hypokinésie: signifie une réduction du mouvement ou de la contraction d'un segment du muscle cardiaque.
- L'akinésie: signifie l'absence de mouvement ou la contraction d'une région du muscle cardiaque.
- La dyskinésie: signifie un mouvement paradoxal, au lieu de se contracter, ce segment du myocarde se gonfle en systole.
- Un autre terme parfois utilisé est l'hyperkinésie, ce qui signifie une contraction accrue du muscle cardiaque. L'hyperkinésie peut se produire en tant que mécanisme compensatoire par lequel le muscle cardiaque normal effectue un peu de travail supplémentaire au lieu du muscle cardiaque qui est défectueux avec une hypokinésie, une akinésie ou une dyskinésie.

Ces anomalies du mouvement du muscle cardiaque lorsqu'elles concernent des régions et non l'ensemble du muscle cardiaque, on parle d'anomalie régionale du mouvement de la paroi.

Le plus souvent, cela se produit lorsque l'apport sanguin à cette région est faible, comme lorsque le vaisseau sanguin alimentant cette région est bloqué.

Dans notre travail de thèse, nous avons étudié l'infarctus du myocarde, principale cardiopathie ischémique entraînant une insuffisance cardiaque.

1.7.2 Infarctus du myocarde :

L'infarctus du myocarde (IDM), généralement appelé crise cardiaque en langage courant, est le plus souvent causé par une diminution ou un arrêt du flux sanguin dans une partie du cœur, entraînant une nécrose du muscle cardiaque [12]. La forme la plus courante est une douleur thoracique qui peut se propager aux épaules, aux bras, au dos, au cou ou à la mâchoire. Souvent, il se produit au centre ou sur le côté gauche de la poitrine et dure quelques minutes. L'IDM est souvent responsable d'une insuffisance cardiaque, d'un trouble du rythme cardiaque,

pouvant entraîner un arrêt cardiaque. La plupart des infarctus du myocarde surviennent en raison d'une coronaropathie. Le blocage complet d'une artère coronaire par rupture d'une plaque d'athérome est souvent le mécanisme sous-jacent de l'infarctus du myocarde (figure 1.8).

Selon le type d'occlusion artérielle, On peut classer les IDM en 2 classes:

- Si l'occlusion est complète et définitive, elle se traduit par un infarctus transmural (infarctus impliquant toute l'épaisseur myocardique).
- Si l'occlusion est régionale, on parle d'un infarctus non transmural qui n'implique pas toute l'épaisseur du myocarde. Dans ce cas, des lésions d'infarctus sous-endocardique sont observées (nécrose au niveau de la couche sous-endothéliale sur la surface des cavités).

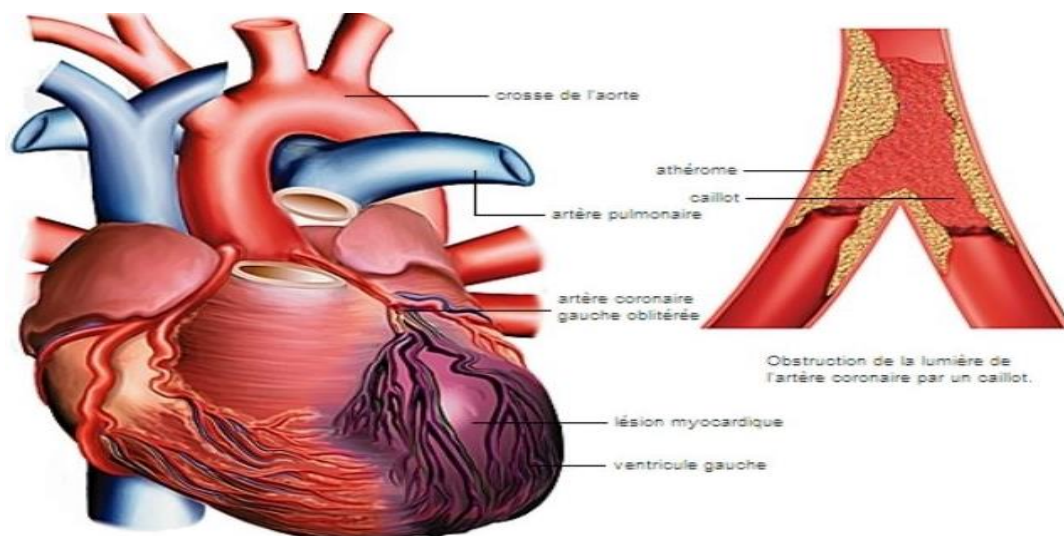


Figure 1.8. A gauche : zone infarctée (vue sur tout le cœur) , A droite : son origine (vue sur l'artère coronaire) (https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/infarctus_du_myocarde/13863)

Il existe 3 formes différentes de tissu myocardique affecté par un infarctus [13], qui sont:

1. La zone nécrosée: atteinte microvasculaire irréversible du myocarde (pas de retour de la fonction contractile).
2. la zone sidérée: Rétablissement sans intervention des muscles avec une fonction contractile altérée (ischémie brève) et récupération de la fonction (jours à semaines).
3. la zone hibernante: récupération possible de la fonction contractile des muscles atteints d'ischémie chronique, après revascularisation.

1.8 Imagerie par résonance magnétique cardiaque :

1.8.1 Définition:

L'IRM cardiaque est une nouvelle technique d'imagerie, puissante et efficace pour le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Elle est devenue un examen de base pour l'étude de la dynamique cardiaque humaine. C'est une modalité d'imagerie non invasive, non irradiante, avec des possibilités d'acquisitions multi-planaires, fournissant des images anatomiques et fonctionnelles, toutes deux convenant à la détection de l'ischémie, à l'évaluation de la perfusion musculaire et à l'étude de la viabilité myocardique. Ainsi, elle permet une détermination précise des paramètres cliniques pour une étude de la fonction ventriculaire avec une plus grande précision.

Les images obtenues à partir de la technologie IRM cardiaque ont une excellente résolution de contraste, permettant l'exploration de tous les tissus contenant du cœur. En conséquence, ils ont une meilleure résolution spatiale par rapport aux autres techniques d'imagerie et fournissent une qualité d'image constante quel que soit le patient.

Elle a comme inconvénients: Contre-indications aux stimulateurs cardiaques et/ou défibrillateurs, une difficulté en cas de défaut d'obtenir d'apnée, elle est moins disponible et plus coûteuse.

1.8.2 Principe:

L'imagerie par résonance magnétique cardiaque est une modalité d'imagerie de pointe profondément basée sur le domaine de l'électromagnétisme, plus précisément sur le magnétisme des atomes [14], connu sous le nom de spin nucléaire. Les atomes à spin non nul, comme l'hydrogène, génèrent un champ électromagnétique appelé moment magnétique. Au repos, les moments magnétiques sont orientés aléatoirement et s'annulent. Cependant, sous l'influence d'un champ magnétique externe, ils s'alignent avec la source externe. Ainsi, au lieu de s'annuler, ils s'additionnent de manière constructive, créant ce qu'on appelle une magnétisation nette. Lors de l'acquisition IRM, un champ magnétique puissant est utilisé pour aligner les moments magnétiques de la zone cible. Un autre champ oscillant est ensuite utilisé pour modifier temporairement la direction de la magnétisation nette. Une fois que l'exposition à ce champ magnétique cesse, l'aimantation nette revient progressivement à son équilibre précédent, un processus connu sous le nom de relaxation. Il existe 2 types de relaxation de l'aimantation tissulaire:

- Relaxation longitudinale: suivant une courbe de croissance exponentielle. Elle se caractérise par le temps pondéré T1: le temps nécessaire pour l'aimantation pour revenir à 63% de sa valeur initiale.

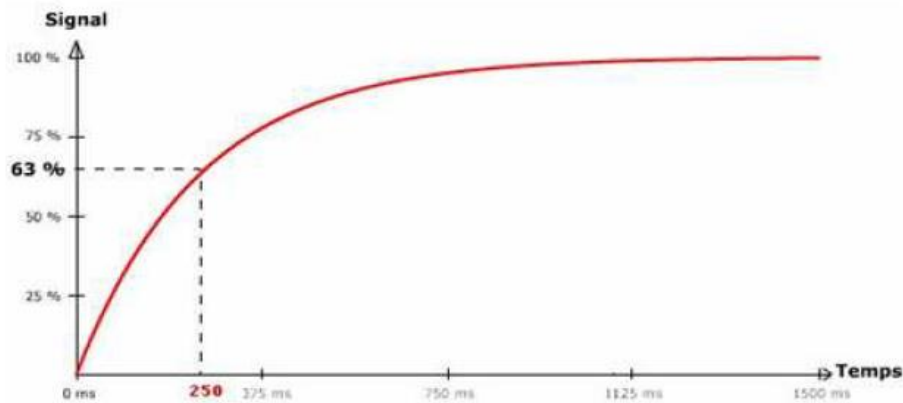


Figure 1.9. Courbe exponentielle croissante de relaxation longitudinale [15]

- Relaxation transversale: le long d'une courbe exponentielle décroissante. Elle se caractérise par le temps pondéré T2: le temps nécessaire pour l'aimantation pour revenir à 37% de sa valeur initiale.

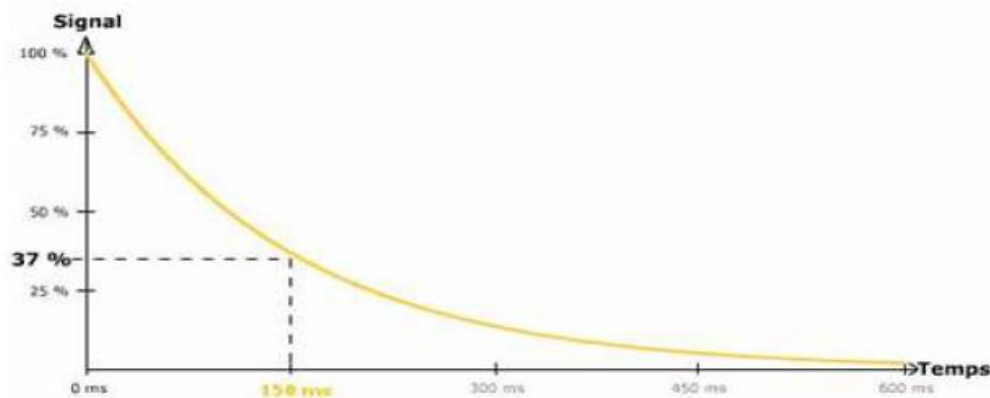


Figure 1.10. Courbe exponentielle décroissante de relaxation transversale [15]

L'intensité et le contraste des images résultantes sont déterminés à partir des temps pondérés T1 et T2, en fonction des structures qui composent le tissu imagé. Selon les 2 types de relaxation, 2 types d'images peuvent être obtenues: des images pondérées T1 de relaxation longitudinale et des images pondérées T2 de relaxation transversale (figure 1.11).



Figure 1.11. Exemple des images IRM selon les 2 types de pondération (a) Image IRM pondérée en T1 et (b) Image IRM pondérée en T2 [15]

Le technique d'imagerie par résonance magnétique permet d'identifier le tissu myocardique pour un meilleur diagnostic des cardiomyopathies et des lésions ischémiques. Le myocarde et le tissu adipeux sont mieux visualisés dans les séquences pondérées en T1, tandis que les processus inflammatoires sont mieux représentés dans les séquences pondérées en T2.

1.8.3 Déroulement de l'examen:

L'IRM cardiaque est un examen médical fondé sur l'utilisation de champs magnétiques. Il permet la visualisation en trois dimensions des tissus cardiaque.

Pour réaliser un examen IRM cardiaque:

- Le patient est couché sur le dos dans un tube IRM. Il est placé dans un champ magnétique puissant, permettant de cartographier en trois dimensions les signaux émis par les protons dans des tissus de densités différentes.
- Les électrodes ECG sont fixées à la cavité thoracique dont le but est de synchroniser l'acquisition IRM avec le mouvement du cœur et d'enregistrer sa fréquence cardiaque en continu.
- Si une injection est nécessaire, l'auto-injecteur se connectera à l'intraveineuse installée.
- Une antenne sous forme d'une plaque est placée au-dessus de la cavité thoracique, ce qui représente un système de réception des signaux de radiofréquences nécessaires pour former les images.
- Pour éviter les artefacts de mouvement, une apnée est demandée au patient pour chaque acquisition de coupe.

L'appareil IRM ressemble à un grand tunnel d'environ 2 mètres de longueur, dans lequel

glisse une table [16]. Pour cet examen, le patient est complètement « enfermé » dans le dispositif. L'appareil est composé d'un gros aimant qui envoie des ondes électromagnétiques vers le patient. Ces ondes interagissent avec l'hydrogène: composant du corps humain, présent dans toutes les molécules d'eau qui composent le corps. Sous l'action des ondes, les molécules d'eau vibrent émettant des signaux qui sont captés par la caméra de l'appareil. Ces signaux sont ensuite transcrits en images. De cette façon, un grand nombre d'images corporelles peuvent être prises et visualisées sur un écran d'ordinateur par coupes. Un radiologue interprète par la suite les images. L'examen dure environ 40-50 minutes selon les paramètres étudiés.



Figure 1.12. Appareil d'IRM cardiaque

1.8.4 Synchronisation à l'ECG :

L'imagerie par résonance magnétique cardiaque (IRMC) repose généralement sur l'utilisation d'un signal d'électrocardiogramme (ECG) pour synchroniser l'acquisition des données d'imagerie avec le mouvement cardiaque et générer des images à différents instants du cycle, permettant d'identifier le moment de déclenchement des contractions. En plus de réduire les artefacts, la synchronisation de l'acquisition d'images avec l'ECG permet l'imagerie de différentes phases du cycle cardiaque.

L'ECG est composé de 3 parties principales (figure 1.13):

- Onde P: contraction des oreillettes.
- Complexe QRS: contraction des ventricules.
- Onde T: phase de repolarisation des ventricules (relaxation).



Figure 1.13. Le tracé de l'électrocardiogramme

L'IRMC exige généralement que l'acquisition des données soit synchronisée avec le mouvement périodique du cœur. Sauf dans le cas de l'imagerie en temps réel, les images IRMC sont reconstruites à partir de données acquises sur un certain nombre de cycles cardiaques. Il est donc nécessaire de chronométrer avec précision l'acquisition des données au cours de chaque battement cardiaque afin de capturer systématiquement la même phase du cycle cardiaque d'un battement à l'autre. Cette synchronisation précise est nécessaire, qu'il s'agisse d'une phase cardiaque unique ou d'une imagerie cinétique multiphase.

1.8.5 Plan de coupe utilisé en IRM cardiaque:

En général, une étude de résonance magnétique cardiaque (RMC) commence par des "localisateurs" qui sont habituellement des séquences de précession libre en régime permanent (SSFP) dans les plans coronal, axial et sagittal, qui peuvent être acquises en moins de 2 minutes et servent de point de départ pour générer tous les plans d'imagerie nécessaires à l'examen. Les trois plans orthogonaux standard normalement utilisés pour l'imagerie par RMC ne correspondent pas aux axes cardiaques: des sections spécifiques parallèles et orthogonales aux axes cardiaques (principalement le petit axe et le grand axe du cœur) sont obligatoires pour l'imagerie cardiaque [17].

1.8.5.1. Grand axe, vue à deux chambres:

Ce plan est facilement obtenu à partir d'un localisateur médio-ventriculaire par une ligne médiane allant de l'apex à l'oreillette gauche (figure 1.14) et est utilisé pour évaluer les structures du cœur gauche, en particulier pour les détails anatomiques; il est également utile

pour évaluer la valve mitrale.

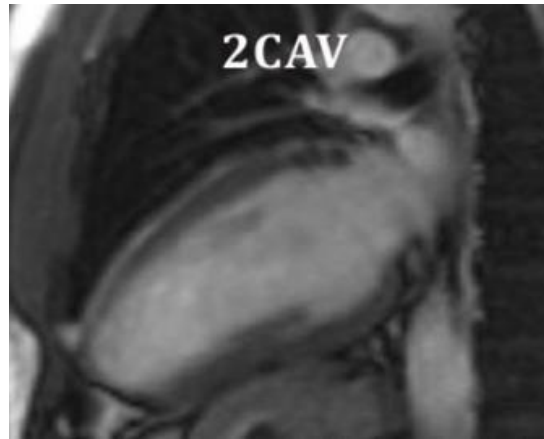


Figure 1.14. Image IRM cardiaque en grand axe, vue à 2 chambres
(https://www.radioanatomie.com/61_coeur_irm/)

1.8.5.2. Grand axe, vue à quatre chambres:

Cette pile d'images, dérivée du grand axe du ventricule gauche (vue à deux chambres) par une ligne idéale reliant la partie postérieure de l'oreillette gauche, la valve mitrale et l'apex du ventricule gauche, montre la relation des quatre chambres cardiaques entre elles sur une seule image, ainsi que la valve mitrale et la valve tricuspide. Pour obtenir la meilleure vue de quatre chambres (figure 1.15), on peut obtenir une double obliquité en utilisant l'imagerie transversale oblique.

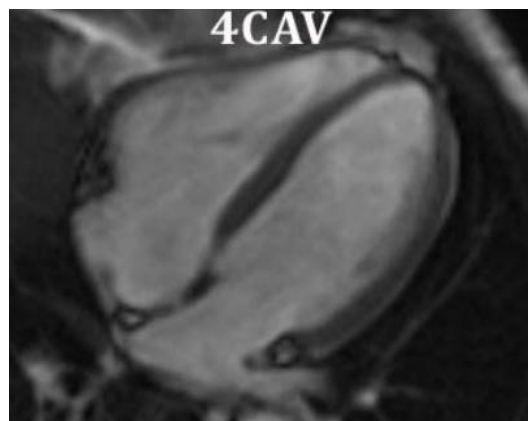


Figure 1.15. Image IRM cardiaque en grand axe, vue à 4chambres
(https://www.radioanatomie.com/61_coeur_irm/)

1.8.5.3. Petit axe, vue à deux chambres:

Un plan parfait de petit axe (figure 1.16) est obtenu lorsque les images sont prescrites perpendiculairement au grand axe du ventricule gauche.

Il montre les dimensions réelles de la section transversale des chambres cardiaques, de la base à l'apex. Ce plan permet la visualisation et la quantification de l'épaississement systolique de la paroi du myocarde et constitue la vue standard utilisée pour quantifier le volume et la masse des ventricules gauche et droit et la fraction d'éjection ventriculaire.

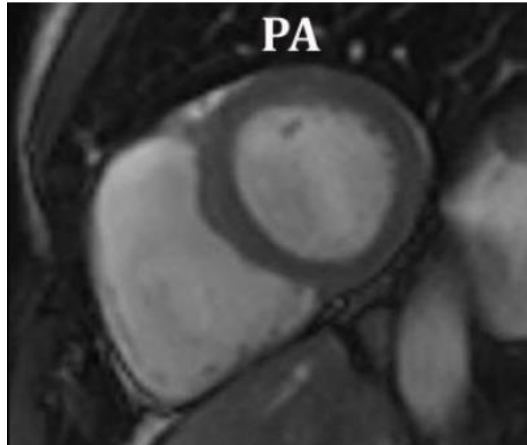


Figure 1.16. Image IRM cardiaque en petit axe (https://www.radioanatomie.com/61_coeur_irm/)

L'imagerie du cœur en IRM couvre l'ensemble de l'organe avec environ 8 à 10 coupes à petit axe, la distance entre deux coupes adjacentes étant de 10 à 20 (mm). Le cœur étant un organe en mouvement, l'acquisition des images est réalisée tout au long du cycle cardiaque, grâce à la synchronisation de l'acquisition IRM avec le signal ECG et à l'utilisation de séquences ciné-IRM (séquences dynamiques). En taille réelle, les ventricules couvrent une surface assez réduite dans les images d'IRM cardiaque et le traitement est généralement limité à une région d'intérêt (ROI) plus petite (figure 1.17). Une trentaine de phases (ou images) peuvent être obtenues au cours d'un cycle cardiaque avec l'équipement actuellement disponible, ce qui donne une résolution temporelle d'environ 30 ms. Le nombre de phases diminue proportionnellement à la fréquence cardiaque. Un seul examen peut donc être constitué de 250 images.

Sur une image IRM typique (figure 1.17), l'endocarde apparaît en clair et le myocarde et les structures environnantes en foncé, avec une résolution spatiale d'environ 1,5 mm par pixel.

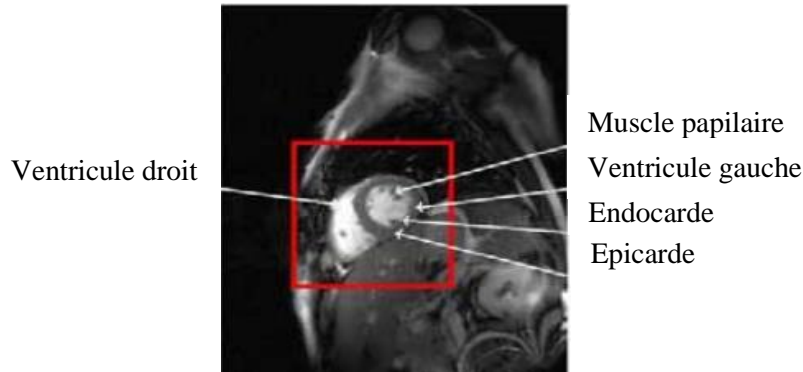


Figure 1.17. Une image IRM cardiaque à petit axe complète et une région d'intérêt (ROI) identifiant le cœur en rouge [18]

1.8.6 Les séquences de base en imagerie par résonance magnétique:

Les séquences d'acquisition en IRM sont nombreuses, représentées par une succession d'impulsions radiofréquences (RF) (écho de spin, écho de gradient, inversion-récupération, séquence d'écho, etc.) permettant différentes visualisations d'une même partie de l'organisme.

Ci-dessous, nous allons détailler certains types de séquences les plus couramment utilisées, à savoir la séquence écho de spin, écho de gradient et inversion-récupération.

1.8.6.1. La séquence écho de spin:

Il s'agit d'une séquence IRM de base qui donne une pondération T1 et T2, elle consiste en une impulsion RF à 90° suivie par une impulsion à 180° . Un temps de répétition (TR) sépare les 2 impulsions de 90° . La lecture du signal est faite à l'instant TE (temps d'écho) (figure 1.18). Dans ce type de séquence, le sang est noir.

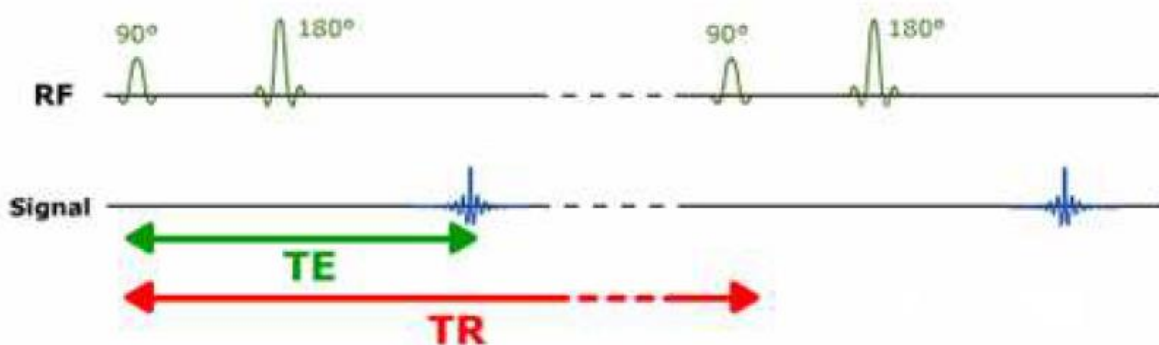


Figure 1.18. Séquence d'écho de spin [15]

1.8.6.2. La séquence inversion-récupération:

Cette séquence donne la pondération T1 et consiste en 3 impulsions RF consécutives: 180° ,

suivie d'une impulsion de 90° , puis une autre impulsion de 180° . Le temps d'inversion (TI) sépare 2 impulsions consécutives de 180° et 90° . La lecture du signal est faite à l'instant TE (temps d'écho) (figure 1.19).

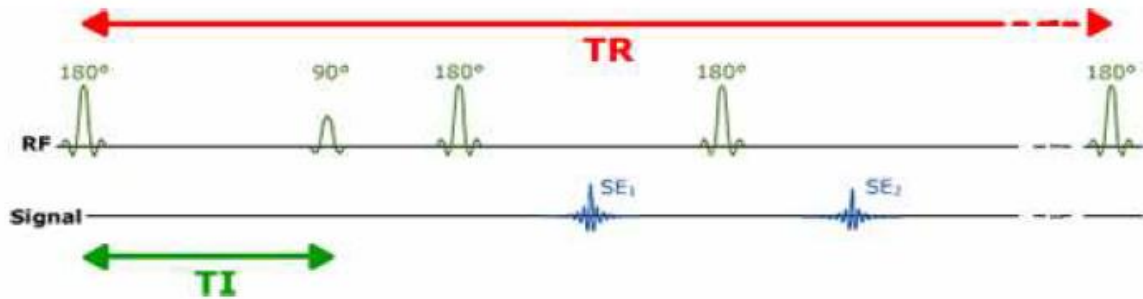


Figure 1.19. Séquence d'inversion-récupération [15]

1.8.6.3. La séquence écho de gradient:

Elle est composée d'une impulsion à 90° suivie par un gradient de codage (figure 1.20). Dans ce type de séquence, le sang et les tissus adipeux apparaissent blancs.

L'écho de gradient permet l'acquisition d'images dynamiques (ciné) à haute résolution spatiale et temporelle, qui peuvent être utilisées pour analyser la fonction myocardique [19].

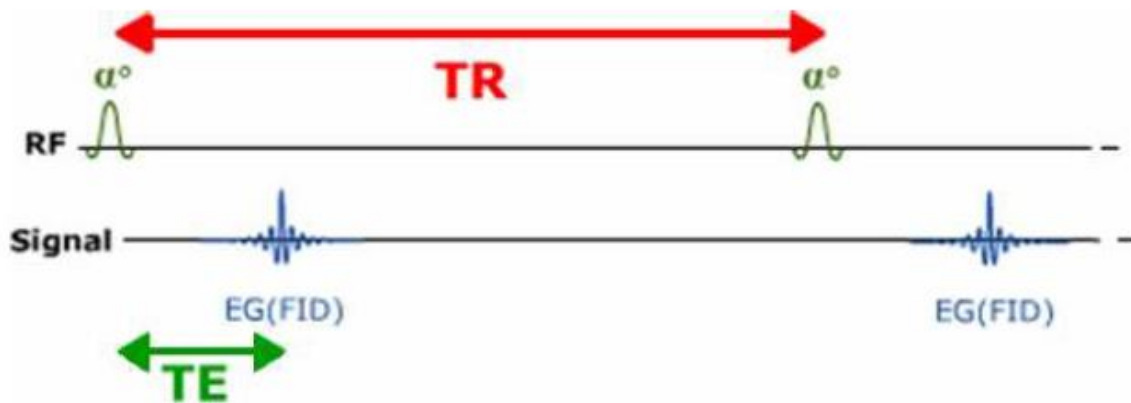


Figure 1.20. Séquence d'écho de gradient [15]

1.8.7 Différentes modalités d'acquisition en IRM cardiaque:

Lors d'une étude de résonance magnétique cardiaque (RMC), deux grands groupes de séquences se distinguent grossièrement sur la base des caractéristiques: l'un englobe la morphologie, la fonction et le flux, tandis que l'autre est axé sur la caractérisation des tissus.

1.8.7.1. Morphologie, fonction et flux:

Dans cette liste de séquences RMC, nous avons deux grands sous-groupes: les images de sang noir et de sang blanc.

1.8.7.1.1. Imagerie écho de spin rapide "Sang noir":

La séquence d'impulsions la plus couramment employée pour l'imagerie cardiaque morphologique (anatomique) combine le schéma de préparation du sang noir avec la séquence d'impulsions écho de spin (ES) rapide ou turbo, qui fournit un contraste élevé entre la cavité du ventricule gauche et les parois du cœur et des vaisseaux. Alors que la séquence d'impulsions ES classique génère un seul signal d'écho de spin en utilisant une impulsion d'excitation puis une impulsion de re-focalisation de 180° , la séquence d'impulsions ES rapide génère des échos multiples en appliquant plusieurs impulsions de 180° après l'impulsion initiale de 90° [20].

Les séquences rapides de sang noir sont peu sensibles aux artefacts provenant d'implants biomédicaux métalliques (tels que les fils sternaux, les stents, les valves prothétiques ou les dispositifs de fermeture) et sont également très utiles, notamment en pondération T1 et/ou T2, pour la caractérisation des tumeurs cardiaques, l'évaluation de la péricardite, de la myocardite, de la cardiomyopathie arythmogène du ventricule droit et des structures vasculaires (aorte, artères pulmonaires, etc.).

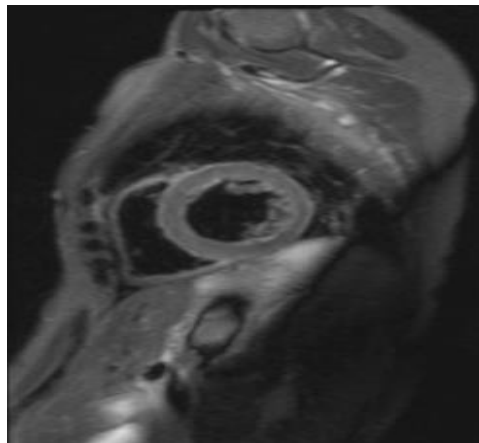


Figure 1.21. Image écho de spin rapide de sang noir dans le petit axe de deux chambres. [21]

1.8.7.1.2. Imagerie ciné "sang blanc", précession libre équilibrée en régime permanent:

L'IRM ciné fournit des informations importantes sur la fonction cardiaque et permet de quantifier la fonction ventriculaire et le mouvement de la paroi. Il s'agit d'une technique qui permet la visualisation du mouvement cardiaque en boucle, en prenant des images du cœur en mouvement tout au long du cycle cardiaque, ce qui permet de visualiser les changements périodiques des cavités cardiaques et des parois ventriculaires.

L'IRM ciné actuelle utilise une technique de précession libre en régime permanent équilibré

(bSSFP) combinée à un déclenchement ECG rétrospectif. La séquence bSSFP garantit une intensité de signal élevée des images malgré un TR très court, car le déphasage induit par les gradients d'imagerie est exactement nul au moment du TR [22]. Grâce à ces avantages, l'IRM ciné peut évaluer la fonction cardiaque avec une précision et une reproductibilité élevées et a été considérée comme l'étalon-or de l'évaluation de la fonction biventriculaire systolique [23].

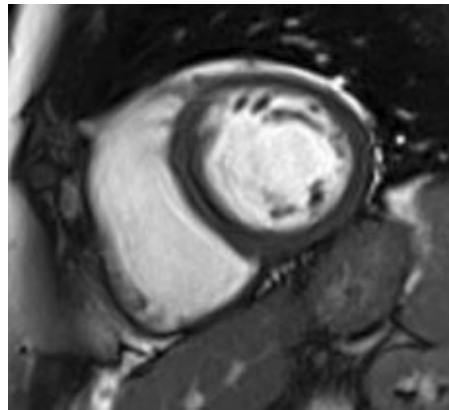


Figure 1.22. Exemple d'une image cinétique (bSSFP) de sang blanc dans le petit axe [21]

1.8.7.2. Caractérisation des tissus:

Une caractérisation avancée des tissus myocardiques peut être obtenue par IRM en utilisant à la fois des séquences améliorées par contraste (imagerie de rehaussement tardif RT) et des techniques de cartographie myocardique paramétrique (cartographie T1, T2).

1.8.7.2.1. Imagerie de rehaussement tardif au gadolinium:

Depuis son introduction il y a environ deux décennies, l'imagerie de rehaussement tardif (Late gadolinium enhancement LGE) a représenté une étape importante dans l'examen IRM cardiaque. Le mécanisme du rehaussement tardif en imagerie de résonance magnétique cardiaque (RMC) est basé sur la cinétique du gadolinium. Cet agent de contraste paramagnétique, une fois injecté par voie intraveineuse, passe du plasma aux espaces interstitiels des tissus, avec une distribution extracellulaire typique, puis est complètement éliminé en 10 à 20 minutes.

Lorsque le tissu myocardique est endommagé, le lavage est réduit à cause de l'augmentation du volume de distribution du gadolinium due à la rupture des membranes cellulaires, comme dans les lésions infarctiques, ou à l'expansion de l'espace interstitiel, comme dans la fibrose ou l'inflammation des tissus. Cette élimination tardive est soulignée par l'IRM qui acquiert une séquence en écho de gradient pondérée en T1 généralement 10 à 15 minutes après l'injection de

produit de contraste au gadolinium pour différencier les zones claires d'accumulation du produit, des régions myocardiques normales, où le gadolinium a déjà été éliminé. En effet, le gadolinium raccourcit le temps de relaxation longitudinal (T1) et l'acquisition dépendante en T1 améliore les zones d'accumulation de produit de contraste (hyper-intensité).

La séquence de rehaussement tardif actuellement préférée, est une acquisition PSIR (Phase Sensitive Inversion Recuperation), qui, contrairement à la séquence traditionnelle, préserve la polarité des tissus pendant la récupération de l'impulsion d'inversion, de sorte qu'elle est moins sensible aux variations du TI, améliorant ainsi le rapport contraste/bruit (figure 1.23). Le protocole le plus utilisé est celui de la PSIR bidimensionnelle (2D) qui nécessite de multiples arrêts respiratoires (chacun pour une seule coupe) pour couvrir les ventricules. Cette approche fournit des images de haute qualité avec une résolution spatiale élevée, permettant d'évaluer les parois minces (ventricule droit), d'analyser des lésions sous-jacentes ou d'identifier les bords des lésions pour quantifier la zone à risque d'infarctus du myocarde.

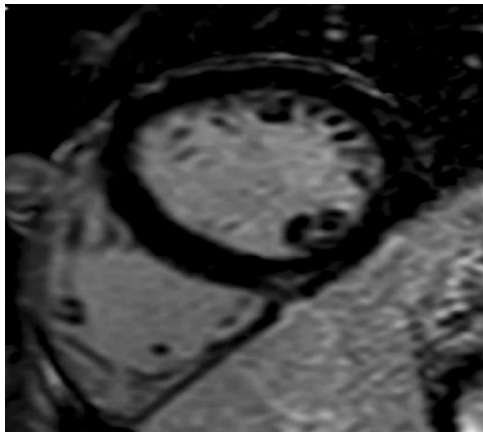


Figure 1.23. Image de rehaussement tardif en 2D [24]

La séquence de rehaussement tardif n'est pas seulement un outil de diagnostic, mais sa présence et son extension ont également des implications pronostiques non seulement dans les maladies ischémiques, mais aussi dans de nombreuses cardiomyopathies non ischémiques [25], ainsi que pour guider la revascularisation (viabilité myocardique) et les manipulations électrophysiologiques comme l'implantation d'un défibrillateur [26].

1.8.7.2.2. Cartographie myocardique:

Malgré sa valeur incontestable, l'imagerie LGE est basée sur la résolution du contraste entre les différentes zones du myocarde, ce qui permet d'identifier une fibrose locale (cicatrice) ou une lésion segmentée (infarctus), alors que les processus de fibroses diffuses ou l'inflammation du myocarde peuvent être difficiles à représenter. De plus, pour les altérations plus lisses

comme la zone œdémateuse péri-infarctus (la zone dite à risque), l'absence de seuil précis limite la reproductibilité des quantifications des cicatrices myocardiques. Les cartes paramétriques des valeurs T1 et T2 et la quantification du volume extracellulaire (ECV) représentent une opportunité émergente pour la quantification du processus des maladies myocardiques et leur visualisation spatiale en suivant les changements des taux de relaxation T1 et T2 du myocarde pixel par pixel, différemment des séquences traditionnelles pondérées en T1 et T2 [27]. Le T1 varie d'un tissu à l'autre en fonction des échanges d'énergie du proton avec son environnement. Le T1 myocardique est influencé par les processus pathologiques qui modifient la concentration d'eau (œdème), la concentration de collagène interstitiel ou d'autres protéines comme l'amyloïde. Par ailleurs, la présence d'éléments aux propriétés paramagnétiques comme le fer des chélates de gadolinium raccourcit fortement le T1.

1.8.8 Quantification de la fonction cardiaque:

L'analyse quantitative des images cardiaques est cruciale pour le diagnostic et le suivi des cardiopathies ischémiques. Dans une séquence ciné-IRM, les informations utilisées pour cette analyse sont des paramètres globaux qui caractérisent la fonction du cœur par une valeur globale, dans le but d'aider les médecins à prendre des décisions thérapeutiques. Ils sont mesurés en imagerie par résonance magnétique cardiaque selon la méthode de Simpson [28], basée sur l'acquisition de coupes en petit axe de la base jusqu'à l'apex, sur lesquelles sont surlignés les contours de l'endocarde et de l'épicarde. Les médecins sont particulièrement intéressés par le calcul du volume ventriculaire gauche et de la fraction d'éjection à deux moments précis du cycle cardiaque: la phase de fin de diastole, et fin de systole (figure 1.24).

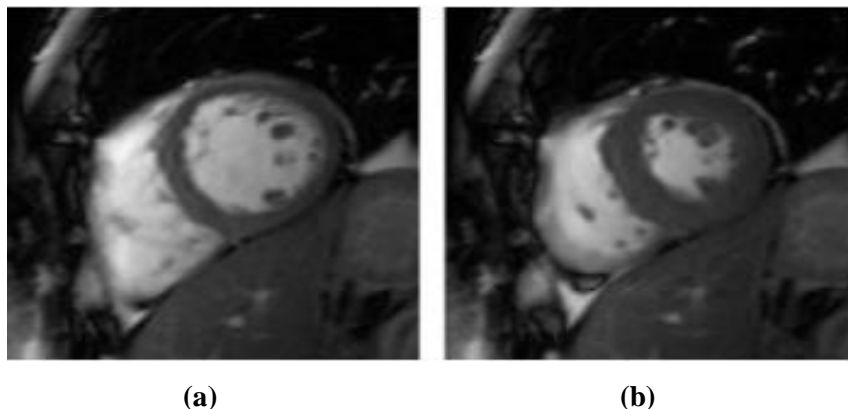


Figure 1.24. Images ciné-IRM cardiaque (a) en fin de la diastole (b) en fin de la systole

L'acquisition d'images permettant d'obtenir le volume et la masse ventriculaire gauche est

réalisée avec le plus de précision dans la vue petit axe. Généralement, 10 à 12 coupes contiguës couvrant le ventricule depuis le plan de la base jusqu'à l'apex sont acquises, chacune avec typiquement 15 à 20 phases tout au long du cycle cardiaque. Si les examens sont effectués en utilisant une technique d'apnée, le temps passé par coupe est de 15 à 20 secondes avec jusqu'à 1 minute entre les examens pour que le patient puisse récupérer entre les apnées successives. Par conséquent, le temps total de balayage pour la pile de coupes contiguës dans le petit axe est de 10 à 15 minutes. Si des techniques de respiration libre sont utilisées, le temps de balayage est également de l'ordre de 10 à 20 minutes, selon la fréquence cardiaque. L'imagerie en apnée permet généralement d'obtenir une qualité meilleure d'image en raison de la suppression des artefacts respiratoires, mais il y a un inconvénient: les coupes peuvent être mal enregistrées entre les apnées en raison de l'incapacité des patients à reproduire la même position du diaphragme sur des apnées successives.

Concernant l'évaluation quantitative de la fonction cardiaque, on peut parler de (2) mesures principales qui sont: la taille et la fonction ventriculaires. La taille ventriculaire concerne les volumes télé-diastolique (VTD) et télé-systolique (VTS), alors que la fonction ventriculaire concerne le volume d'éjection (VE) et la fraction d'éjection (FE).

La masse ventriculaire gauche absolue est obtenue en mesurant le volume du myocarde multiplié par la densité du muscle ($1,05 \text{ g/cm}^3$) [29].

Les valeurs normales des paramètres ventriculaire gauche sont fournies par [30]:

Tableau 1.1. Valeurs normales pour les paramètres du VG

Valeurs normales/Sexe	Homme	Femme
VTD	$80 \pm 9 \text{ mL/m}^2$	$75 \pm 9 \text{ mL/m}^2$
VTS	$27 \pm 6 \text{ mL/m}^2$	$24 \pm 5 \text{ mL/m}^2$
Masse VG	$74 \pm 9 \text{ g/m}^2$	$63 \pm 8 \text{ g/m}^2$
FE	$67 \pm 5 \%$	

1.9 Conclusion:

Ce chapitre a résumé les aspects anatomiques et fonctionnels du cœur. Nous avons commencé par une description du cœur et du système cardiovasculaire, une définition du ventricule gauche a été aussi faite, qui est la partie la plus importante du cœur dont on a consacré notre travail.

En présence de pathologies cardiovasculaires, la fonction cardiaque est altérée et l'analyse

quantitative est utilisée à travers le calcul des paramètres cliniques, qui nécessite une délimitation précise du VG. D'une part, cette délimitation est réalisée d'une façon manuelle par le praticien qui représente une tâche longue et fastidieuse. D'autre part, un grand nombre d'images IRM cardiaques augmente considérablement la charge de travail des médecins et réduit l'efficacité du diagnostic.

C'est pour cette raison que nous avons pensé dans notre projet de recherche au développement d'une approche automatique et fiable de segmentation du ventricule gauche qui va réduire le temps passé par les spécialistes et va donner un nouvel apport au diagnostic des pathologies cardiovasculaires.

De nombreux efforts ont été déployés ces derniers temps pour rechercher des algorithmes de délimitation automatique du ventricule gauche. Une revue des différentes approches de segmentation appliquées sur les images de résonance magnétique cardiaques fait l'objet du chapitre 2.

Chapitre 2:

Etat de l'art des méthodes de segmentation du
ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque

2.1 Introduction:

La résonance magnétique cardiaque (RMC) est actuellement la modalité d'imagerie de référence pour évaluer l'anatomie et la fonction ventriculaire gauche. Par rapport à d'autres modalités, ses principaux avantages sont son caractère non invasif, non ionisant, la possibilité de moduler le contraste tissulaire en réponse à plusieurs mécanismes et la capacité de fournir des images fonctionnelles et anatomiques de haute qualité dans n'importe quelle orientation anatomique. Cette évaluation nécessite une délimitation manuelle des bords du ventricule gauche (VG) par les cardiologues, ce qui est une procédure lente et peu reproductible. C'est pourquoi des recherches importantes ont été consacrées à l'automatisation du processus de segmentation.

Ce chapitre présente une revue des différentes approches de segmentation du ventricule gauche dans les images IRM cardiaque. Dans la section 2.2 nous allons donner quelques problèmes rencontrés lors de la segmentation des images IRM cardiaques. La section 2.3 traite les types de segmentation du ventricule gauche dans les images de résonance magnétique cardiaque. Les approches de segmentation du VG et l'état de l'art des modèles de segmentation seront examinées dans les sections 2.4. Dans la section 2.5 nous donnons quelques critères pour le bon choix de la méthode de segmentation appliquée. La section 2.6 présente une analyse critique des modèles/approches existants basée sur différentes études de segmentation, dans le but de découvrir les lacunes de chaque méthode.

2.2 Problèmes de segmentation des images IRM cardiaques:

L'analyse des images de résonance magnétique cardiaque (RMC) est devenue un domaine de recherche actif. Pour faciliter le diagnostic des pathologies cardiovasculaires, les médecins souhaitent identifier les cavités cardiaques, l'endocarde et l'épicarde, et mesurer les paramètres quantitatifs au cours du cycle cardiaque. Une étape inévitable avant de poursuivre tout type d'analyse quantitative ou fonctionnelle est la segmentation des structures cardiaques. Les défis de la segmentation des images (RMC) sont multiples. Nous allons définir quelques-uns dans les sous-sections suivantes:

2.2.1 Variabilité des images IRM cardiaque:

Comme illustré dans la figure 2.1, les images IRM cardiaques présentent une grande variabilité, que ce soit en termes de niveaux de gris ou de formes de structure. Les intensités

des niveaux de gris peuvent également différer en raison de l'utilisation de différents appareils IRM ou de différentes séquences cinétiques. Un certain flou peut être observé sur certaines parties des images, principalement dû à des effets de flux sanguin et de volume partiel, aggravés par des artefacts de mouvement dus à la respiration. Ce premier effet est une conséquence de l'épaisseur non nulle des coupes d'IRM: dans certaines zones, un voxel peut être un mélange de plusieurs types de tissus. En termes de forme, le ventricule varie selon les patients, le temps et le grand axe. Cette variabilité doit être prise en compte dans les algorithmes de segmentation.

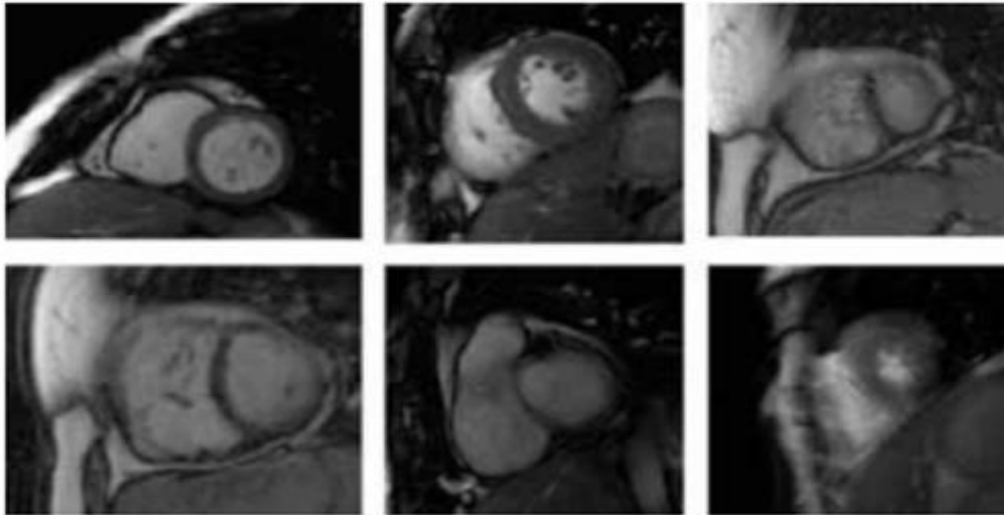


Figure 2.1. Variabilité entre les images IRM cardiaque

2.2.2 Position le long de l'axe apex-base:

La complexité de la segmentation dépend ainsi du niveau de la coupe d'image. Les images des coupes apicales et basales sont plus difficiles à segmenter que les images du milieu du ventricule. En effet, la résolution de l'IRM n'est pas assez élevée pour résoudre la taille des petites structures à l'apex, et les formes des ventricules sont fortement modifiées près de la base du cœur. Notons également que la forme du VD varie beaucoup sur l'axe apex-base, alors que le VG reste proche d'une forme circulaire, comme montré dans la figure 2.2.

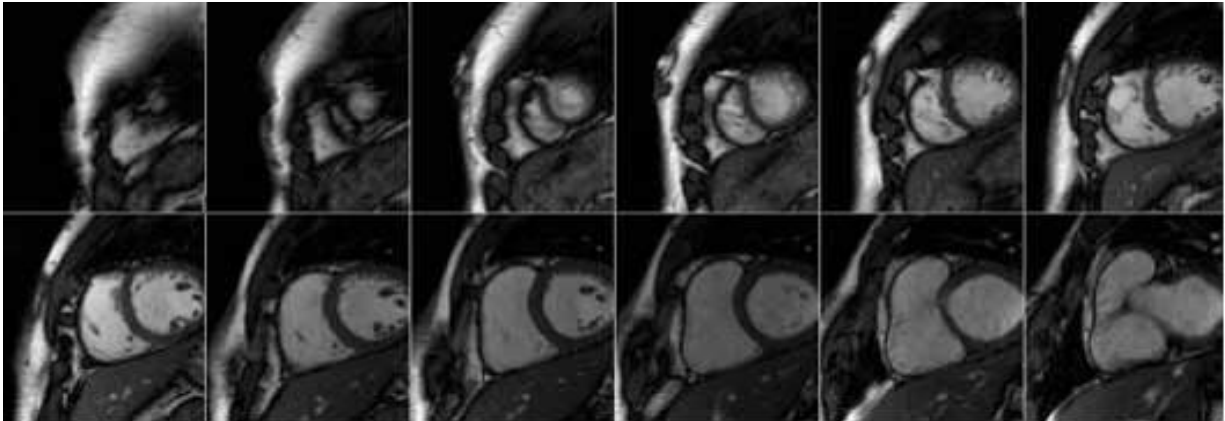


Figure 2.2. Images cardiaques correspondant à 12 coupes à petit axe, de l'apex jusqu'à la base

La segmentation du ventricule gauche sur les images IRM cardiaque consiste à délimiter la paroi interne, appelée endocarde, et la paroi externe, appelée épicarde. Chaque contour à délimiter présente des difficultés de segmentation spécifiques, décrites ci-dessous.

2.2.3 Segmentation de l'endocarde:

L'endocarde entoure la cavité du ventricule gauche. L'IRM fournit un assez bon contraste entre le myocarde et le flux sanguin sans avoir besoin de produit de contraste. Il existe néanmoins des difficultés de segmentation, qui proviennent principalement des inhomogénéités du niveau de gris dues au flux sanguin, et en particulier de la présence de muscles papillaires et de trabéculations (irrégularités de la paroi) à l'intérieur des cavités cardiaques, qui ont le même profil d'intensité que le myocarde. Ils peuvent donc empêcher de délimiter clairement cette paroi. Selon les normes cliniques, ils ne doivent pas être pris en compte pour la segmentation de la paroi endocardique. Parce que la paroi endocardique est moins difficile à segmenter que la paroi épiscopardique, et parce qu'elle est le seul contour nécessaire au calcul du volume ventriculaire, certaines méthodes de segmentation se concentrent uniquement sur sa segmentation.

2.2.4 Segmentation de l'épicarde:

La paroi épiscopardique est à la frontière qui sépare le myocarde des tissus environnants (graisse, poumon), qui ont des profils d'intensité multiples et présentent un faible contraste avec le myocarde. La segmentation de la paroi épiscopardique est donc difficile, notamment pour le VG, ainsi pour le VD en raison de son épaisseur réduite.

2.3 Les types de segmentation du ventricule gauche dans les images IRM cardiaque:

L'imagerie par résonance magnétique cardiaque est une technologie non invasive de balayage cardiaque, qui crée une représentation visuelle des parties du cœur humain et aide les experts à comprendre les zones les plus suspectes d'atteinte d'anomalies, notamment le ventricule gauche (VG). Ces technologies, qui n'étaient initialement utilisées que pour le balayage, sont maintenant utilisées pour des tâches multiples, notamment pour caractériser la fibrose, l'inflammation, l'ischémie et l'identification des œdèmes [31]. Une approche de segmentation est une étape primordiale pour diagnostiquer une zone à risque. Depuis 1986 [32], l'approche de segmentation a fait des progrès remarquables, passant d'une approche manuelle à une approche semi-automatique puis à une approche entièrement automatique. La pratique actuelle pour l'évaluation de l'IRM cardiaque par des experts (cardiologues) est soit une approche manuelle, soit une solution semi-automatique. Idéalement, une évaluation entièrement automatique de segmentation est préférable pour aider les experts dans leur évaluation clinique. Cette section se concentre sur les différents types de segmentation des contours ventriculaire gauche sur les images de résonance magnétique cardiaque.

2.3.1 Approche manuelle:

Fondamentalement, une approche manuelle nécessite un expert pour le traçage du contour du ventricule gauche. Certaines études ont utilisé des approches manuelles de segmentation pour tracer le contour, notamment [33] qui a présenté un contour manuel du ventricule gauche en utilisant des analyses quantitatives des informations globales et régionales des contours segmentés. De plus, l'étude a présenté une méthode de traçage manuelle qui visualise la position anatomique des régions voisines annotées des contours du ventricule gauche détectés en utilisant des intervalles de référence pour permettre la différenciation entre les caractéristiques normales et remodelées. Dans la pratique clinique, cette méthode est célèbre en raison de ses avantages pour l'évaluation de la fonction cardiaque.

2.3.2 Approche semi-automatique:

Cette approche favorise une solution systématique pour faire gagner du temps aux experts et produit des points de contour segmentés de manière compétitive par rapport aux points de contour annotés manuellement. La plupart des méthodes de segmentation semi-automatique du VG sont basées sur les approches traditionnelles de segmentation d'images telles que le modèle du contour actif [34], le modèle dynamique [35], le modèle de forme statistique [36] et

l'approche par ensemble de niveaux [37]. En général, les résultats des méthodes semi-automatiques présentent une grande concordance avec la vérité terrain. Cependant, ces méthodes nécessitent une valeur initiale manuelle ou des connaissances préalables pour améliorer leur robustesse et leur précision.

2.3.3 Approche entièrement automatique :

Par rapport aux méthodes semi-automatiques, les approches de segmentation du ventricule gauche entièrement automatiques sont plus adaptées au traitement par série d'un grand nombre d'images de résonance magnétique cardiaque. Dans ces méthodes, l'algorithme de détection du ventricule gauche joue un rôle crucial dans l'initialisation automatique des approches traditionnelles de segmentation d'images. Comme dans [38], les méthodes de seuillage, et les opérations de morphologie ont été utilisées pour localiser le centroïde du ventriculaire gauche. Dans leurs travaux ultérieurs [104], le résultat de la segmentation de l'endocarde a été utilisé pour initialiser le modèle de contour actif afin de délimiter automatiquement le contour de l'épicarde. Ces dernières années, compte tenu de la puissante capacité d'extraction de caractéristiques d'image par réseaux neuronaux convolutifs profonds (CNN) [40], certaines méthodes de segmentation automatique du ventricule gauche basées sur les CNN ont été proposées et ont obtenu de bonnes performances [41], [42].

La section suivante aborde les différentes méthodes de segmentation du ventricule gauche sur les images IRM cardiaques dans le petit axe. Nous apporterons quelques travaux publiés pour chaque méthode.

2.4 Etat de l'art sur les méthodes de segmentation du ventricule gauche en ciné-IRM cardiaque:

Ces dernières années, plusieurs algorithmes ont été introduits pour la segmentation automatisée ou semi-automatisée du ventricule gauche. Les approches les plus fréquentes peuvent être classées en huit catégories génériques, selon [43]:

- Modèle basé sur l'image
- Modèle basé sur la région
- Modèles déformables
- Modèle basé sur les bords
- Modèle basé sur des atlas
- Modèles de forme actif/modèles d'apparence actif (ASM/AAM)

- Modèle basé sur les contours actifs
- Modèle basé sur les ensembles de niveaux
- Modèle basé sur les ensembles de niveaux variationnel (LSM)

2.4.1 Modèle basé sur l'image:

Elles constituent l'ensemble des méthodes de traitement d'image, telles que les techniques de seuillage, les méthodes de classification des pixels, la programmation dynamique. Elles s'appuient sur des caractéristiques locales de la distribution spatiale des intensités dans l'image, et n'utilisent aucune information préalable. Ainsi le concept de modélisation, à l'aide des équations mathématiques n'existe pas dans ces méthodes. Elles s'appuient principalement sur des techniques de traitement d'image standard pour détecter l'objet cible. Le principal avantage de ces méthodes est leur faible complexité de calcul. Cependant, elles sont sensibles aux conditions initiales et à la qualité de l'image.

Dans [44], les auteurs ont développé une méthode de segmentation du ventricule gauche (VG) entièrement automatisée, basée sur la continuité spatio-temporelle du ventricule gauche. Une approche de croissance de région à seuil itérativement décroissant a été utilisée. La méthode proposée a été comparée au traçage manuel sur les données d'IRM ciné cardiaque de 45 patients consécutifs. Sur les 45 patients, l'approche proposée et la sélection manuelle ont identifié les mêmes coupes apicales, ainsi que les mêmes coupes basales à la fois en télédiastole et en télésystole, dans 38, et 41 cas, respectivement, et leurs mesures concordaient dans les limites du -1.6 ± 8.7 mL, -1.4 ± 7.8 mL et $1.0 \pm 5.8\%$ pour le volume télédiastolique, le volume télésystolique et la fraction d'éjection, respectivement. L'approche a permis de mesurer quantitativement l'évolution du volume du ventricule gauche en 3 secondes sur un ordinateur de bureau standard, ce qui est rapide et précis pour le traitement des données d'IRM cardiaque volumétrique en ciné, et permet de quantifier l'évolution du remplissage du ventricule gauche pendant le cycle cardiaque.

Dans [45], un algorithme automatique pour la segmentation du cœur entier a été établi grâce à un ajustement de la largeur de la fenêtre. L'algorithme proposé prétraite l'image en ajustant la largeur de la fenêtre et le centre pour acquérir des images cardiaques avec des structures anatomiques claires. Un algorithme de segmentation basé sur le recalage est appliqué à l'image cardiaque. La méthode de segmentation proposée a été validée avec un ensemble de données cliniques de 14 images cardiaques. Les résultats montrent que les méthodes proposées améliorent la précision du recalage de l'épicaire et de l'endocarde. Le volume de la norme de segmentation manuelle n'est pas significativement différent de celui de la segmentation

proposée et la précision de la méthode atteint presque 1 mm dans la plupart des zones. Ainsi, la méthode proposée peut être utilisée pour réaliser une segmentation de haute précision du cœur entier.

Dans [46] les auteurs ont proposé un nouveau système informatique semi-automatique pour l'analyse du ventricule gauche à partir des images ciné-IRM cardiaque à petit axe, dans lequel une étape de seuillage est appliquée sur les images de résonance magnétique cardiaque, suivie de techniques de traitement d'image et de morphologie mathématique. Après cela, une opération d'étiquetage est appliquée dans laquelle chaque objet reçoit une étiquette, dans le but de détecter le VG correspondant à l'objet circulaire situé au centre de l'image. Enfin, comme dernière étape de l'approche, une phase de caractérisation a été effectuée, en calculant certains paramètres médicaux comme le VTD, le VTS et la FE dans le but d'étudier le fonctionnement du cœur. L'approche proposée a été testée sur une base de données de 18 patients [47]. Les résultats obtenus sont satisfaisants en termes d'indice de Jaccard, qui indiquent une bonne corrélation entre la méthode appliquée et le traçage manuel des experts, ce qui confirme la performance de l'approche proposée pour une utilisation clinique de routine.

2.4.2 Modèle basé sur la région:

L'extraction d'informations à l'aide du modèle basé sur une région d'intérêt (ROI) est devenue une approche de segmentation populaire, qui identifie les régions localisées et les découpe dans la zone d'intérêt. Une utilisation majeure dans l'IRM cardiaque est la localisation du ventricule gauche dans les images de résonance magnétique cardiaques (CMR-LV), où la découpe de la zone localisée utilise les techniques ROI et la détection de la zone d'œdème. Cette section passe en revue certains des modèles de segmentation du VG dans les images IRM utilisant l'approche basée sur la région, y compris la sélection de régions locales et globales basée sur une technique de restriction de régions, et le recadrage de ROI par boîte englobante. Dans [48], les auteurs ont présenté un algorithme de segmentation d'image pour la délimitation de la frontière ventriculaire gauche dans les images IRM cardiaques. La difficulté de la détection ventriculaire gauche dans les séquences d'IRM cardiaque provient d'une grande variation dans sa forme et son apparence, qui changent dans le temps et l'espace.

Une approche variationnelle est proposée, qui est simple mais efficace pour traiter les mouvements cardiaques complexes. La robustesse et l'efficacité de l'algorithme proposé sont démontrées à l'aide de l'ensemble de données MICCAI et l'évaluation quantitative est fournie en termes de différentes métriques, notamment la F-mesure, la métrique de Dice, la distance

perpendiculaire moyenne et la distance de Hausdorff.

Dans [49], les auteurs ont proposé une approche pour détecter automatiquement les parois du ventricule gauche et ont comparé les résultats avec une recherche réputée de [50]. En particulier, ils ont amélioré la détection automatique de l'épicaarde et de l'endocarde. Pour détecter automatiquement les parois (épicaarde et endocarde), la première étape consiste à localiser le ventricule gauche à partir d'une coupe d'IRM. Ils ont effectué une région d'intérêt (ROI) automatique pour détecter les zones de mouvement du bloc à partir d'images CMR à petit axe. La deuxième étape consiste à segmenter et à extraire l'épicaarde et l'endocarde sur la base des images localisées. La troisième étape consiste à détecter les contours des parois dans les coupes IRM. Les auteurs ont mené une expérience pour l'évaluation de l'efficacité de la méthode proposée en utilisant la base de donnée Sunnybrook, contenant 45 cas au total. En moyenne l'approche proposée a détecté 90,24 % et 99,35 % des contours endocardiens et épicaardiens, respectivement, à une distance moyenne de 2,4 mm des contours manuels référencés.

Dans [51], les auteurs proposent une approche de segmentation automatique utilisant la technique de la somme des différences absolues pour localiser le ventricule gauche. Pour la technique de segmentation automatique, le processus commence à partir de la coupe de base et se poursuit jusqu'à la partie inférieure du cœur, c'est-à-dire les coupes de l'apex. Des calculs indépendants sont effectués pour chaque image dans toutes les phases cardiaques. Le test a été effectué sur le jeu de données de référence « Sunnybrook » pour évaluer le travail proposé. Les contours de l'épicaarde et de l'endocarde sont comparés quantitativement pour déterminer la précision des contours et observer des valeurs de correspondance élevées. La similitude ou le chevauchement d'un examen automatique avec l'analyse de la vérité du terrain effectuée par un expert sont observés avec une grande précision, avec une valeur d'indice de 91,30 %. La méthode proposée pour la segmentation automatique donne de meilleures performances par rapport aux techniques existantes en termes de précision.

2.4.3 Modèles déformables:

Il est défini comme un modèle intellectuel qui décrit la variabilité en fonction du niveau de pixel dans l'image d'entrée. Le modèle présente des vues anatomiques du ventricule gauche cardiaque en 2D et 3D. Les modèles déformables déterministes statistiques, les modèles déformables combinés par apprentissage profond, l'étude des modèles déformables pour le recalage des images médicales, les modèles de segmentation basés sur l'apprentissage et l'extraction de la structure cardiaque basée sur CNN à l'aide d'un modèle géométrique

déformable ; font partie des méthodes développées pour la segmentation basée sur la déformation.

Dans [52], les auteurs ont proposé une nouvelle approche pour la segmentation cardiaque dans les images IRM à petit axe, en combinant des réseaux de neurones profonds et des modèles déformables. Les auteurs ont adopté un ensemble de données d'IRM cardiaque composé de 22 volontaires normaux et de 3 patients souffrant de dyssynchronie cardiaque. Tous les contours du ventricule gauche des images sur différents emplacements spatiaux et différentes phases cardiaques sont annotés manuellement par des experts. L'évaluation quantitative démontre la grande précision, la robustesse et la performance de la méthode proposée pour les coupes acquises à différents endroits et à différentes phases cardiaques.

[53] ont développé une nouvelle approche pour la segmentation de l'endocarde du ventricule gauche sur des images de résonance magnétique à petit axe. La méthode proposée comprend deux étapes principales. Tout d'abord, chaque image est convertie en coordonnées polaires, et une carte des contours est calculée à partir de l'image transformée.

Ensuite, le contour du ventricule gauche est estimé en calculant le chemin optimal le long de la carte des contours, en utilisant une approche de programmation dynamique. Le système est évalué sur une base de données publique comprenant 660 volumes de résonance magnétique et les résultats témoignent de son utilité en termes de temps d'exécution et de précision. La méthodologie proposée est capable de segmenter un volume entier en 1,5 seconde et d'obtenir un coefficient de similarité de Dice moyen de 85,9 %, ce qui se compare favorablement aux méthodes de littérature similaires.

Dans [54], les auteurs ont proposé un système basé sur l'apprentissage profond pour le développement de modèles géométriques spécifiques au patient du myocarde du ventricule gauche, en utilisant le jeu de données « Automated Cardiac Diagnosis Challenge » (ACDC) acquis à partir d'examens cliniques réels. Ce jeu de données est composé d'images ciné-IRM cardiaques provenant de 150 sujets. Les résultats obtenus sont satisfaisants avec une distance inférieure à 0,5 mm.

2.4.4 Modèle basé sur les bords:

Ce modèle est basé sur une équation mathématique pour identifier le point d'arête (point de bordure) dans un ensemble d'images. En outre, le modèle extrait des informations sur les bords à partir d'images de formes non structurées, y compris des images cardiaques. L'expert en cardiologie trace le contour du ventricule gauche et calcule les volumes télédiastoliques,

téléystoliques et la fraction d'éjection à l'aide d'un détecteur d'arêtes faisant partie d'un logiciel personnalisé. Plusieurs études ont employé des modèles basés sur les bords qui développent des algorithmes pour la détection des contours endocardiques et épicaudiques.

[39] ont proposé une approche basée sur les bords pour améliorer les informations sur les contours du ventricule gauche segmentés. L'approche a été testée sur la base de données du grand défi MICCAI sur la segmentation du ventricule gauche à partir d'images d'IRM cardiaque en utilisant les 15 jeux de données d'entraînement, 15 de validation et 15 de test. Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée produit des résultats équivalents aux meilleurs du domaine pour chacune des mesures utilisées dans ce défi (distance perpendiculaire, métrique de Dice et pourcentage de bonnes détections). La méthode proposée est l'une des approches les plus compétitives dans le domaine.

[55] ont proposé une nouvelle approche basée sur les bords pour segmenter le ventricule gauche. Les résultats expérimentaux montrent que le modèle proposé a surpassé les méthodes d'apprentissage précédentes et a atteint des performances comparables à celles de l'apprentissage profond sur deux jeux de données de segmentation de l'endocarde du ventricule gauche largement utilisés, à savoir le jeu de données Automated Cardiac Diagnosis Challenge (ACDC) 2017 et le jeu de données Sunnybrook 2009.

2.4.5 Les méthodes basées sur des atlas:

Un atlas décrit les différentes structures présentes dans un type d'image donnée. Il peut être généré par la segmentation manuelle d'une image ou par l'intégration d'informations provenant de plusieurs images segmentées provenant de différents individus. Étant donné un atlas, une image peut être segmentée en faisant correspondre son espace de coordonnées à celui de l'atlas, à l'aide d'un processus de recalage. Cette technique est utilisée pour la segmentation du cœur ou bien des différentes structures qui le constituent. Le principe est de recaler l'atlas étiqueté sur l'image à segmenter, puis d'appliquer la transformation obtenue sur l'atlas pour obtenir la segmentation finale. La segmentation peut donc facilement être propagée tout au long du cycle cardiaque en utilisant le même principe. La segmentation multi-atlas déduit la segmentation de l'image cible en combinant les connaissances anatomiques antérieures encodées dans plusieurs atlas. Elle a été appliquée avec succès à la segmentation d'images médicales ces dernières années, ce qui a permis d'obtenir une segmentation très précise et robuste pour de nombreuses structures anatomiques. Cependant, pour guider le processus de fusion des étiquettes, la plupart des méthodes de segmentation multi-atlas existantes n'utilisent que les informations d'intensité

dans un petit patch pendant le processus de fusion des étiquettes et peuvent négliger d'autres informations utiles telles que le gradient et les informations contextuelles (l'apparence des régions environnantes). Ce type de segmentation a la flexibilité de mieux capturer la variation anatomique, offrant ainsi une précision de segmentation supérieure. Les progrès récents du matériel informatique et de logiciels de traitement d'images ont permis de relever ce défi et ont facilité l'adoption à grande échelle de cette segmentation multi-atlas. Aujourd'hui, l'approche a fait du chemin et comprend un large éventail d'algorithmes sophistiqués qui utilisent des idées issues de l'apprentissage automatique, de la modélisation probabiliste, de l'optimisation et de la vision par ordinateur, entre autres domaines.

Dans [56], les auteurs ont étudié la faisabilité de l'utilisation d'un processus entièrement automatique pour segmenter l'endocarde et l'épicarde du ventricule gauche simultanément sur deux appareils IRM cardiaque. Le processus est basé sur une méthode de segmentation multi-atlas et une méthode de recalage. La segmentation automatique de l'endocarde du ventricule gauche a été réalisée avec un coefficient de similarité de Dice (CSD) de 0,93 sur la phase télé-diastolique ; sur la phase télé-systolique, le CSD était de 0,88. Pour l'épicarde, un coefficient de 0,94 a été obtenu en fin de diastole ; sur la phase télé-systolique, le CSD était de 0,90. En ce qui concerne les paramètres volumétriques cliniques, un coefficient de corrélation (R) de 0,97 a été obtenu pour le volume télé-diastolique, 0,95 pour le volume télé-systolique, 0,87 pour le volume systolique et 0,84 pour la fraction d'éjection.

Dans le travail de [57], les auteurs ont exploité et augmenté la performance du modèle de coupe de graphe, en incorporant des contraintes de forme sous la forme d'une segmentation moyenne de l'anatomie basée sur un atlas dont l'étiquette a été générée et propagée en utilisant un seul recalage affine. Ensuite, ils ont raffiné itérativement la segmentation en utilisant une forme elliptique préalable, afin d'obtenir une segmentation précise et robuste du myocarde. Cette étude est menée sur 30 images ciné-IRM cardiaques issues de la cohésion DETERMINE disponible dans la base de données STACOM. Les images segmentées semi-automatiquement obtenues en appliquant la méthode décrite dans [58] accompagnent le jeu de données et servent de référence pour évaluer la technique de segmentation proposée. Les tests de validation montrent que les résultats globaux de la segmentation sont comparables à ceux rapportés dans [59].

[60], ont proposé une approche de segmentation multi-atlas, qui est basée uniquement sur les images d'IRM de flux en 4D, pour générer automatiquement des segmentations quadridimensionnelles qui incluent l'ensemble du système cardiovasculaire thoracique présent

dans ces ensembles de données. La méthode a été évaluée sur des ensembles de données d'IRM de flux 4D provenant d'un ensemble de 27 volontaires sains et de 83 patients présentant une légère altération de la fonction ventriculaire gauche. La comparaison des segmentations manuelles et automatiques des chambres cardiaques dans les phases télé-diastolique et télé-systolique a montré des accords comparables à ceux précédemment rapportés pour les méthodes de segmentation automatique des images b-SSFP de résonance magnétique cardiaque. En outre, la segmentation automatique de l'ensemble du système cardiovasculaire thoracique améliore la visualisation de l'IRM de flux 4D et facilite le calcul des paramètres hémodynamiques.

2.4.6 Les modèles de forme actifs/modèles d'apparence actifs (ASM/AAM):

L'ASM consiste en un modèle statistique de forme, appelé modèle de distribution de points (PDM), obtenu par une analyse en composantes principales (ACP) sur l'ensemble des formes alignées, et une méthode de recherche du modèle dans une image [61]. La segmentation est effectuée en plaçant le modèle sur l'image, et en estimant de manière itérative les paramètres de rotation, de translation et d'échelle en utilisant l'estimation par les moindres carrés, tout en contraignant les poids de la forme d'instance à rester dans des limites appropriées pour des formes similaires. Les ASM ont été étendus à la modélisation du niveau de gris, donnant lieu à des modèles d'apparence actifs (AAM), qui représentent à la fois la variabilité de forme et de texture observée dans l'ensemble d'apprentissage. Cette technique permet d'obtenir une solution réaliste, puisque seules les formes similaires à l'ensemble d'apprentissage sont autorisées. Selon ces modèles, deux étapes doivent être suivies :

- Etape 1 : Construction d'un modèle de forme statistique suite à une analyse en composantes principales (ACP) d'un ensemble de formes d'entraînement alignées.
- Etape 2 : Trouver une segmentation dans l'image courante en adaptant la solution au modèle appris, puis estimer divers paramètres tels que la translation, le redimensionnement ou la rotation.

Dans [62], les auteurs ont évalué les différentes stratégies pour la construction d'un modèle de forme statistique (SSM) du ventricule gauche à utiliser pour la segmentation dans les images de résonance magnétique cardiaque. Ils ont calculé l'analyse en composantes principales pour décrire la variabilité statistique des SSM, qui ont ensuite été déformés en appliquant une approche de modèle de forme actif (ASM) pour segmenter l'endocarde du ventricule gauche dans les images IRM de 45 patients. La performance de la segmentation a été évaluée en comparant les volumes du ventricule gauche obtenus par segmentation ASM avec différents

SSM et ceux obtenus par traçage manuel, considéré comme une référence. Une corrélation élevée ($r^2 > 0,92$) a été trouvée dans tous les cas, avec de meilleurs résultats lors de l'utilisation des modèles SSM comprenant plus d'une image du cycle cardiaque.

Dans [63], les auteurs ont présenté un système entièrement automatisé pour la segmentation du ventricule gauche sur les images IRM cardiaque, basé sur des modèles statistiques et déformables. Un modèle d'apparence actif (AAM) produit des segmentations du VG dans les images d'IRM cardiaque. Les performances du système proposé sont évaluées sur les 30 images test de la base MICCAI. Les résultats obtenus sont prometteurs pour l'utilisation future d'un tel système dans un contexte clinique pour la reconstruction reproductible des formes du ventricule gauche, sans avoir à se soucier des problèmes de variabilité inter- et intra-observateur.

Dans [64], les auteurs ont proposé un modèle de forme actif (ASM) 3D pour segmenter le ventricule gauche en IRM cardiaque. Bien que les approches basées sur l'ASM soient courantes dans les problèmes de segmentation des images médicales, cette approche requiert le nombre de coupes de chaque modèle de surface d'entraînement normalisé au préalable. L'approche proposée interpole le modèle appris, c'est-à-dire la forme moyenne et les principaux modes de déformation, pour éviter d'interpoler les valeurs d'intensité entre les coupes du volume. La méthode proposée a été évaluée sur une base de données publique contenant 660 volumes de patients sains et malades, avec des résultats prometteurs.

2.4.7 Modèle basé sur les contours actifs:

Grâce à leur flexibilité, les contours actifs ont été largement employés dans la segmentation des images médicales [65]. Il s'agit de déformer itérativement des courbes selon la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, comprenant un terme dépendant des données, qui fournit des informations sur les frontières des objets et un terme de régularisation, qui contrôle la régularité de la courbe. Cette fonction d'énergie est minimisée en implémentant les équations d'Euler-Lagrange dans une équation différentielle partielle. Les modèles déformables ont été largement appliqués au problème de la segmentation des images cardiaques, plus précisément des ventricules. Dans la plupart des études, le terme de régularisation ne change pas beaucoup et est souvent basé sur la courbure. Les contributions concernant la segmentation des ventricules à l'aide de modèles déformables ont principalement porté sur la conception du terme piloté par les données. Cependant, un problème avec l'utilisation de ces méthodes est le manque de contraste entre le myocarde et la cavité ventriculaire gauche, en plus de l'inclusion des muscles papillaires et de l'hétérogénéité produisant dans la cavité. D'autre part, l'initialisation du contour

est une étape cruciale dans l'étape de segmentation. Une initialisation incorrecte peut entraîner une divergence du contour vers des régions adjacentes qui pourraient être mieux adaptées aux paramètres prédéfinis. Pour pallier ce problème, plusieurs approches ont été proposées dans la littérature.

Dans [66] Une nouvelle méthode de contour actif en 3D a été employée pour détecter la cavité ventriculaire gauche chez 33 sujets atteints de maladies cardiaques hétérogènes provenant de la base de données de l'université de York. Une nouvelle combinaison de termes d'énergie interne et externe pour le contour actif a été utilisée qui exploite la correspondance des histogrammes pour améliorer les performances de segmentation. L'approche a démontré une amélioration significative des performances de segmentation par rapport à la segmentation manuelle et à d'autres méthodes automatisées. Dans l'ensemble, chez 27 des 33 sujets, l'algorithme a fourni une précision de segmentation supérieure à 70 %, avec une moyenne de $80 \% \pm 5 \%$.

Dans [67], les auteurs proposent une approche pour la segmentation entièrement automatique du ventricule gauche dans l'IRM-LGE 2D. Tout d'abord, le VG est automatiquement détecté à l'aide de transformées de Hough circulaires. Ensuite, l'endocarde est approximé en appliquant une approche morphologique de contours actifs. La différence avec les approches de contour actif standard sans bords est que les équations différentielles partielles sont remplacées par des opérations morphologiques, car elles sont moins coûteuses en calcul et plus stables. La méthode proposée a été évaluée sur 26 ensembles de données cliniques LGE-IRM. Cette comparaison a donné lieu à un coefficient de Dice de 0.85 ± 0.06 pour l'endocarde et 0.84 ± 0.06 pour l'épicarde.

Dans [68], les auteurs ont proposé une approche pour extraire le VG dans une séquence d'images IRM. Dans l'article proposé, toutes les images de la séquence sont segmentées simultanément et la forme du VG dans chaque image est supposée être similaire à celle du VG dans les images voisines de la séquence. La méthode proposée est évaluée sur deux ensembles de données d'IRM cardiaque, à savoir la base de donnée MICCAI 2009 et le jeu de données Shuo, où les résultats obtenus ont montré la performance de l'approche de segmentation proposée dans la maîtrise des muscles papillaires, des bords faibles, des artefacts et du bruit dans la segmentation du ventricule gauche. Les valeurs de la distance absolue moyenne ont été trouvées avec 1,15 et 1,35 pixel, correspondants à l'endocarde et l'épicarde respectivement. Les valeurs trouvées démontrent que l'approche proposée a de bonnes performances pour segmenter les limites du ventricule gauche.

2.4.8 Modèle basé sur les ensembles de niveaux:

Les méthodes d'ensembles de niveaux sont des techniques numériques puissantes pour la segmentation et l'analyse d'images. L'idée de base est de représenter les courbes ou les surfaces comme étant l'ensemble de niveau zéro d'une hyper-surface de dimension supérieure. Cette méthode nécessite la définition d'une fonction de vitesse qui régit l'évolution des courbes. Cependant, la méthode classique n'utilisait que le gradient de l'image, la force des bords et l'intensité de la région pour définir la fonction de vitesse. Ce modèle est devenu populaire parce qu'il fait évoluer les courbes vers les points de segmentation. Il est également devenu le plus avancé pour évaluer les courbes en forme de cercle. Cette technique permet non seulement des mises en œuvre numériques plus précises, mais aussi de gérer très facilement les changements topologiques.

[69] ont développé une méthode où l'endocarde et l'épicarde sont représentés par deux contours de niveau spécifiés d'une fonction d'ensemble de niveau. La segmentation du ventricule gauche est formulée comme un problème d'optimisation de la fonction d'ensemble de niveaux de sorte que ces deux contours de niveaux correspondent le mieux à l'épicarde et à l'endocarde, sous réserve d'un terme de régularisation de la distance pour préserver une distance variant régulièrement entre eux. La méthode est validée quantitativement par des expériences sur les ensembles de données du grand défi MICCAI 2009 et MICCAI 2013. Les avantages de l'approche proposée en termes de précision de segmentation et de cohérence avec l'anatomie cardiaque a été démontrée par les résultats expérimentaux.

Dans [70], les auteurs ont proposé une méthode de segmentation automatique du ventricule gauche en intégrant le réseau de neurones convolutifs (CNN) à l'approche par ensembles de niveaux. Dans les expériences, la méthode proposée donne les résultats suivants : (1) 1,74 mm et 2,06 mm en termes de distance perpendiculaire de l'endocarde et l'épicarde sur le jeu de données MICCAI 2009, (2) 0,955 et 0,853 en termes de métrique de Dice pour le VG et le myocarde en fin de diastole sur le jeu de données ACDC MICCAI 2017. Les données expérimentales démontrent que l'approche proposée surpasse certaines méthodes de référence et atteint un bon accord avec les résultats de la segmentation manuelle.

Dans [71], les auteurs ont proposé une méthode d'ensemble de niveaux avec un mécanisme de préservation de la convexité pour garantir la convexité du VG segmenté. Dans la méthode proposée, la courbure des contours de l'ensemble de niveaux est utilisée pour contrôler leur convexité, de sorte que le contour de l'ensemble de niveaux est finalement déformé en une

forme convexe. Ils ont évalué l'algorithme proposé sur le défi ACDC MICCAI 2017. Ce jeu de données comprend des images de ciné-IRM de 150 patients anonymes. Les résultats expérimentaux et la comparaison avec d'autres méthodes utilisant les ensembles de niveaux montrent l'avantage de l'approche proposée en termes de précision de segmentation.

2.4.9 Modèle basé sur les ensembles de niveaux variationnel:

Le modèle basé sur les ensembles de niveaux variationnel a résolu la limitation du modèle basé sur les ensembles de niveaux. Il peut être utilisé comme une solution automatique pour l'évaluation des courbes du VG dans les images de résonance magnétique cardiaque (RMC), sans réinitialisation. Cette dernière conduit à une erreur de segmentation des contours du VG en acquisitions RMC. Pour la délimitation des contours de endocardiques et épicaudiques à l'aide d'images du ventricule gauche obtenues par résonance magnétique cardiaque à petit axe. Les modèles LSM (Level Set Model) et VLSM (Variational LSM) constituent l'état de l'art pour la détection des contours internes et externes des images médicales. Cependant, dans la segmentation des images RMC, le LSM et le VLSM sont confrontés au problème de la réinitialisation en raison de la forme irrégulière du cercle.

Dans [72], les auteurs ont développé une fonction de mesure de segmentation automatique basée sur une formulation statistique pour résoudre les problèmes de réinitialisation dans un grand nombre d'images de données. Les expériences ont été menées en utilisant des ensembles de données cardiaques Sunnybrook et Pusat Jantung Hospital Umum Sarawak (PJHUS). Le travail présenté vise à développer une fonction de distance pour guider la segmentation automatique des contours du ventricule gauche et réduire l'erreur de segmentation.

Dans [73], les images de résonance magnétique cardiaque sont analysées par une méthode d'ensemble de niveau variationnel, pour étudier la physiopathologie de l'ischémie myocardique. Les images considérées pour cette étude sont obtenues de la base de données MICCAI. Les résultats de la segmentation sont validés par des mesures de similarité telles que le coefficient de Dice et l'indice de Jaccard. De plus, cinq indices sont dérivés des résultats de la segmentation. Les résultats obtenus donnent un coefficient de Dice moyen pour l'endocarde et l'épicarde de 0,867 et 0,918, respectivement. L'indice de Jaccard moyen pour l'épicarde et l'endocarde est de 0,855 et 0,766, respectivement. On observe que la méthode proposée segmente plus précisément le ventricule gauche à partir des images RMC. Les sujets ischémiques présentent une fraction d'éjection moyenne réduite (32,52) par rapport aux sujets normaux (59,04). Le volume systolique moyen est de 70,16 et 64,05 ml pour les sujets sains et les sujets ischémiques,

respectivement. Cette étude peut donc être un complément utile dans le diagnostic des troubles ischémiques du myocarde.

Dans [74], les auteurs ont proposé un modèle hybride de contour actif en utilisant l'approche par ensemble de niveaux variationnels pour une segmentation robuste du ventricule gauche (VG), accompagné d'une nouvelle technique d'initialisation basée sur la structure préalable du VG. L'approche proposée comprend une nouvelle méthode d'ensemble de niveaux utilisant un modèle statistique local, variant dans l'espace, pour l'intensité de l'image, un terme basé sur les bords pour capturer les limites de la région, et des fonctions de régularisation pour une bonne évolution de la courbe de segmentation et pour éviter une réinitialisation coûteuse. La précision et la robustesse de l'algorithme proposé ont été évaluées en utilisant les ensembles de données de York, Sunnybrook et ACDC (33 + 45 + 100 sujets), avec un large spectre de cœurs normaux, de maladies cardiaques congénitales et de dysfonctionnements cardiaques. Les expériences ont prouvé la performance de l'approche proposée par rapport aux autres méthodes de contour actif (score de Dice global de 0,90). Le pourcentage de bons contours était d'environ 92 % et la valeur de la distance perpendiculaire moyenne était inférieure à 1,8 mm.

2.5 Choix des techniques de segmentation:

Il existe un large éventail de techniques et d'approches pouvant être utilisées pour la segmentation des images IRM cardiaque. Le choix d'une technique particulière n'est donc pas banal. Cependant, un certain nombre de recommandations peuvent être faites. Premièrement, le choix de la technique à développer peut être contraint par le protocole spécifique. Par exemple, une technique basée sur un modèle peut être utilisée pour obtenir les parois du VG est combinée avec un seuillage pour éliminer l'effet des muscles papillaires. Deuxièmement, le choix d'une approche particulière peut dépendre de la disponibilité de grands ensembles de données d'entraînement. Dans de telles situations, les approches basées sur un modèle peuvent être des outils très puissants pour limiter les résultats de la segmentation aux instances valides. Au contraire, lorsque seules de petites collections d'images sont disponibles pour l'entraînement, les techniques basées sur un modèle peuvent être trop restrictives et les méthodes qui n'utilisent aucune information préalable sont préférables. Enfin, le critère évident pour le choix des techniques devrait être la précision de la segmentation. Cependant, la comparaison directe entre des techniques existantes est difficile car les mesures d'erreur entre les résultats de la segmentation et la vérité du terrain sont définies différemment dans les différents travaux de littérature (erreurs point à surface, erreurs point à point, distance de Hausdorff, coefficient de

similarité de dice, coefficients de corrélation et de régression linéaire, etc.) De plus, les ensembles de données ne sont pas les mêmes en termes de séquences d'images, de leur nombre (taille de l'échantillon) et des classes (cas sains vs pathologiques). Pour cette raison, l'émergence de défis dans les conférences internationales est une initiative très importante qui pourra mettre en évidence, d'une façon plus objective, les mérites et les limites des méthodes existantes.

2.6 Analyse critique des modèles existants:

La segmentation automatique a été un défi important pour la détection et l'extraction des contours du ventricule gauche sur les images de résonance magnétique cardiaque (RMC). L'objectif de la revue de méthodes de segmentation présentée dans la section 2.4 est de mettre en évidence une faille dans l'utilisation des images RMC pour des fins de recherche. La revue a mis en évidence différents types de problèmes liés à l'évaluation clinique qui nécessitent une bonne segmentation des contours, utilisant une solution automatique pour évaluer la fonction et le remodelage cardiaque. Un certain nombre de problèmes identifiés sont:

- 1) Les problèmes de remodelage cardiaque, qui font référence aux changements de la taille réelle du contour ou de la structure, le problème se pose lorsque le flux normal de la fonction cardiaque est affecté par le changement. Une lacune à combler pour un nouveau chercheur est de développer une solution de remodelage cardiaque pour identifier l'erreur entre la taille réelle et la taille remodelée des contours, qui affecte la fonction cardiaque.
- 2) L'évaluation de la fonction cardiaque représente un défi important pour l'évaluation clinique, qui nécessite un calcul expert précieux pour la simulation d'un ensemble de données cardiaques.
- 3) Les problèmes de segmentation des bords des contours faibles et de traçage manuel prennent également beaucoup de temps, et de travail. D'autres régions de muscles papillaires et de trabéculations posent le problème majeur d'une réinitialisation, ce qui conduit à des régions de contour manquantes. En outre, ce problème conduit à un autre domaine d'intérêt pour la recherche, à savoir l'identification d'une solution requise pour la fonction de mesure de la distance entre les contours endocardiques et épicaudiques sur une base coupe par coupe, tout en traitant le problème de la réinitialisation de l'algorithme de segmentation afin de produire un bon contour.
- 4) La segmentation de l'œdème est une lacune intrigante de la recherche. Le problème majeur est la présence d'un vide de signal dû à une hémorragie myocardique. La

recherche doit fournir une solution pour la classification des intensités supérieures et inférieures, ce qui contribuera à la segmentation du tissu de l'œdème.

Une analyse critique des défaillances des modèles utilisés dans les études de segmentation du VG dans les images RMC est décrite dans cette section. Les principales études ont identifié une lacune selon le modèle utilisé, notamment:

- Le modèle basé sur l'image: une lacune de la suppression du bruit, qui produit l'erreur d'une région de contour non désirée. Ce contour indésirable augmente encore l'erreur de prédiction de la fonction cardiaque.
- Le modèle basé sur les déformations: à cause du manque de cohérence entre les objets de contour détectés, ce qui entraîne des informations de contour indésirables.
- Le modèle basé sur la région: détecte les points d'intérêt et fait face à la question de la création d'un masque par référence à la région requise sur chaque coupe, mais en raison du problème de l'extraction d'informations non désirées, le défi de la segmentation automatique consiste à adapter un masque à chaque coupe pour en extraire les bons contours, ce qui prend du temps.
- Le modèle basé sur les bords: confronte des problèmes avec les bords faibles.
- Le modèle basé sur des Atlas: a des problèmes avec l'emplacement réel du contour du VG.
- Le modèle de forme actifs/modèles d'apparence actifs: est confronté à des problèmes d'absence de caractéristiques de forme importantes.
- Le modèle de contour actif: est confronté à des problèmes d'extraction de caractéristiques d'objets de forme.
- Le modèle d'ensemble de niveaux: est un modèle bien établi pour la segmentation des contours ventriculaire gauche. Cependant, en raison de la réinitialisation de la segmentation des contours, ce modèle a adopté un modèle de segmentation variationnel, qui est plus avancé dans l'extraction de bonnes informations sur les contours que le modèle d'ensemble de niveaux.
- Le modèle d'ensemble de niveaux variationnel: est également confronté aux problèmes de lignes de courbure.

2.7 Conclusion:

Ce chapitre a présenté une revue des avancées les plus récentes des méthodes de

segmentation du ventricule gauche, qui peuvent être utilisées pour évaluer la structure et de la fonction cardiaque sur les images de résonance magnétique cardiaque. Nous avons souligné les propriétés de chacune de ces approches et nous avons donné quelques travaux publiés récemment, qui ont appliqué l'approche de segmentation décrite.

Les résultats de la revue montrent l'intérêt de contribuer à la segmentation automatique des contours du ventricule gauche et à la réduction des erreurs de segmentation, ce qui affecte la fonction cardiaque. Après des années de développements continus, la segmentation cardiaque est devenue un sujet interdisciplinaire associant la cardiologie, l'imagerie médicale et le traitement d'images. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour consolider ces avancées avec une validation sur de plus grandes bases, mais également pour étendre ces approches à la segmentation de toutes les cavités cardiaques, permettant finalement une application plus complète des outils existants dans la pratique clinique.

Chapitre 3:

Méthode hybride pour l'analyse du ventricule
gauche en ciné IRM cardiaque

3.1 Introduction:

En cardiologie, les informations précises sur les dimensions et la fonction ventriculaire gauche sont essentielles, que ce soit dans les applications cliniques, le diagnostic, le pronostic, les décisions thérapeutiques, ou dans les domaines de la recherche. Grâce à des images 3D à différents moments du cycle cardiaque, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) permet de caractériser la morphologie complète du VG. La précision des mesures extraites des images IRM a été démontrée, et fait de l'imagerie de résonance magnétique un "étalon-or" pour l'analyse du ventricule gauche.

Cependant, en raison de la quantité considérable de données disponibles, l'analyse et, en particulier, la segmentation de ces images est fastidieuse, longue et source d'erreurs pour les opérateurs humains. Depuis quelques années, de nombreuses approches pour résoudre ce problème ont été proposées, la plupart des méthodes existantes segmentent itérativement chaque image 3D indépendamment, à partir d'une série temporelle d'images 3D du ventricule gauche. Malgré une amélioration constante de la précision des segmentations produites, la cohérence temporelle des segmentations résultantes, une caractéristique souhaitée dans le cas d'une série temporelle d'images 3D, n'est pas prise en compte par ces approches. Seules quelques méthodes considèrent la série temporelle comme une image 4D complète. Afin de prendre en compte la continuité temporelle en ciné-IRM 4D, nous étudions un nouveau système de segmentation et d'analyse du ventricule gauche.

Dans ce chapitre, nous présenterons le système développé pour la segmentation et l'analyse du ventricule gauche dans les images ciné IRM cardiaque, en décrivons les bases de données utilisée dans notre travail, et en détaillerons les différentes étapes suivies dans notre approche. A la fin, nous présenterons les résultats obtenus tout en donnant des interprétations, et on finira par une conclusion.

3.2 Données expérimentales:

Dans cette étude, nous avons exploité deux ensemble de données:

La première est une base de donnée en accès libre [47] qui contient 392 images 4D(3D+t) en ciné-IRM du VG de 18 patients référés à l'hôpital universitaire Mondor (Paris, France). La base de données contient des données ainsi que deux segmentations manuelles de chaque séquence d'images validées cliniquement par des médecins. Les patients ont été examinés sur un appareil IRM 1.5 T (Magnetom Symphony, Siemens, Erlangen, Allemagne), avec les paramètres d'imagerie suivants: Champ de vue de 300-360 mm, TR de 2,1 ms, TE de 1,6 ms, angle de

bascule de 60°, épaisseur de coupe de 6 mm, résolution temporelle de 30-40 ms. Le nombre de coupes petit axe nécessaires pour couvrir l'ensemble du VG était compris entre 9 et 14. Le nombre d'images acquises pendant tout le cycle cardiaque variait de 22 à 37 selon la fréquence cardiaque. Les images ont été échantillonnées sur une matrice 100 × 100 avec une taille de pixel allant de 1,45 à 2,08 mm et une épaisseur de coupe de 6 mm sans écart entre les coupes. La segmentation manuelle conventionnelle de la cavité du ventricule gauche a été effectuée par deux cardiologues experts indépendants et en aveugle à l'aide du logiciel Analyze (Biomedical Imaging Resource, Mayo Clinic Foundation, Rochester, Minnesota). Pour chaque emplacement de coupe, les experts ont superposé manuellement les contours endocardiques aux temps de fin de diastole et fin de systole. Pendant le traçage manuel, les muscles papillaires et les trabéculations du ventricule gauche ont été inclus dans la cavité.

La deuxième base de donnée contient un ensemble de 200 images IRM cardiaque réelles, collectée de l'établissement hospitalier privé KARA oran es senia. La base de données comprend des images cinétiques de résonance magnétique cardiaque de 16 individus. Nous possédons, pour chaque patient, une acquisition ciné de 9 à 14 niveaux de coupe. Les images sont enregistrées au format de données DICOM provenant d'un appareil IRM GE 1.5T.

La figure 3.1 représente quelques images ciné de la base de donnée publique.

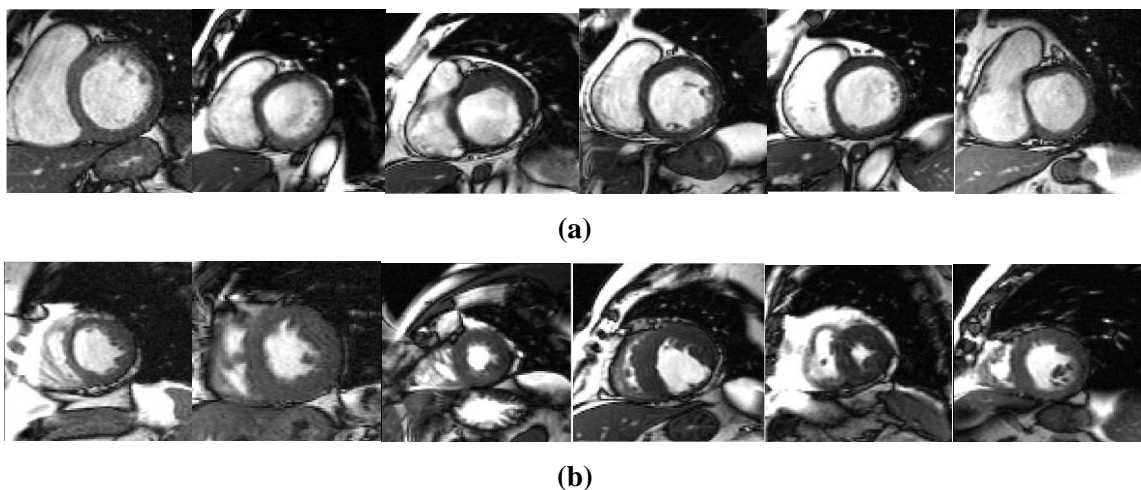


Figure 3.1. Exemple d'images de la base de données publique provenant de différents patients (a) dans la phase diastolique et (b) dans la phase systolique

3.3 Application de la méthode hybride pour l'analyse du ventricule gauche:

Une nouvelle méthode hybride d'analyse du ventricule gauche basée sur trois algorithmes est proposée dans cette partie [75]. Cette approche vise à fournir une segmentation automatique, rapide et précise du ventricule gauche dans les images ciné-IRM et, à estimer certains

paramètres cliniques pour la quantification de la fonction ventriculaire gauche. Pour ce faire, nous suivons l'organigramme de la figure 3.2.

Dans une première phase, un filtre non linéaire est appliqué pour lisser l'image et réduire le bruit et les artefacts (qui pourraient provoquer un mauvais comportement de l'algorithme de segmentation), tout en renforçant les bords entre les régions internes. Un choix classique pour cette tâche est un filtre anisotrope, qui sera utilisé comme étape de prétraitement. Cette phase est suivie par trois algorithmes importants décrits dans les sous-sections suivantes.

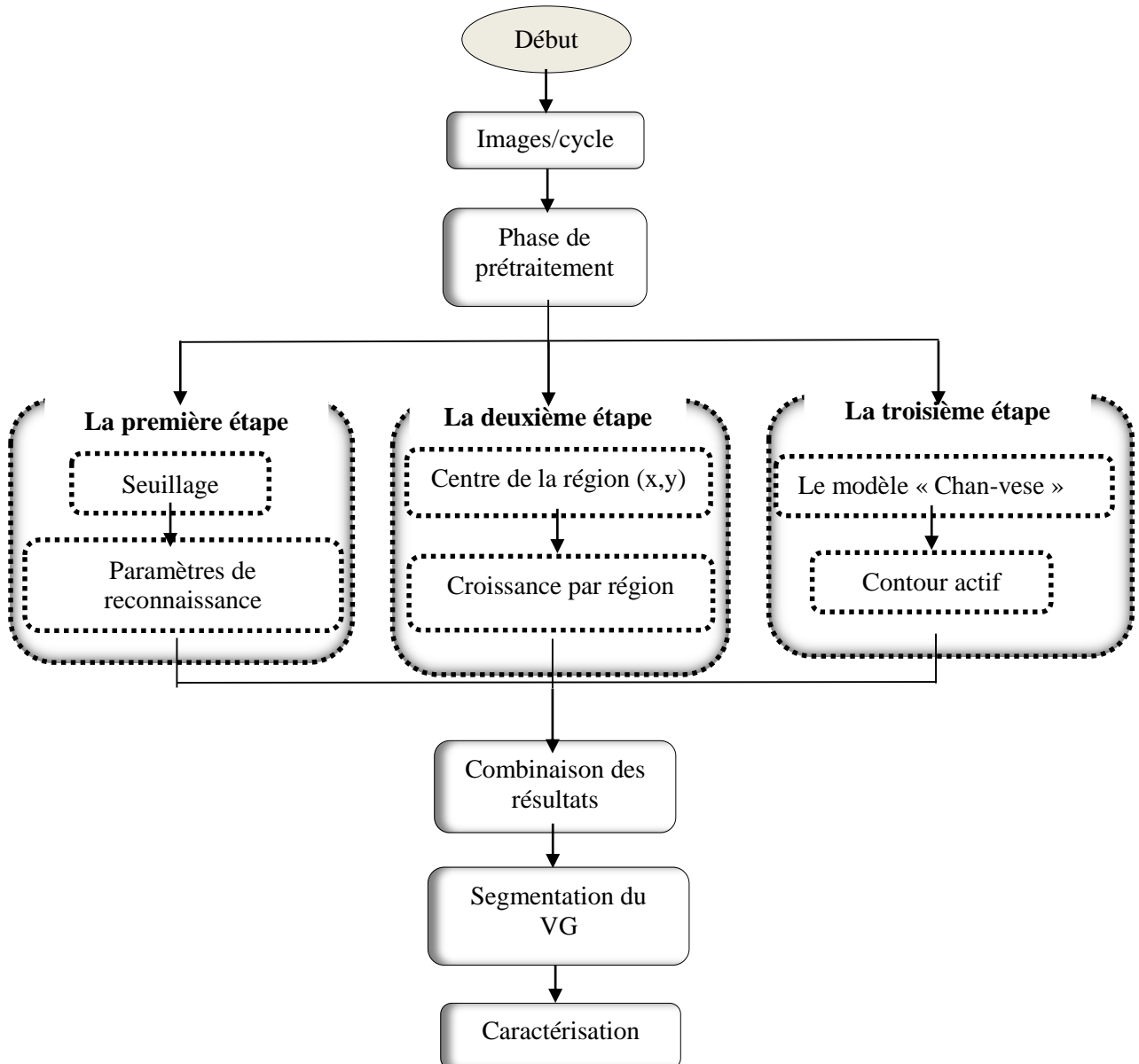


Figure 3.2. Organigramme de l'approche hybride proposée pour l'analyse du ventricule gauche sur les images ciné-IRM cardiaque

3.3.1 Phase de prétraitement:

Parmi les artefacts qui affectent les images IRM: le bruit, sur l'ensemble des tissus

constituant l'image. Pour cela, les méthodes de correction existantes dans la littérature sont testées, nous nous intéressons ensuite sur les méthodes de filtrage du bruit pour une meilleure analyse et un meilleur suivi médical de l'activité cardiaque des patients et d'éventuelles maladies cardiovasculaires.

Contrairement aux filtres spatiaux classiques qui brouillent les frontières ou les structures des bords, le filtre de diffusion anisotrope est une technique de traitement d'image puissante, qui permet simultanément de supprimer le bruit et d'améliorer les caractéristiques nettes dans des images à deux ou trois dimensions. Ce filtre prend en compte les propriétés locales de l'image, visant à lisser les régions internes et à rehausser les extrémités des régions synonymes de contours, ce qui caractérise bien l'anisotropie des images. Ce type de filtre permet au processus de traiter différemment les régions homogènes, où la notion de contours n'a aucun lien avec les structures existantes et les régions de bord des structures. Dans ce filtrage, les détails correspondant aux contours de faible amplitude sont conservés plus longtemps. Le filtrage anisotrope effectue un lissage par morceaux du signal d'image original. Sa force réside dans le fait qu'il traite des estimations locales des structures sous-jacentes de l'image, qui sont très flexibles. Les discontinuités peuvent être préservées et leurs positions ne seront pas affectées.

Le filtre de diffusion anisotrope, nécessite deux entrées principales: une image u et un champ de tenseurs de diffusion D . Afin de réduire l'entrée de l'utilisateur, les tenseurs de diffusion D peuvent être définis en termes de l'image filtrée u .

Cette technique de filtrage est basée sur l'équation 3.1 suivante [76]:

$$\partial_t u = \text{Div}(D_u \nabla u) \quad (3.1)$$

u : représente l'image.

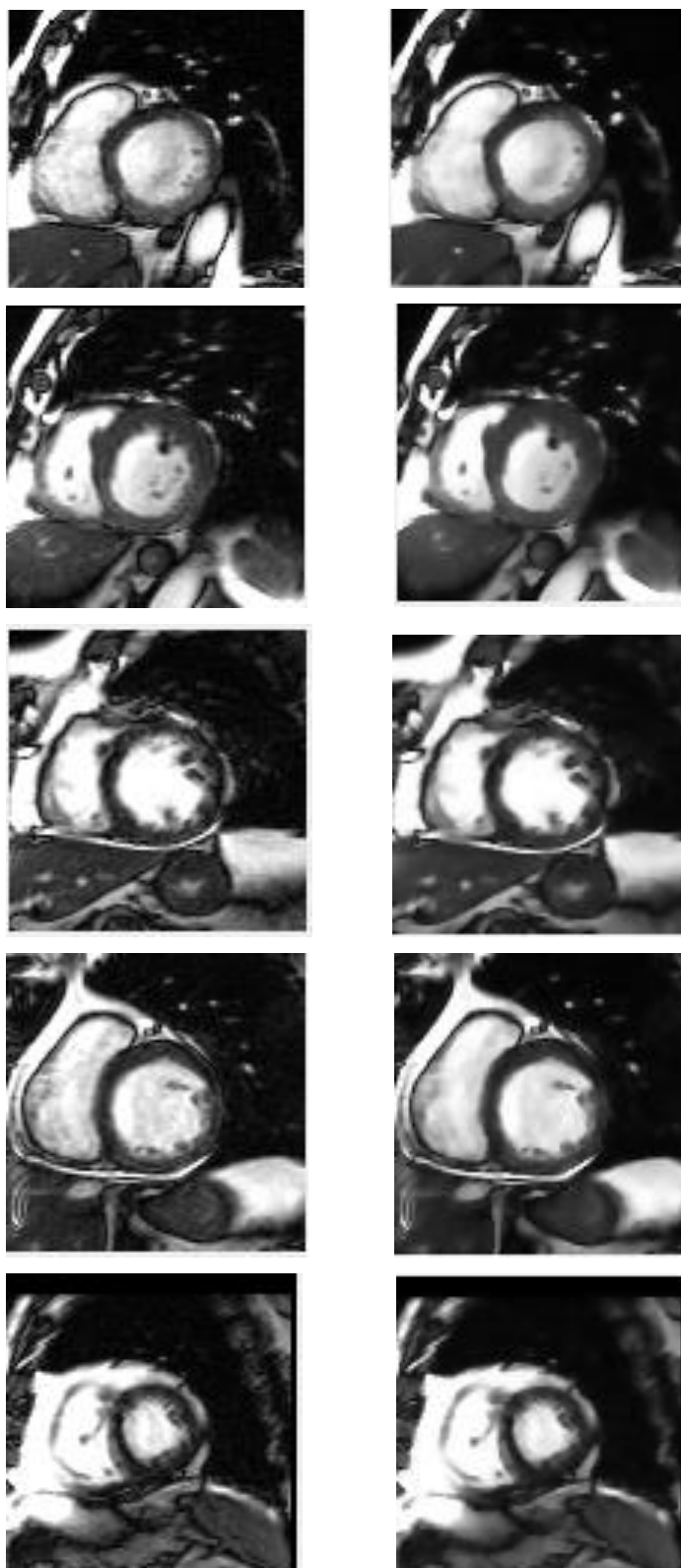
div : est un opérateur de divergence

∇ : est le gradient de l'image.

D : est un tenseur symétrique défini positif qui dépend de la structure locale de u et de ∇ .

La diffusion anisotrope est comprise ici dans le sens de Weickert, ce qui signifie que les tenseurs de diffusion sont anisotropes et reflètent l'orientation locale des caractéristiques de l'image.

Le filtre de diffusion anisotropique a été appliqué sur l'ensemble des images cinétiques de la base de donnée. La figure 3.3 montre quelques exemples des images ciné avant et après application du filtrage:



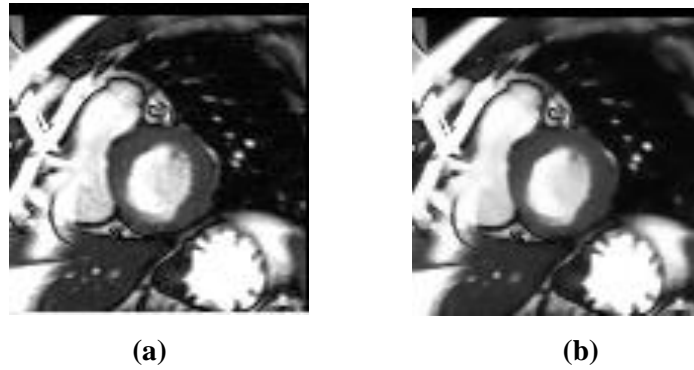


Figure 3.3. Résultat de l'application du filtre de diffusion anisotrope sur les images ciné dans la phase de prétraitement (a) image d'entrée (b) image filtrée

3.3.2 Segmentation du ventricule gauche:

Après avoir appliqué l'étape de prétraitement sur les images ciné-IRM en utilisant un filtre de diffusion anisotrope, nous passons à la segmentation du ventricule gauche à partir de ces images améliorées. Cette phase est effectuée en combinant trois étapes décrites ci-dessous.

3.3.2.1 La première étape:

Dans cette première étape, une approche basée sur le seuillage est appliquée sur les images ciné afin de binariser et d'extraire toutes les régions existantes, en utilisant un seuil calculé automatiquement. Le seuillage peut être utilisé pour localiser la région d'intérêt (ROI), telle que l'endocarde ou le myocarde, sur la base de l'analyse de l'histogramme d'intensité. Ce dernier est généralement construit comme une distribution discrète d'intensités de pixels. Ensuite, une valeur seuil, qui correspond à une intensité spécifique, permet de diviser l'histogramme en sous-intervalles contenant des modes distinctifs. Les pixels ayant des intensités dans un même intervalle peuvent appartenir à un certain type de tissu.

Dans l'approche proposée, la méthode d'Otsu est employée [77], définie comme l'une des méthodes les plus efficaces pour le seuillage d'images. Elle est basée sur un critère qui sélectionne le seuil global optimal en maximisant la variance entre les classes. Dans le seuillage à deux niveaux, le pixel dont le niveau de gris est inférieur au seuil sera affecté à l'arrière-plan, sinon au premier plan. Malheureusement, il n'est pas toujours possible de trouver un seuil unique qui soit le "meilleur" pour un niveau de gris arbitraire. Il existe donc de nombreuses méthodes de seuillage multi-niveaux, qui sont plus performantes que la méthode de seuillage à deux niveaux, lorsque l'image comporte des objets ou un arrière-plan complexes. L'histogramme unidimensionnel (1D) des niveaux de gris ne prend en compte que les niveaux de gris. Par conséquent, des images différentes ayant le même histogramme donneront la même valeur de seuil.

[78] ont réécrit la méthode d'Otsu [77] comme suit:

Supposons qu'une image soit représentée par L niveaux de gris [0,1,...L-1]. Le nombre de pixels au niveau i est noté par n_i , et le nombre total de pixels est noté par: $N=n_1+n_2+\dots+n_L$. La probabilité du niveau de gris i est notée par:

$$p_i = n_i / N, p_i \geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (3.2)$$

Dans la méthode de seuillage à deux niveaux, les pixels de l'image sont divisés en deux classes C_1 avec des niveaux de gris [0,1,...t], et C_2 avec des niveaux de gris [t+1,...L-1] par le seuil t. Les distributions de probabilité des niveaux de gris pour les deux classes sont les suivantes:

$$W_1 = p_r(C_1) = \sum_{i=0}^t p_i \quad (3.3)$$

$$W_2 = p_r(C_2) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \quad (3.4)$$

La méthode d'Otsu choisit le seuil optimal t en maximisant la variance entre les classes, ce qui est équivalent à minimiser la variance à l'intérieur de la classe, puisque la variance totale (la somme de la variance à l'intérieur de la classe et de la variance entre les classes) est constante pour différentes partitions.

La méthode d'Otsu extrait toutes les régions de l'image, et dans le but d'extraire seulement le VG nous passons à la deuxième partie de cette première étape qui permet de prendre en compte des informations préalables dans le résultat de la segmentation. Ces connaissances préalables proviennent de la modélisation de l'objet à segmenter, qui représente le ventricule gauche.

Ces informations consistent en des hypothèses anatomiques utilisant la géométrie et le positionnement du VG dans l'image ciné-IRM en petit axe. Sur la base des connaissances à priori de l'objet, Le VG est de forme circulaire et il est anatomiquement situé au centre de l'image IRM. Pour faciliter l'opération de segmentation, 2 métriques sont évalués:

- La circularité est la première métrique définie par l'équation 3.5:

$$C = \frac{P^2}{4 \times \pi \times S} \quad (3.5)$$

Où P et S représentent respectivement le périmètre et la surface de l'objet.

Les indices de circularité visent à fournir une valeur exprimant le degré de circularité d'un objet par un nombre allant de 0 à 1. Plus la valeur trouvée se rapproche de 1 plus on a un objet

de forme circulaire.

- La deuxième métrique est la distance euclidienne, comme son nom l'indique, donne la plus petite distance entre les paires de points, calculée dans notre approche, entre le centre de gravité des objets et le centre de l'image (équation 3.6):

$$D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (3.6)$$

- (x_1, y_1) représentent les coordonnées du centre de l'image.
- (x_2, y_2) représentent les coordonnées du centre de gravité des objets constituent l'image.
- D représente la distance euclidienne entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) .

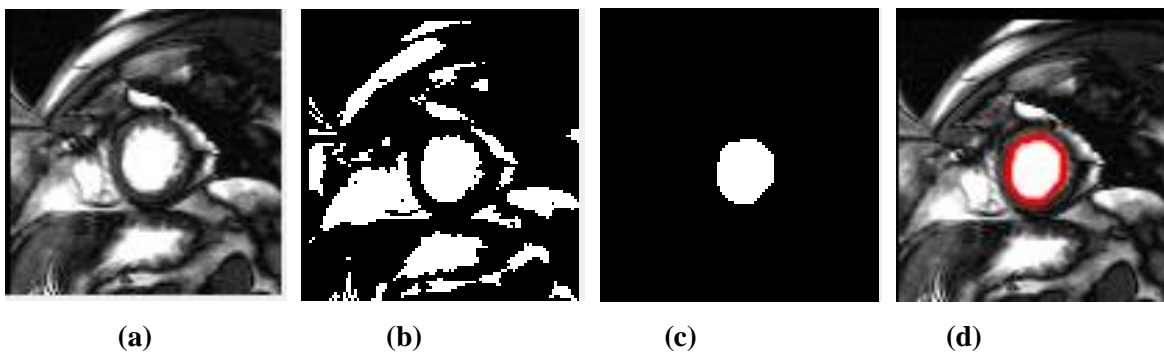


Figure 3.4. Les étapes abordées dans la première étape de l'approche hybride pour la segmentation du VG : (a) image originale (b) image binarisée par seuillage d'Otsu (c) résultats de la segmentation du VG (d) résultats de la segmentation du VG superposée sur l'image originale

La figure 3.4 donne un exemple d'application de la première étape de l'approche proposée sur une image ciné de la base de donnée décrite précédemment. Cette étape est initialisée par l'application du seuillage automatique à travers la méthode d'Otsu sur l'image "a" d'où on obtient l'image binaire "b" avec tous les objets existants. Par la suite les métriques de reconnaissance de forme décrits précédemment sont calculés pour chaque objet de l'image "b". Notre condition est que pour chaque objet de l'image "b", nous ne prenons que l'objet circulaire (avec une valeur de circularité la plus proche de 1), et celui qui est le plus proche du centre de l'image (avec la plus minimale distance euclidienne). Nous avons appliqué cette condition et nous avons obtenu l'image "c" avec le ventricule gauche segmenté. Enfin nous avons superposé les contours du VG sur l'image ciné "a" pour obtenir l'image "d".

La méthode utilisée dans la première étape de l'approche a été appliquée sur l'ensemble des images de la base de donnée. La figure 3.5 représente quelques exemples de résultat obtenus pour la segmentation du VG en appliquant la première étape de l'approche hybride.

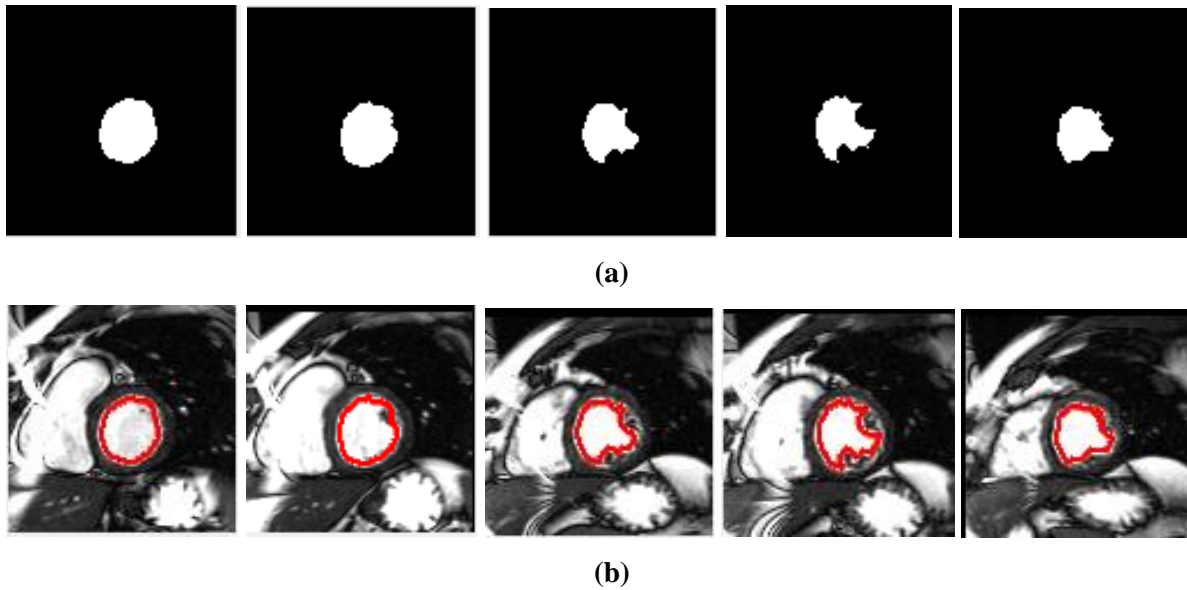


Figure 3.5. Résultats de l'application de la première étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM (a) segmentation du VG (b) superposition des contours du VG sur l'image originale

Notant que la méthode de seuillage n'est efficace que lorsqu'il existe une diversité d'intensité significative entre la zone cible et la zone de fond. Cependant, dans certains cas, l'intensité de différents types de tissus se chevauchent. C'est pourquoi le seuillage est souvent utilisé comme une étape d'initialisation, et qui est le plus souvent combiné à d'autres techniques de segmentation.

Dans notre approche, la méthode de seuillage a été suivie par une étape basée sur l'application de croissance de région afin d'améliorer les résultats obtenus dans la première étape. Notre objectif est plutôt de définir les critères théoriques nécessaires à la définition d'un algorithme de croissance de régions qui soit invariant aux conditions de départ et qui permettra une mise en œuvre efficace de l'algorithme.

3.3.2.2 La deuxième étape:

Dans cette étape, la méthode de croissance de région est appliquée, qui commence par le choix d'un ou de plusieurs points de départ appelés "germes" [79], ensuite, la région initiale commence à croître en recherchant des pixels similaires à proximité ou dans un voisinage des germes choisis. Si un pixel (x, y) répond au critère conçu, il sera attribué à la région R_i à la $i^{\text{ème}}$ étape:

$$R_{i+1} = R_i \cup (x, y) \quad (3.7)$$

Lorsqu'aucun des pixels environnants ne répond aux critères, la région cesse de croître car elle a peut-être atteint la limite du tissu.

Une description plus précise de cette méthode est la suivante:

Supposons qu'il y ait initialement N germes, et qu'elles soient rassemblées dans N ensembles, A_1, A_2, \dots, A_N . Soit T l'ensemble de tous les pixels qui sont adjacents à au moins un des pixels de A_i .

$$T = \{x \in \cup_{i=1}^N A_i \mid \text{nbr}(x) \cap \cup_{i=1}^N A_i \neq \emptyset\} \quad (3.8)$$

Où $\text{nbr}(x)$ est l'ensemble de tous les voisins immédiats du pixel x . A chaque pas de temps, le processus de croissance sélectionne un pixel x dans T et l'ajoute à l'une de ses régions voisines. A_i est une région voisine de x si $\text{nbr}(x) \cap A_i \neq \emptyset$. Ce pixel est choisi en fonction d'un certain critère d'homogénéité. Dans [79], le critère consiste à choisir le pixel dont la valeur de gris est la plus proche de la valeur de gris moyenne d'une de ses régions voisines en croissance, disons A_p où $1 \leq p \leq N$. Ce pixel sera alors ajouté à cette région, et T et A_p seront mis à jour. Ce processus se poursuit jusqu'à l'attribution de tous les pixels de l'image à une et une seule des régions en croissance. Le critère de [79] garantit que les valeurs de gris de chaque région finale sont aussi homogènes que possible sous la contrainte de connectivité. On désigne par $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ les pixels de la région R en croissance considérée, c'est-à-dire qu'il y a n pixels. Soit $g(x)$ la valeur de gris du pixel x . Avec cette notation, la méthode consiste à choisir la paire de (x, R) telle que le critère suivant soit minimisé.

$$\delta_0(x, R) = \left| g(x) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(r_i) \right| = \left| g(x) - \bar{r} \right| \quad (3.9)$$

Où $\bar{r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(r_i)$ est la valeur du niveau de gris moyenne de R .

On suppose un ensemble R qui représente la région entière de l'image [80]. La segmentation de R peut être considérée comme la division de R en N sous-ensembles non vides (R_1, R_2, \dots, R_N) .

Les étapes de l'algorithme de croissance de région sont les suivantes [80]:

Étape.1 Sélectionner un germe, et le mettre dans une série Q .

Étape.2 Vérifier tous les pixels autour du germe pour déterminer s'ils sont similaires à lui un par un. Si c'est le cas, on introduit le pixel dans Q , sinon on ne le prend pas en compte.

Étape.3 Extraire le premier pixel de Q et l'ajouter à l'ensemble R_1 . Vérifiez si Q est vide. Si ce n'est pas le cas, prenez le premier élément de Q actuel comme germe, et répétez l'étape 2. Sinon, pousser les éléments qui ne sont pas encore ajoutés à R_1 vers l'ensemble R_2 .

Il est bien connu que les algorithmes de croissance de régions ont tendance à dépendre de l'endroit où le processus de croissance commence dans une image. Le critère de départ (germe) utilisé pour identifier la région d'intérêt finale (VG) est représenté dans notre approche par le centre de l'image étant donné que la position anatomique du VG est centrée sur l'axe du ciné-IRM. Donc, le centre de l'image est utilisé comme pixel de départ et l'homogénéité est choisie expérimentalement. Le pixel situé dans le voisinage du pixel de départ sera ajouté à

celui-ci. Cependant, pour être ajouté au pixel initial, le pixel voisin doit avoir un niveau de gris inférieur ou égal à 4 (Homogénéité) par rapport à la moyenne de tous les pixels de la région. Tous les pixels sont ensuite regroupés de manière itérative selon les critères d'homogénéité, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de fusions possibles.

La figure 3.6 présente quelques résultats de segmentations du VG en utilisant la deuxième étape, appliquée sur toutes les images de la base de donnée.

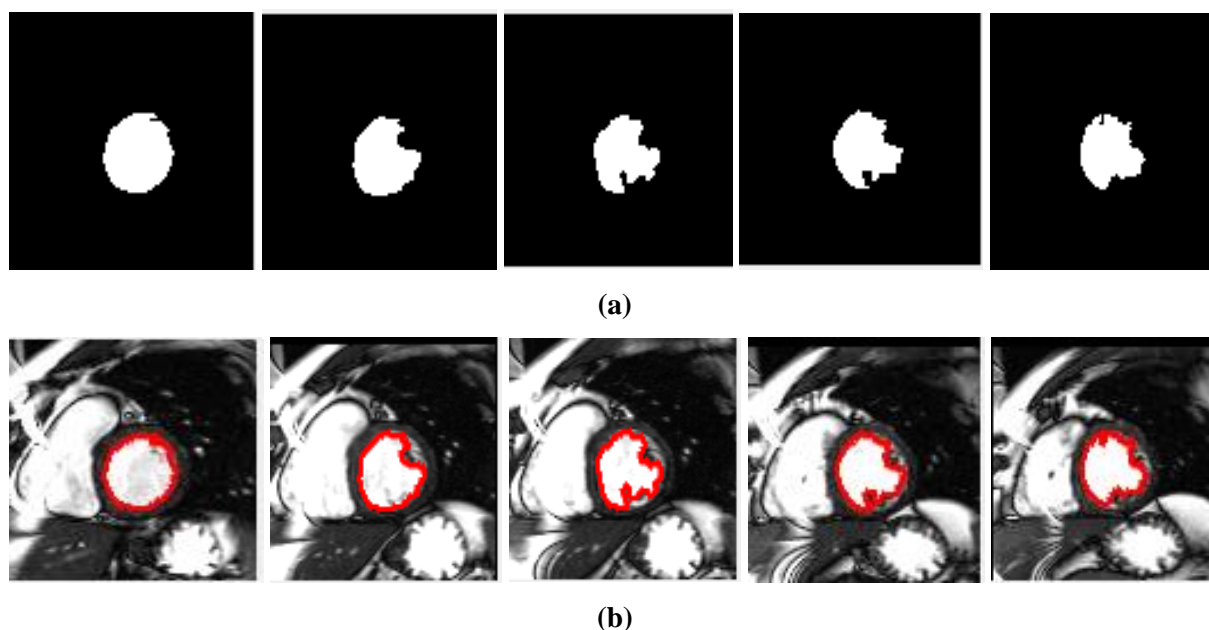


Figure 3.6. Résultats de l'application de la deuxième étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM (a) segmentation du VG (b) superposition des contours du VG sur l'image originale

La segmentation d'image par croissance de région présente quelques difficultés de stabilité dues au problème de seuil, aux germes et à l'ordre de traitement des pixels voisins des germes. Nous avons proposé la segmentation d'image par contour actif afin de surmonter ces problèmes, en utilisant les résultats obtenus de croissance de région comme initialisation pour le modèle de contour actif utilisé en troisième étape.

3.3.2.3 La troisième étape:

Dans cette troisième et dernière étape, nous avons utilisé la méthode des contours actifs sans bord "active contours without edge" proposée par "Chan et Vese" [81]. Le modèle de contour actif est devenu un point chaud de la recherche dans les domaines de vision par ordinateur, de suivi des mouvements des cibles, de la reconnaissance des images médicales, etc. Il s'agit d'un processus de traitement d'image qui utilise pleinement les informations de haut niveau et peut intégrer la segmentation d'image, la détection de cible et les informations de connaissances préalables dans un seul système.

L'idée de base du contour actif est de faire évoluer une courbe initiale soumise à des contraintes à partir d'une image donnée, dans le but de détecter des objets dans cette image. Par exemple, en commençant par une courbe autour de l'objet à détecter, la courbe se déplace vers sa normale intérieure et doit s'arrêter à la limite de l'objet.

Dans les modèles classiques de contour actif [82], un détecteur d'arêtes est utilisé, en fonction du gradient de l'image, pour arrêter la courbe évolutive sur la frontière de l'objet désiré. Nous rappelons brièvement ces modèles. Le modèle du serpent [82] est: $\inf_C J_1(C)$, où:

$$J_1(C) = \alpha \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \beta \int_0^1 |C''(s)|^2 ds - \lambda \int_0^1 |\nabla u_o(C(s))|^2 ds \quad (3.10)$$

Où $C(s)$ est une courbe plate paramétrée, u_o les données initiales de l'image et α, β, λ sont des constantes positives.

Les deux premiers paramètres α, β contrôlent la régularité de la courbe (l'énergie interne) tandis que le troisième terme λ contrôle l'attraction de la courbe vers les frontières ciblées.

Observez qu'en minimisant l'énergie, nous essayons de localiser la courbe aux points de maxima $|\nabla u_o|$, en agissant comme un détecteur de bords, tout en gardant une certaine douceur dans la courbe (limite de l'objet).

Un détecteur de bords général peut être défini par une fonction positive et décroissante g , dépendant du gradient de l'image u_o , telle que:

$$\lim_{z \rightarrow \infty} g(z) = 0 \quad (3.11)$$

$$g(|\nabla u_o(x, y)|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma(x, y) * u_o(x, y)|^p}, p \geq 1 \quad (3.12)$$

où $G_\sigma * u_o$ une version lissée de u_o , est la convolution de l'image u_o avec la gaussienne $G_\sigma(x, y)$. La fonction $g(|\nabla u_o|)$ est positive dans les régions homogènes, et nulle sur les bords.

Le modèle de Chan et Vese s'inspire du modèle de Mumford-Shah [83], qui approxime une image I définie sur un domaine borné Ω par une fonction lisse partielle u comme solution du problème de minimization:

$$\operatorname{argmin}_{u, C} \{ \mu \operatorname{Length}(C) + \sigma \int_\Omega [I(x) - u(x)]^2 dx + \int_{\Omega \setminus C} |\nabla u(x)|^2 dx \} \quad (3.13)$$

Où C : est une courbe d'ensemble d'arêtes dans laquelle u est autorisé à être discontinu, et μ et σ sont des constantes de pondération. L'approximation de Mumford-Shah suggère de sélectionner cet ensemble d'arêtes C comme limite de segmentation. Par rapport au modèle de Mumford-Shah, les principales différences du modèle de Chan et Vese sont un terme supplémentaire pénalisant la zone fermée et une simplification supplémentaire selon laquelle u est constant par morceaux et ne peut avoir que deux valeurs:

$$u(x) = \begin{cases} c1 & \text{où } x \text{ est à l'intérieur de } C \\ c2 & \text{où } x \text{ est à l'extérieur de } C \end{cases} \quad (3.14)$$

Où C est la limite d'un ensemble fermé et $c1$, $c2$ sont les valeurs de u , respectivement, à l'intérieur et à l'extérieur de C . La méthode de Chan-Vese consiste à trouver parmi toutes les u de cette forme celle qui se rapproche le mieux de I .

$$\operatorname{argmin}_{c1, c2, C} \{ \mu \operatorname{Length}(C) + \nu \operatorname{Area}[\operatorname{inside}(C)] + \sigma_1 \int_{\operatorname{inside}(C)} [|I(x) - c1|]^2 dx + \sigma_2 \int_{\operatorname{outside}(C)} [|I(x) - c2|]^2 dx \} \quad (3.15)$$

Nous avons fixé empiriquement $\mu=0.2$, $\nu=0$, $\sigma_1=\sigma_2=0.8$. La minimisation a été réalisée en appliquant la technique de contour actif, telle que décrite dans [81], qui, au lieu de manipuler C explicitement, le représente comme le passage par zéro d'une fonction de contour actif. Cette fonction a été initialisée en utilisant le contour fourni par la méthode de croissance de région.

Cette troisième étape a été appliquée sur toutes les images de la base de donnée. Quelques résultats obtenus sur des images ciné sont présentés dans la figure 3.7.

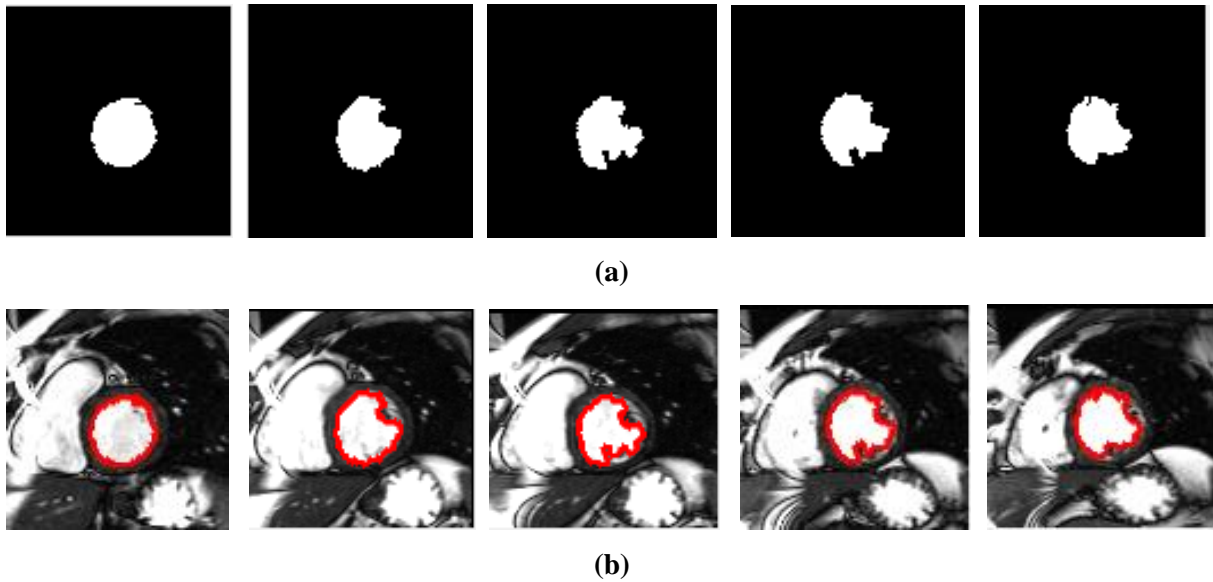


Figure 3.7. Résultats de l'application de la troisième étape de l'approche hybride sur des images ciné-IRM (a) segmentation du VG (b) superposition des contours du VG sur l'image originale

Les résultats finaux de notre algorithme sont calculés selon la formule 3.16:

$$\text{Forme du VG} = X1 \cup X2 \cup X3 \quad (3.16)$$

$X1$ est le résultat de la première étape.

$X2$ est le résultat de la deuxième étape.

$X3$ est le résultat de la troisième étape.

La méthode est dite "hybride" dans le sens où les résultats de la segmentation du ventricule

gauche sur les images ciné-IRM cardiaque fournie par notre approche sont obtenus en combinant les résultats de chacune des étapes décrites ci-dessus. La figure 3.8.a représente les segmentations du VG par application de l'approche hybride dans la phase diastolique et systolique (première ligne et deuxième ligne de la figure 3.8.a, respectivement). Nous avons ainsi représenté dans les figures 3.8.b et 3.8.c, les segmentations manuelles du VG dans les phases diastoliques et systoliques, par l'expert1 et l'expert2, respectivement.

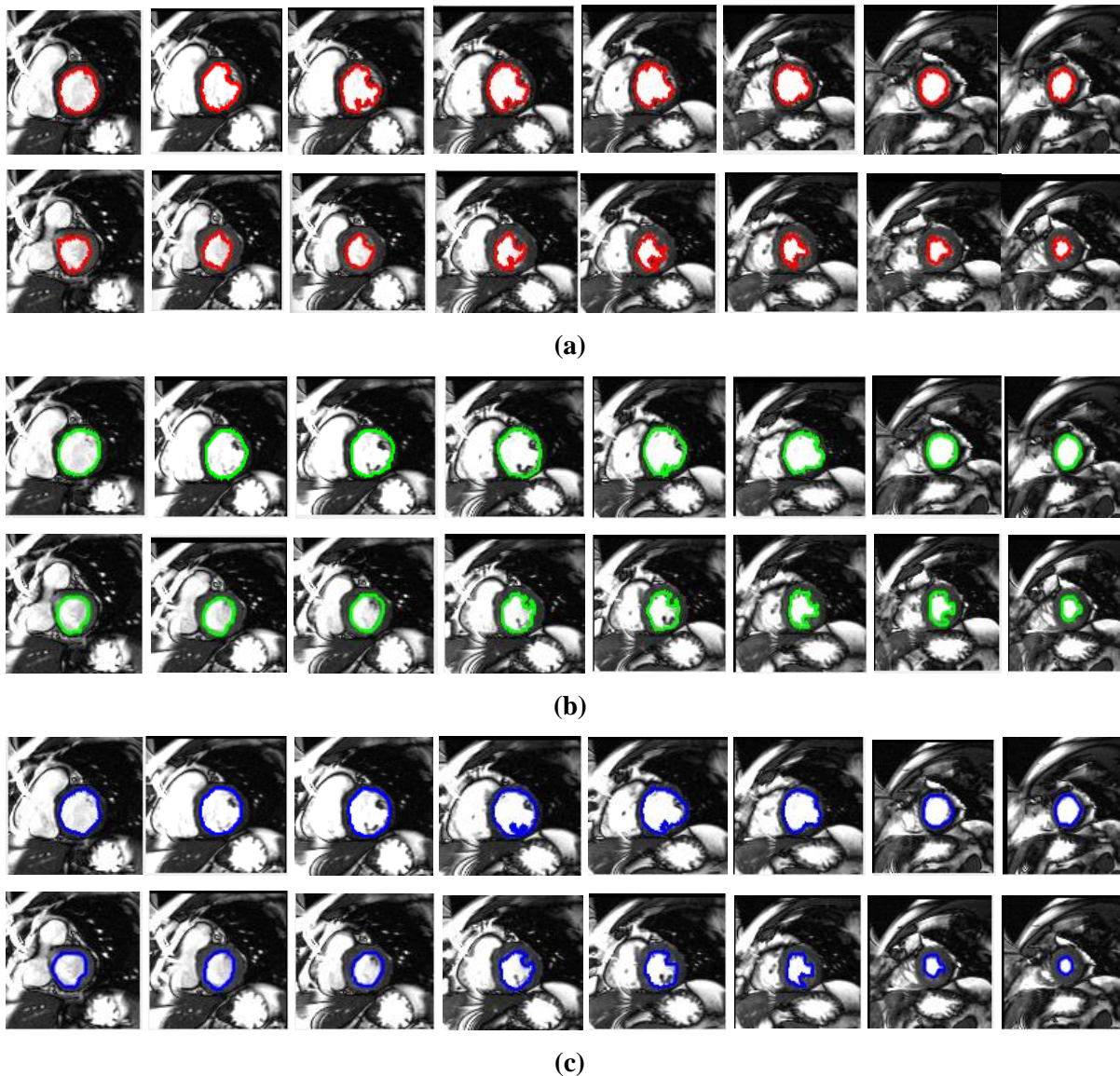
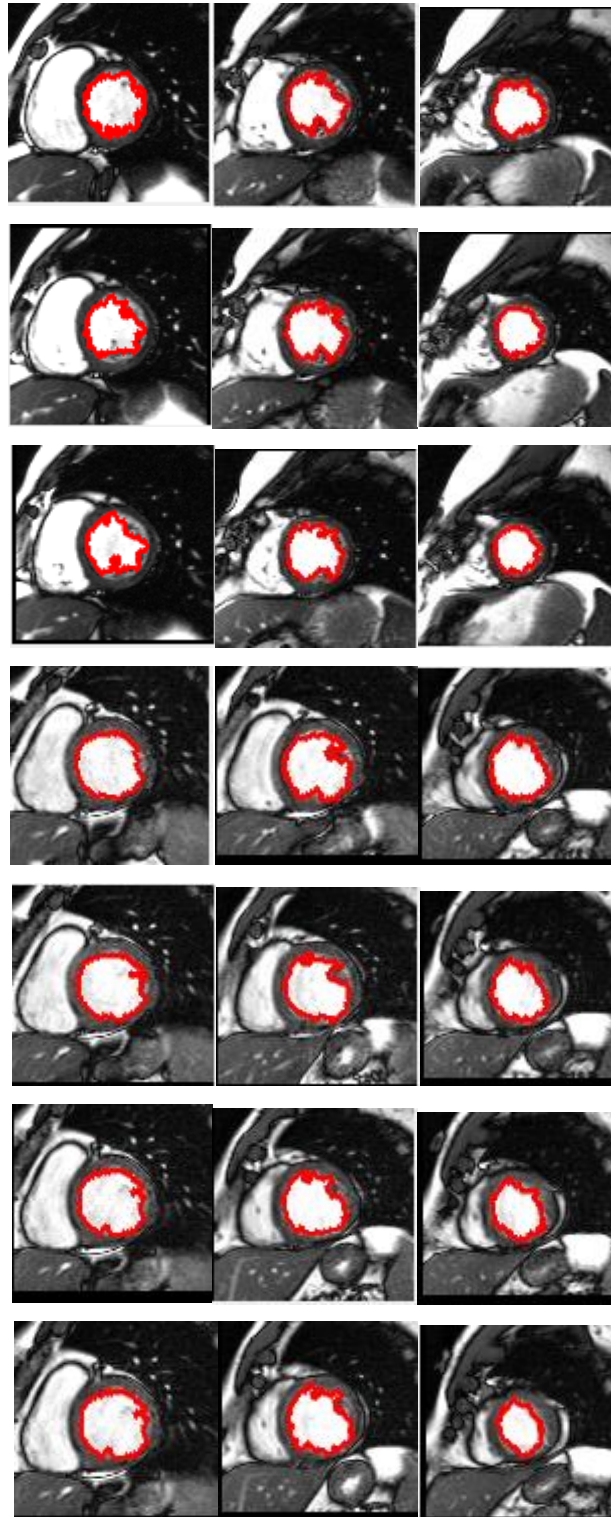


Figure 3.8. Résultats trouvés pour la segmentation du VG par l'approche proposée pour un ensemble de données de la base utilisée dans les 2 phases diastolique et systolique (a) Le résultat de l'approche proposée (hybride)(b) Segmentation manuelle de l'expert1 (c) Segmentation manuelle de l'expert2

Les résultats de l'approche proposée sont améliorés par la combinaison entre les différentes méthodes donnant de meilleurs résultats pour la segmentation du VG. La performance de notre algorithme est la capacité d'identifier le VG sans prendre en compte les muscles papillaires.

Notre algorithme donne de bons résultats de segmentation sur toutes les images ciné-IRM cardiaque et sur les deux phases diastolique et systolique (Figure 3.8).

Un autre exemple de segmentation du VG sur les 3 niveaux de coupe (basal, médian et apical) est illustré en figure 3.9.



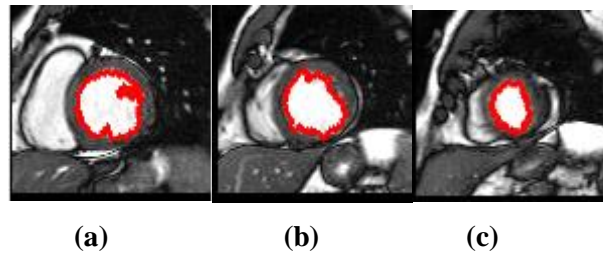
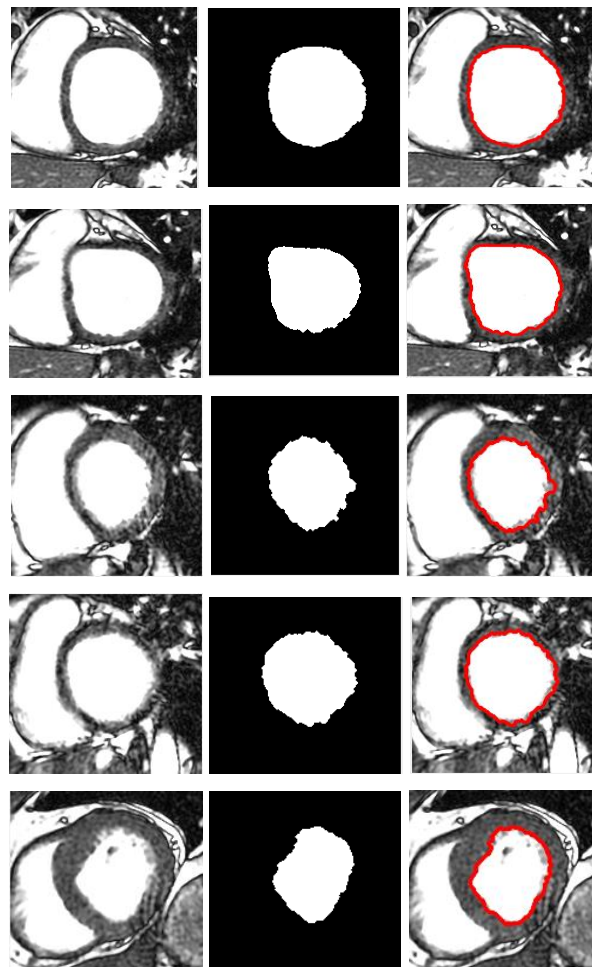


Figure 3.9. Segmentation du VG sur les 3 niveaux de coupe (a) le niveau basal (b) le niveau médian (c) le niveau apical

Le temps moyen de traitement d'une image petit axe est d'environ 1 s. En conséquence, pour une étude typique de ciné-IRM composée de 15 à 20 coupes petit axe, le temps de traitement total utilisant notre méthode hybride dans les 2 phases du cycle cardiaque ne dépasse pas 1 minute.

La figure 3.10 représente quelques résultats de segmentation du VG en appliquant la méthode proposée de l'approche hybride, appliquée sur les images ciné-IRM cardiaque de la base collectée.



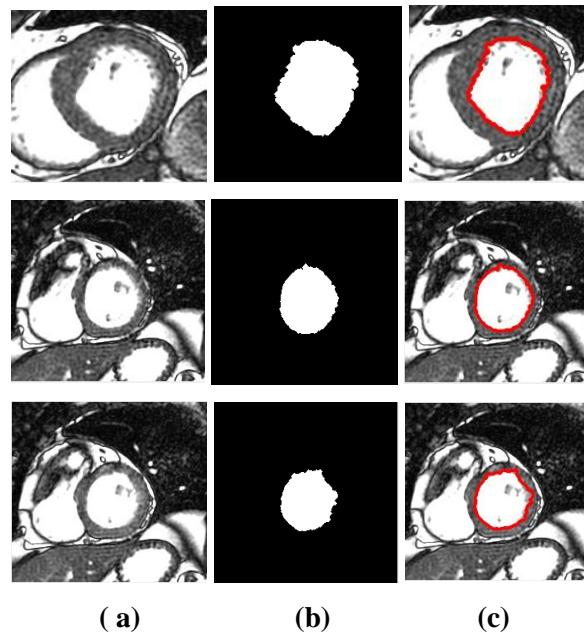
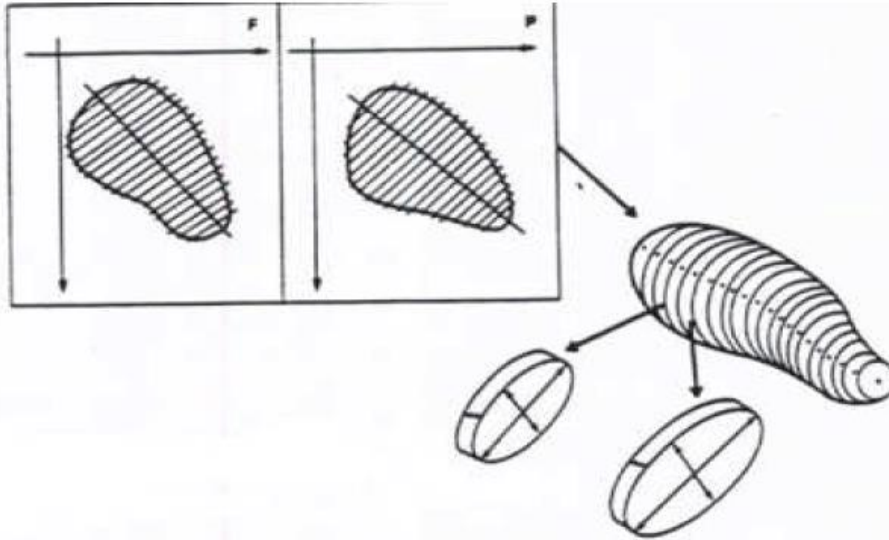


Figure 3.10. Résultats de l'application de la méthode hybride sur des images ciné de la base collectée (a) Image originale (b) Résultat de segmentation du VG (c) superposition des contours du VG sur l'image originale

3.3.3. Caractérisation:

Enfin, dans la dernière phase de notre approche, nous avons procédé à la caractérisation en calculant certains paramètres médicaux comme le volume télé-diastolique (VTD), le volume télé-systolique (VTS) et la fraction d'éjection (FE) qui sont les paramètres les plus importants dans le diagnostic des maladies cardiaques.

L'IRM cardiaque s'est avérée être une méthode avancée pour évaluer la fonction ventriculaire [89]. Les valeurs normales des paramètres de la fonction globale ont été publiées dans plusieurs études [90], [30]. Le plan petit axe du cœur est accepté comme le plan standard pour évaluer la fonction cardiaque et calculer les paramètres cliniques comme les volumes ventriculaires, et la fraction d'éjection. La quantification des ventricules repose sur la méthode de Simpson modifiée qui considère la somme de la surface ventriculaire dans chaque coupe multipliée par l'épaisseur de la coupe.



Dans cette partie un calcul des paramètres cliniques est effectué dans le but d'évaluer la fonction ventriculaire gauche.

Le VTD est le volume de la cavité du ventricule gauche en phase télé-diastolique: phase de remplissage de la chambre ventriculaire. Il est calculé par l'équation 3.17:

$$VTD = z \times \sum_{i=1..n} STD \quad (3.17)$$

Le VTS est le volume du VG en phase télé-systolique, c'est à dire la phase d'éjection du sang vers l'aorte. Il est calculé par l'équation 3.18:

$$VTS = z \times \sum_{i=1..n} STS \quad (3.18)$$

Avec: VTD et VTS sont exprimés en (ml), z est l'épaisseur de la coupe en (cm) et STD, STS représentent la surface de la cavité du VG en phases télé-diastolique et télé-systolique, respectivement, exprimée en cm^2 .

La fraction d'éjection FE est la proportion d'éjection de sang de la cavité pendant un battement de cœur, elle est définie par l'équation 3.19:

$$FE = (VTD - VTS) / VTD \quad (3.19)$$

Le volume est obtenu en intégrant les surfaces obtenues sur l'endocarde uniquement. Les volumes en fin de systole et en fin de diastole sont ensuite comparés en calculant la fraction d'éjection, définie comme le rapport entre la différence de volumes cardiaques pendant les temps de fin de diastole et fin de systole. Elle est de l'ordre de $67 \pm 5\%$ chez les individus normaux, et peut-être diminuer en cas d'anomalie de contractilité, pouvant descendre jusqu'à 10-15% en cas de dysfonctionnement sévère, souvent à l'origine d'une insuffisance cardiaque.

Les paramètres cliniques comme le volume télédiastolique (VTD), le volume télésystolique (VTS), ainsi que la fraction d'éjection (FE) sont calculées pour chaque patient de la base de

donnée. Les valeurs trouvées pour VTD, VTS, et FE sont présentés en graphes de la figure 3.11.

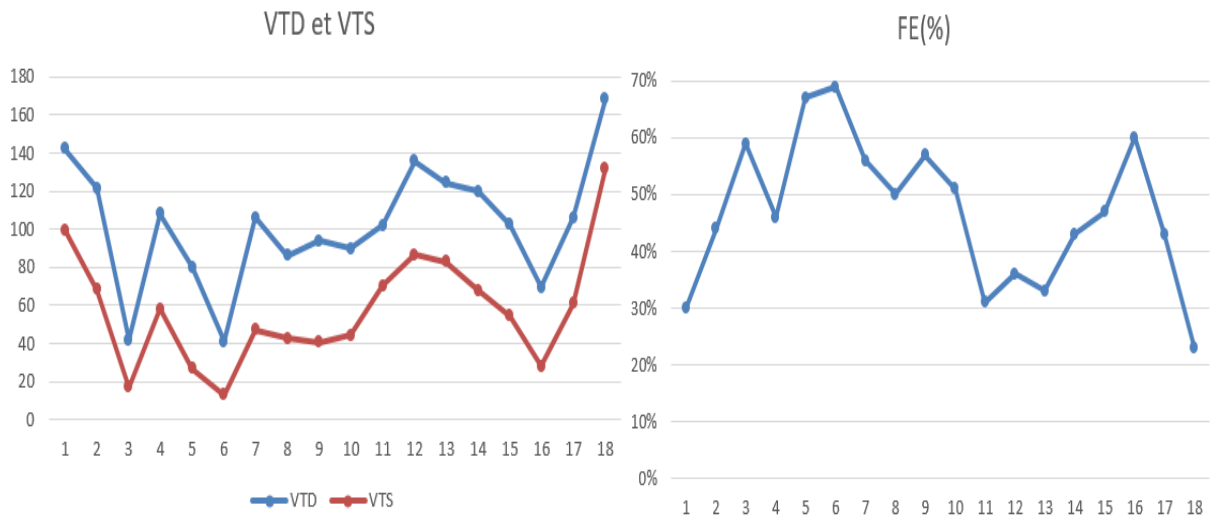
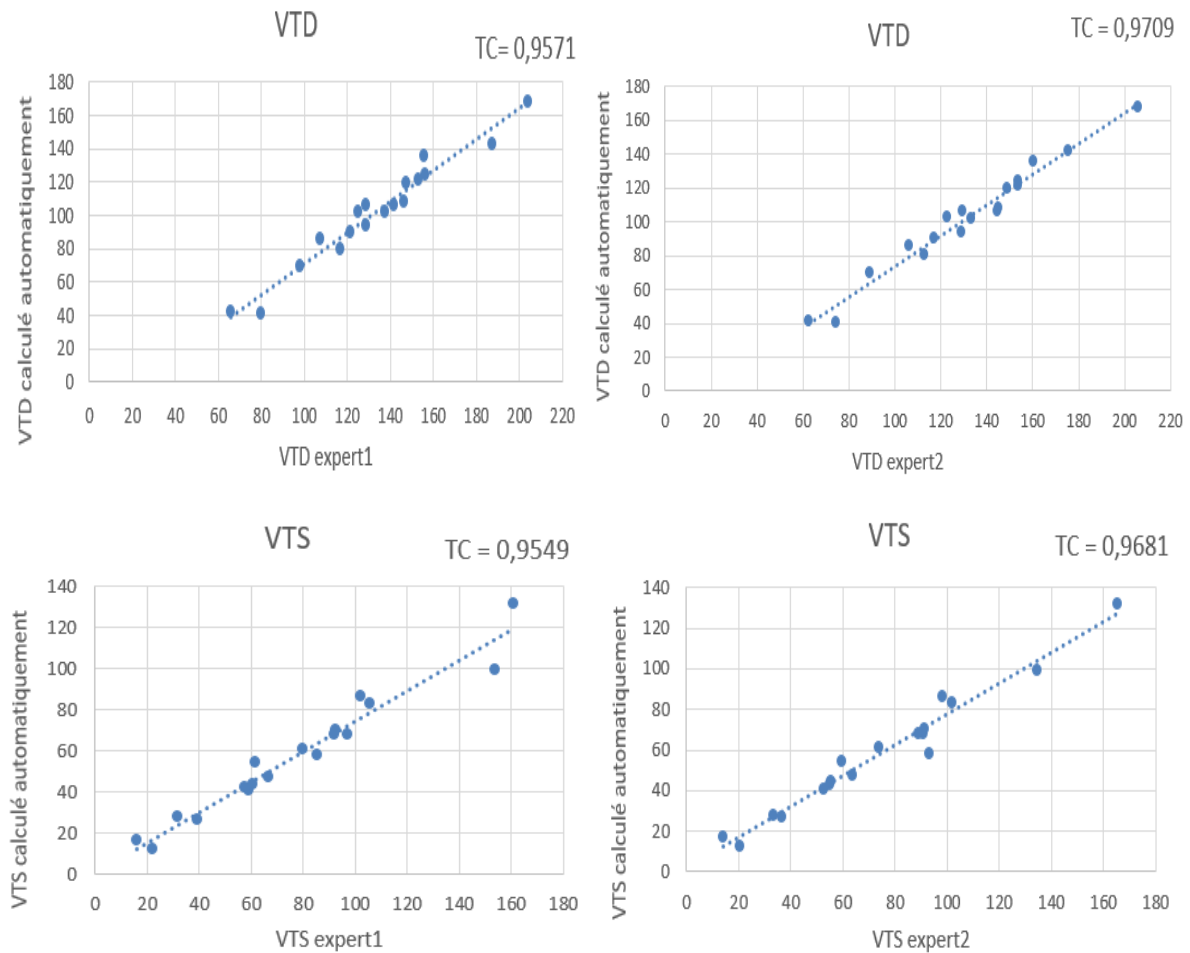


Figure 3.11. VTD, VTS, et FE calculées pour tous les patients de la base de donnée

La figure 3.12 représente la correspondance entre les paramètres (VTD, VTS et FE) calculés automatiquement par la méthode hybride, avec ceux calculés manuellement par les 2 experts.



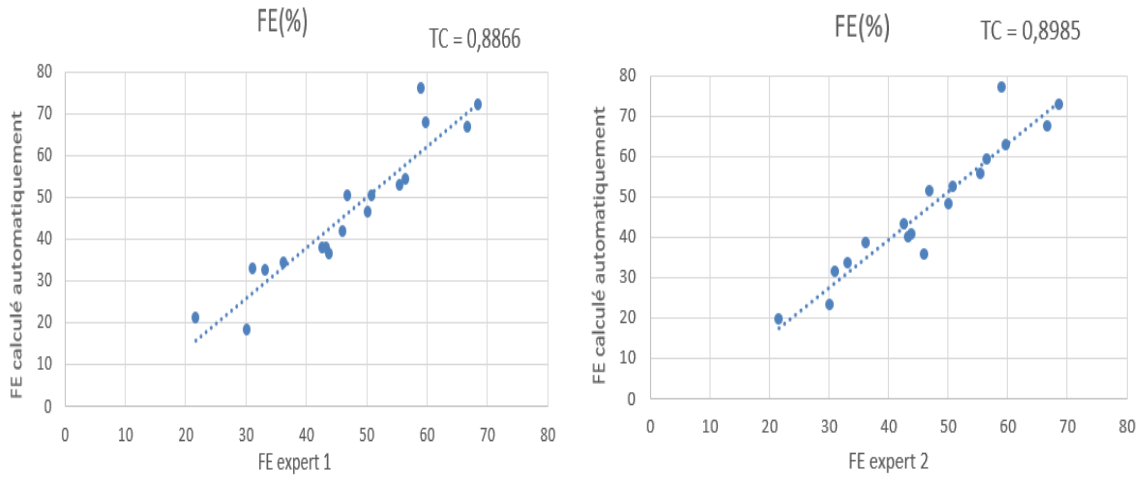


Figure 3.12. Les valeurs trouvées pour VTD, VTS et FE calculés automatiquement, comparés à ceux des experts 1 et 2

Le taux de corrélation (TC) entre les paramètres obtenus par la segmentation automatique et manuelle des experts est réalisé dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1. Taux de corrélation entre les paramètres trouvés par la segmentation manuelle et automatique

Les paramètres/Taux de corrélation	Expert 1	Expert2
VTD	95.71%	97.09%
VTS	95.49%	96.81%
FE	88.66%	89.85%

Le tableau 3.1 présente les résultats de la comparaison entre les segmentations hybrides et celles des experts en termes de paramètres fonctionnels du VG. La concordance entre les valeurs hybrides et les valeurs moyennes des experts, telle que donnée par le coefficient de Lin (taux de corrélation TC), était bonne pour les volume télé-diastolique (95% par rapport à l'expert1 et 97% par rapport à l'expert2). La corrélation pour le VTS est trouvée avec une valeur de (95% pour l'expert1 et 96% pour l'expert2). Pour la FE, la concordance est de (88% pour le premier expert et de 89% pour le second).

3.4 Métriques d'évaluation:

Afin d'évaluer la qualité de segmentation des objets, il existe certain nombre de métriques visant à mesurer la similarité entre le résultat de la segmentation et la vérité terrain. L'indice de Jaccard, connu sous le nom de coefficient de similarité de Jaccard, est une mesure statistique

utilisée dans notre travail pour déterminer les similarités entre la segmentation automatique par la méthode hybride (ensemble A de l'équation) et la vérité terrain (ensemble B de l'équation). La similarité entre les deux ensembles A et B est basée principalement sur la présence ou l'absence de termes dans les 2 ensembles. Idéalement, il est calculé en divisant le nombre total de termes communs entre les deux ensembles par le nombre total de termes qui existent dans au moins un des deux ensembles.

La formulation de Jaccard est présentée ci-dessous [84]:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3.20)$$

Le degré de similarité est une valeur comprise entre 0 et 1 [84]. Si la valeur est 1, les deux ensembles sont identiques, à l'inverse lorsqu'elle est 0 signifie que les deux ensembles sont complètement dissemblables.

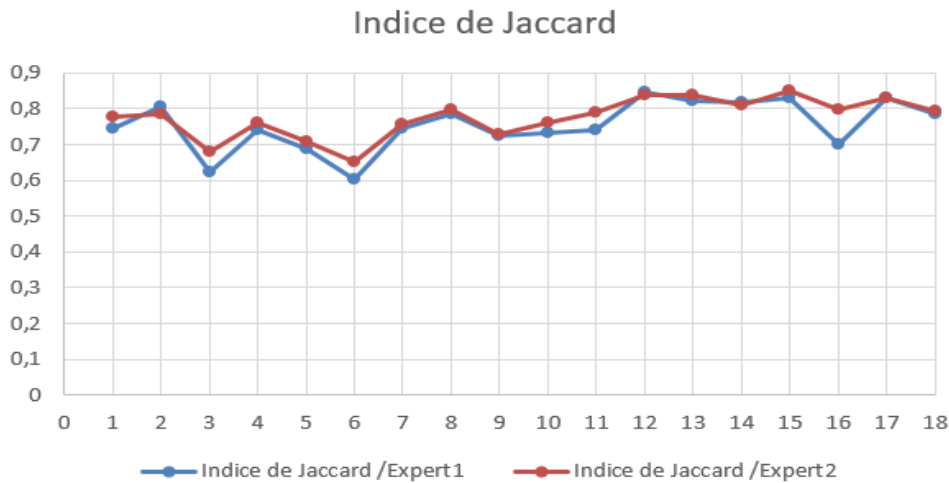


Figure 3.13. Les valeurs de l'indice de jaccard calculées pour les 18 patients de la base de donnée

Pour chaque patient de la base de donnée, la similarité entre les segmentations automatique et manuelle des 2 experts a été évaluée à l'aide de l'indice de jaccard. Selon la figure 3.13, les valeurs trouvées pour cette métrique sont évaluées à $(0.82 \pm 0.04$ pour l'expert1 et 0.83 ± 0.06 pour l'expert2 respectivement). Les valeurs trouvées sont proche de 1 montrant une bonne similarité entre les segmentations automatiques et manuelles du VG et ceux pour toutes les images du cycle.

Pour une comparaison plus détaillée, une autre métrique a été utilisée dans notre travail, il s'agit d'une erreur de segmentation définie comme la distance moyenne entre la surface du VG par l'approche proposée et la surface correspondante segmentée manuellement.

Tableau 3.2. Distance moyenne \pm écart-type entre la segmentation manuelle et automatique comparé avec d'autres travaux de la littérature

<i>Travaux de littérature</i>	<i>Distance moyenne \pm écart-type</i>
[85]	2.38 \pm 0.50
[86]	2.25 \pm 0.41
[87]	2.01 \pm 0.31
[88]	1.51 \pm 0.38
Approche hybride	1.21 \pm 0.31

La performance de l'approche hybride a été démontré par le calcul de la distance moyenne entre les surfaces du VG automatiques et manuelles. Nous avons trouvé une valeur égale à 1.21 ± 0.31 (mm) comparée aux résultats d'autres méthodes rapportés dans la littérature utilisant la même base de donnée, la distance moyenne obtenue par l'approche hybride représente la plus petite valeur (Tableau 3.2). La précision de l'approche est comparable avec celle de [87] et [88] et supérieure à la précision obtenue par les méthodes de [85] et [86]. Ce résultat indique une bonne concordance entre notre approche hybride et la vérité terrain témoignant la performance de notre algorithme.

3.5 Interprétation des résultats:

Nous avons décrit une méthode hybride permettant une extraction automatique précise et robuste des limites endocardiques du VG sur des images petit axe en ciné-IRM cardiaque. En routine clinique, les médecins sont contraints d'ajuster manuellement sur chaque coupe petit axe (PA) une douzaine de points de contrôle autour de la frontière endocardique, conduisant à un temps de traitement total dépassant généralement une demi-heure et à des résultats finaux naturellement sujets à la variabilité intra- et inter-opérateur. Compte tenu de l'augmentation soutenue de la demande clinique d'examen d'IRM cardiaque, ainsi que de la réduction progressive du temps d'acquisition du au développement de séquences d'imagerie rapides, la rapidité et la robustesse du post-traitement apparaissent comme des paramètres cruciaux, qui favorisant sans doute à court ou moyen terme une large diffusion des outils de post-traitement automatisés dans les laboratoires de radiologie.

L'application de la méthode hybride permet d'extraire uniquement la cavité ventriculaire gauche, sans prendre en considération les muscles papillaires. L'opération est effectuée automatiquement par l'algorithme et aucune intervention externe n'est requise. La méthode

proposée est évaluée sur des séquences d'images ciné-IRM de 18 patients. Grâce aux expériences réalisées sur cette base de données, nous montrons:

- La précision de la méthode automatisée par rapport aux segmentations manuelles réalisées par deux cardiologues.
- La capacité de la méthode à calculer des caractéristiques fiables du VG (les volumes télédiastoliques et télésystoliques, ainsi que la fraction d'éjection).
- La continuité temporelle de la segmentation automatisée résultante (segmentation du VG réalisée dans la phase diastolique suivie par la phase systolique).
- L'efficacité temporelle (environ 20 secondes pour segmenter une séquence de 25 images 3D).

Nous avons présenté quelques résultats obtenus lors de la segmentation automatique des images ciné-IRM acquises en petit axe, sur lesquels on voit que la paroi endocardique est parfaitement segmentée. Les résultats trouvés sont similaires à ceux obtenus par des experts traçant manuellement l'endocarde. Les contours endocardiques sont automatiquement extraits avec une bonne précision sur toutes les images qui composent la séquence 3D+t. Le temps nécessaire pour segmenter une séquence ciné IRM de 20 images dans les 2 phases diastolique et systolique ne dépasse pas 1 minutes sur un PC équipé de (Processeur: Intel(R) Core(TM) CPU i5-8250U et 8 Go de RAM).

Les résultats détaillés exposés dans les sections précédentes démontrent que notre approche fournit des résultats pertinents en termes de paramètres fonctionnels du VG, parfaitement compatibles avec une utilisation clinique de routine. L'évaluation de la méthode à l'aide de la base de données en accès libre de 18 IRM cardiaque a montré une grande similitude entre les délimitations de la méthode hybride et les délimitations des experts du ventricule gauche avec une valeur de l'indice de jaccard de 82,5%, et une distance moyenne de 1.21 ± 0.31 (mm) entre les surfaces segmentées manuellement et automatiquement du VG. Les résultats exposés dans le tableau 3.2 semblent cohérents avec ceux rapportés précédemment en utilisant des techniques d'extraction du VG. Les paramètres fonctionnels obtenus avec la règle de simpson dans le plan petit axe sont corrélés avec les paramètres de la vérité terrain (tableau 3.1).

Comme tout travail, notre étude comporte certaines limites. La première limite est que la méthode de segmentation a échoué dans quelques images du cycle cardiaque en raison de certaines régions ventriculaires gauches jointes au ventricule droit et à l'aorte. En outre, le processus de segmentation représente une limite dans le cas d'une mauvaise résolution d'image. Ainsi, la méthode de croissance de région ne fonctionne pas dans certaines coupes en raison de la non-uniformité de l'intensité présentée dans ces images.

Les principaux avantages de la méthode hybride décrite dans le présent travail sont: un

temps de traitement court avec une intervention minimale de l'opérateur, une grande similitude avec la délimitation manuelle par les experts, ce qui donne un faible biais dans l'estimation des paramètres du ventricule gauche par rapport à la variabilité entre experts, et une validation clinique complète par rapport à l'IRM classique en termes des volume ventriculaires gauche et de la fraction d'éjection.

3.6 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthode hybride d'analyse du ventricule gauche basée sur trois algorithmes dans le but d'estimer les paramètres afin d'évaluer la fonction cardiaque. L'idée de notre approche est qu'il n'existe pas de technique unique pour la segmentation du ventricule gauche. Les bruits de respiration présents dans les images sont corrigés par une étape de prétraitement par l'application d'un filtre de diffusion anisotropique. La combinaison entre les trois algorithmes a été bénéfique pour de meilleurs résultats de segmentation.

L'application de l'approche hybride a permis de surmonter quelques problèmes liés à la segmentation du ventricule gauche à partir d'images IRM cardiaque, notamment les limites floues du ventricule gauche et le chevauchement des informations de bord avec la distribution d'intensité des pixels du fond qui affectent directement l'extraction et la reconstruction des informations de bord, l'inhomogénéité de l'intensité entre les différentes coupes, la variabilité de la forme et de la taille de la paroi ventriculaire gauche, la présence des muscles papillaires qui interfère la précision de la segmentation télé-systolique.

L'approche proposée est évaluée quantitativement en comparant le contour estimé du VG avec le tracé manuel des experts en utilisant l'indice de Jaccard et la distance moyenne entre les surfaces manuels et automatiques des VG segmentés. Les valeurs trouvées indiquent la similarité de nos résultats de segmentation avec le traçage manuel des deux experts, ce qui prouve que la méthode pourra être applicable dans la pratique clinique quotidienne.

Chapitre 4:

Détection des infarctus du myocarde sur les
images de rehaussement tardif

4.1 Introduction:

Ces dernières années, l'infarctus du myocarde (IDM) est devenu une menace majeure pour la santé humaine en raison de sa mortalité élevée. En effet, le pronostic des patients atteints par un infarctus du myocarde dépend non seulement de la taille et la localisation de l'infarctus, mais également d'une évaluation précise de la viabilité résiduelle du myocarde, qui aidera à déterminer une stratégie de traitement adaptative. L'IRM devient un examen essentiel pour l'évaluation post-infarctus. En plus de sa capacité d'estimer les paramètres globaux, il permet d'imager et évaluer la viabilité du myocarde infarcté. Elle peut être utilisée pour voir si un myocarde défectueux viable peut retrouver une fonction normale après une revascularisation. Cette étude est réalisée en analysant le tissu cardiaque endommagé à l'aide d'acquisitions statiques par résonance magnétique cardiaque appelées, imagerie de rehaussement tardif (RT) sur laquelle l'infarctus du myocarde est clairement visible une fois le produit de contraste à base de gadolinium est injecté. Grâce à son excellente résolution spatiale et son bon contraste, cette nouvelle modalité d'acquisition permet l'évaluation de la transmuralité de l'infarctus du myocarde en distinguant le myocarde viable et non viable.

La segmentation myocardique est une étape fondamentale dans la détection de l'infarctus du myocarde sur les images de RT. Plusieurs méthodes de segmentation du myocarde et de détection des infarctus ont vu le jour ces dernières années. Dans la plupart des études, les contours myocardiques ont été tracés manuellement pour distinguer le myocarde rehaussé du myocarde non rehaussé. En routine clinique, cela signifie que le processus est méticuleux et prend beaucoup de temps. Cela justifie pleinement le développement de méthodes assistées par ordinateur pour segmenter automatiquement ou semi-automatiquement le myocarde afin de détecter les infarctus et de quantifier leur étendue.

Dans ce chapitre, nous proposerons un nouveau système ciné/RT pour segmenter le myocarde conjointement sur les images de contraction et de rehaussement tardif, afin de détecter ultérieurement l'infarctus du myocarde. Nous définirons tout d'abord la base de donnée utilisée dans ce travail, puis nous décrirons l'approche proposée pour la détection de l'infarctus du myocarde. Par la suite, nous présenterons les résultats obtenus, avec des discussions. A la fin nous finirons le chapitre par une conclusion.

4.2 Données expérimentales:

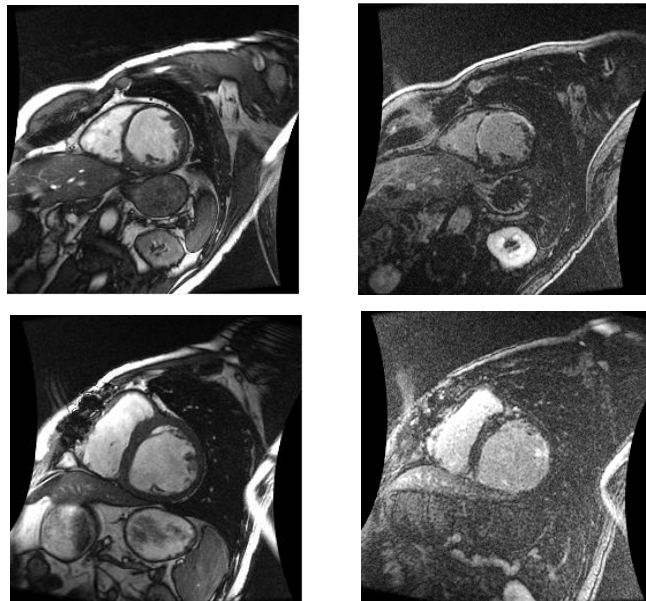
Dans cette partie, nous avons utilisé une base de données nommée SCD « sunnybrook

cardiac data » [91] qui comprend des images IRM cardiaques de 45 individus (âge moyen 66 ans, allant de 45 à 88 ans). Nous possédons, pour chaque patient, une acquisition ciné multi-coupes de 18 à 20 niveaux de coupe et une acquisition de rehaussement tardif. Les images sont enregistrées au format de données DICOM provenant d'un appareil IRM GE 1.5T. L'ensemble des contours ventriculaires gauche endocardiques et épicaudiques est délimité manuellement pour chaque enregistrement de patient au niveau des coupes de fin de diastole et de fin de systole. L'ensemble de données contient quatre catégories d'individus, y compris les patients atteints d'insuffisance cardiaque avec infarctus, les patients avec insuffisance cardiaque sans infarctus, les patients hypertrophiques et les patients sains.

Les quatre groupes pathologiques présents dans cet ensemble de données, ont été classés sur la base de l'article de [92] comme suit:

- 1- Le groupe insuffisance cardiaque avec infarctus (HF-I) avait une fraction d'éjection (FE) $< 40\%$ et des signes de rehaussement tardif au gadolinium.
- 2- Le groupe d'insuffisance cardiaque sans infarctus (HF) présentait une FE $< 40\%$ et aucun signe de rehaussement tardif au gadolinium.
- 3- Le groupe hypertrophie ventriculaire gauche (HYP) avait une FE normale ($> 55\%$) et un rapport entre la masse du ventricule gauche (LV) et la surface corporelle $> 83\text{ g/m}^2$.
- 4- Le groupe sain (N) avait une FE $> 55\%$ et aucune hypertrophie.

La figure 4.1 représente des images de la séquence ciné et leurs images correspondantes de la séquence de rehaussement tardif pour des patients de la base de donnée utilisée:



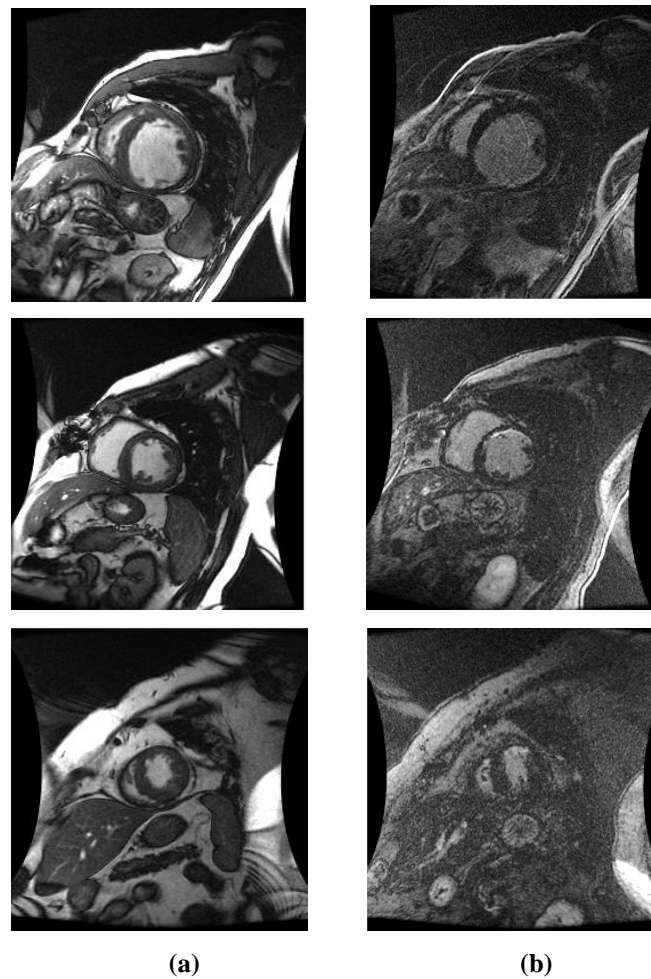


Figure 4.1. Images IRM cardiaque de la base de donnée (a) Images ciné (b) Images de rehaussement tardif

4.3 Méthode de détection de l'infarctus du myocarde:

Plusieurs études ont montré que les acquisitions de rehaussement tardif en IRM sont pertinentes pour la localisation des tissus myocardiques affectés, et que le volume du tissu myocardique endommagé, estimé à partir d'images RT, est fortement corrélée au volume mesuré en TEP. Les images RT sont couramment évaluées conjointement avec l'IRM ciné afin d'évaluer la quantité de viabilité tissulaire résiduelle et la transmuralité cicatricielle des infarctus du myocarde. La quantification de l'extension transmurale de l'infarctus sur les images RT nécessite une segmentation du myocarde avec ses bords endocardique et épicaudique. Dans la pratique courante, l'endocarde et l'épicarde sont délimités manuellement, ce qui est connu pour prendre beaucoup de temps et être sujet à la variabilité intra- et inter-observateur.

L'approche proposée [93] permet d'identifier automatiquement les zones rehaussées sur les images RT après segmentation du myocarde. Etant donné que le muscle infarci apparaît sur les images de rehaussement tardif avec un niveau de gris comparable à celui de la cavité, la

segmentation automatique du myocarde sur ce type d'image est difficile. La méthode que nous proposons consiste tout d'abord à segmenter le myocarde sur les images ciné-IRM cardiaque (première étape de l'approche) avant de le transférer sur les images de rehaussement tardif au gadolinium (deuxième étape de l'approche), en corrigeant les décalages possibles entre les deux acquisitions à l'aide d'une méthode de recalage.

La figure 4.2 représente un schéma récapitulatif de l'approche proposée pour la détection de l'infarctus du myocarde.

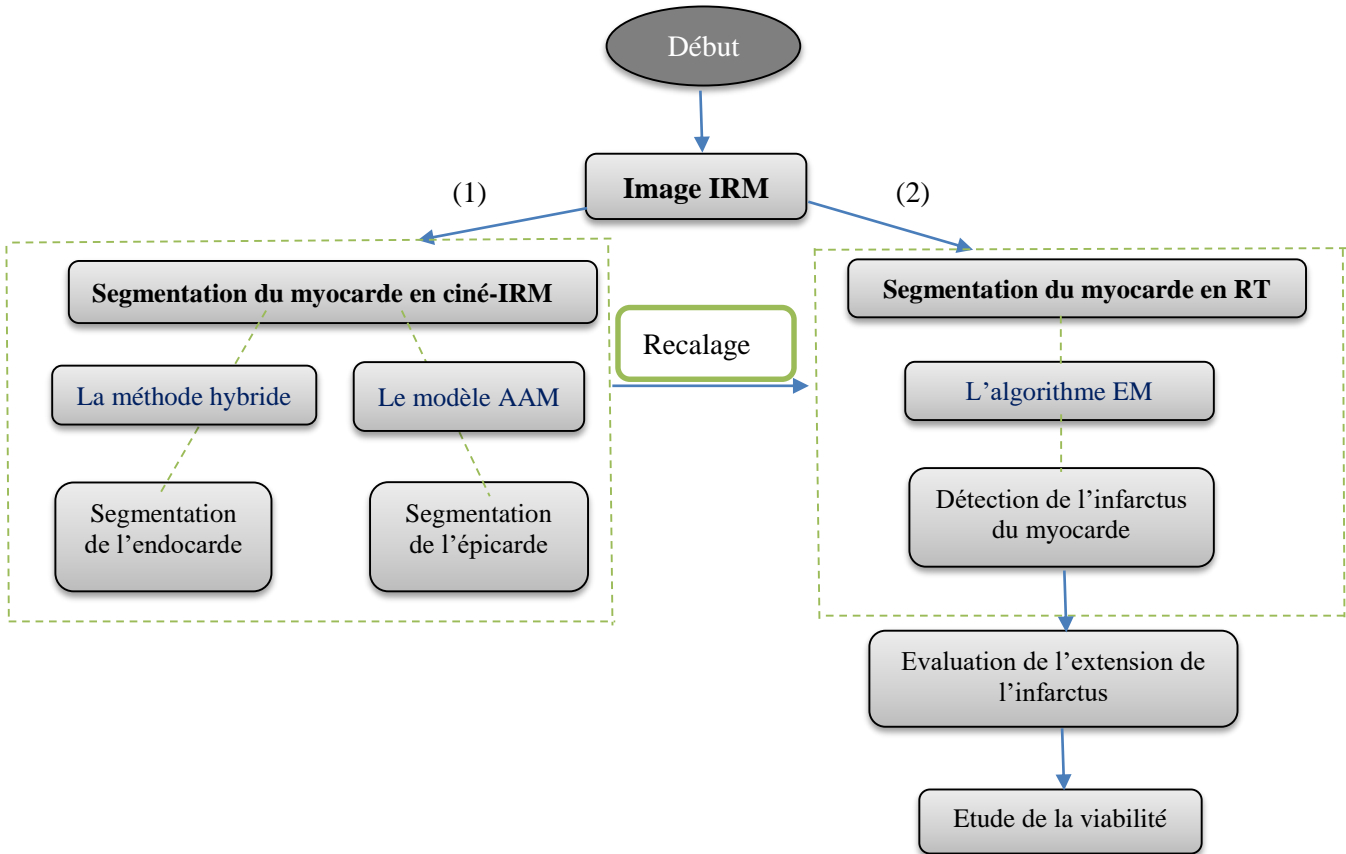


Figure 4.2. Organigramme de l'approche proposée pour la détection des infarctus du myocarde

4.3.1 Segmentation du myocarde à partir des images ciné-IRM cardiaque:

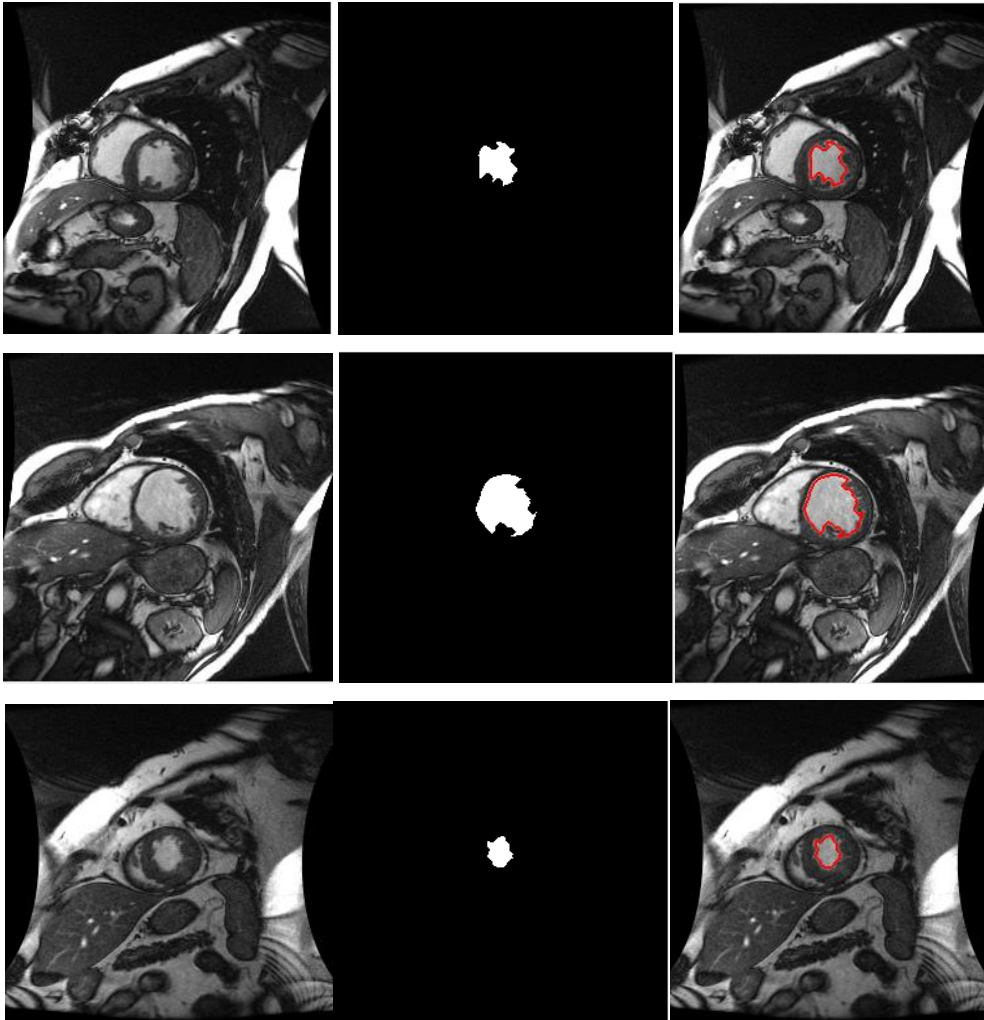
4.3.1.1 Segmentation de l'endocarde:

L'endocarde est détecté automatiquement sur les images ciné en appliquant une approche hybride [75] La méthode proposée est hybride dans le sens où elle combine les résultats de trois algorithmes de segmentation distincts (le seuillage, la croissance de région et le contour actif) afin d'optimiser l'extraction de la cavité du ventricule gauche. Ces méthodes de segmentation ont été choisies parce qu'elles s'agissent de techniques bien établies, efficaces en termes de calcul et qui n'impliquent aucun préalable concernant la forme du myocarde. Elles ont été mises en œuvre d'une façon enchaînée et séquentielle afin d'assurer la robustesse en minimisant

l'intervention de l'opérateur.

Un seuillage automatique est appliqué dans un premier temps pour binariser et extraire toutes les régions existantes dans les images en utilisant la méthode d'Otsu. La deuxième étape consiste à appliquer la méthode de croissance de région où le centre de l'image est pris comme pixel de départ, et l'homogénéité est sélectionnée de manière automatique pour toutes les images. Les pixels sont ensuite classés en fonction de critères d'homogénéité. Dans la dernière étape, une méthode chan-veze basée sur le contour actif est appliquée. La segmentation de l'endocarde est réalisée par la combinaison de ces trois algorithmes donnant de meilleurs résultats.

La figure 4.3 représente le résultat de segmentation de l'endocarde en appliquant l'approche hybride sur des images ciné de la base de donnée utilisée:



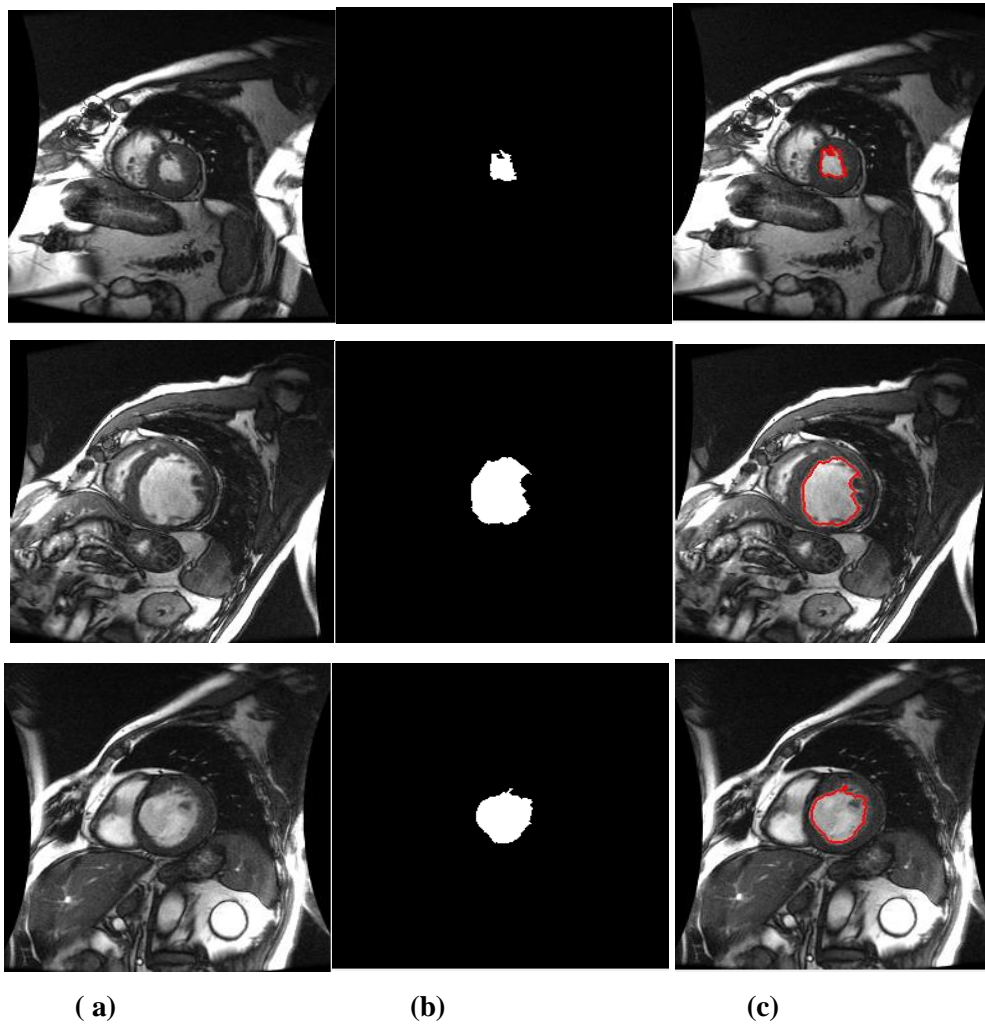


Figure 4.3. Résultats de segmentation de l'endocarde (a) Images ciné-IRM cardiaque (b) Segmentation de l'endocarde (c) Résultats de segmentation de l'endocarde superposés sur les images ciné

4.3.1.1.1 Calcul des paramètres cliniques pour l'évaluation de la fonction ventriculaire gauche:

Par la suite de notre approche, les paramètres fonctionnels tels que le volume télé-diastolique VTD, le volume télé-systolique VTS et la fraction d'éjection FE sont calculés (Tableau 4.1).

Les paramètres cliniques sont calculés pour le diagnostic d'une éventuelle pathologie cardiaque. Dans notre travail, nous nous basons sur la pathologie d'insuffisance cardiaque responsable de l'apparition des infarctus du myocarde, qui peuvent être diagnostiqués dans la séquence de rehaussement tardif après injecter un produit de contraste au gadolinium.

Les valeurs de FE sont de l'ordre de 50 à 70% chez les individus normaux et peuvent être diminuées en cas d'anomalies de contractilité et descendre jusqu'à 20-40% en présence d'un dysfonctionnement majeur, généralement responsable d'une insuffisance cardiaque qui peut

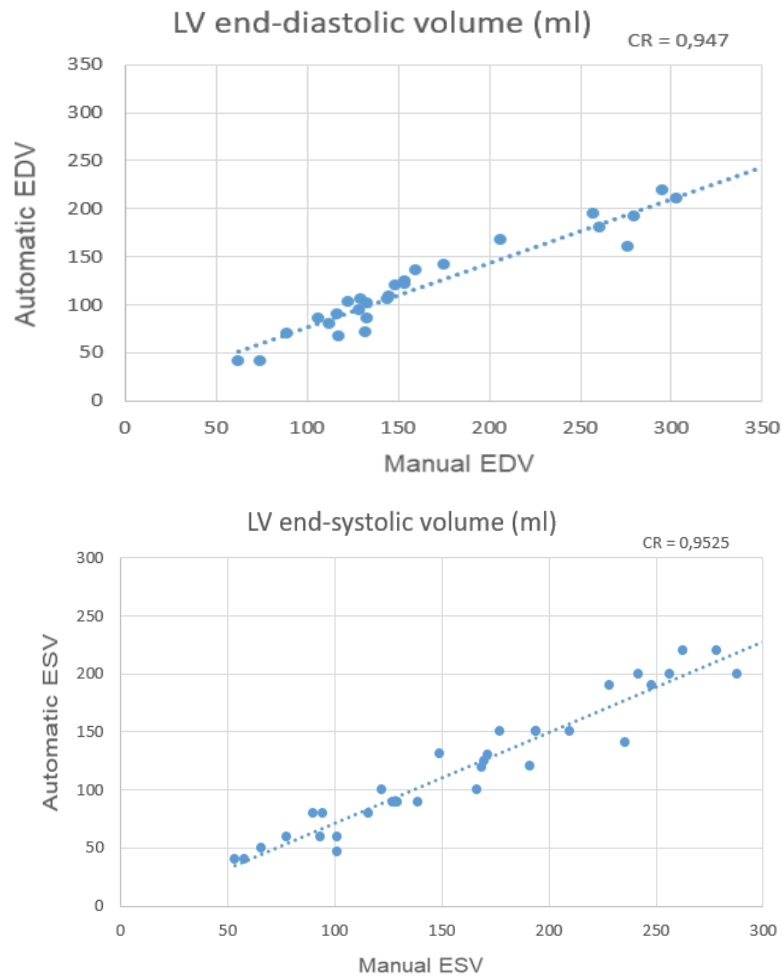
être causée par la présence d'un infarctus du myocarde.

Le tableau 4.1 représente les valeurs trouvées concernant la paramètres cliniques (VTD, VTS et FE) des deux groupes de patients de la base donnée, notamment le groupe insuffisance cardiaque avec infarctus (HF-I), et le groupe d'insuffisance cardiaque sans infarctus (HF).

Tableau 4.1. Paramètres calculés pour les patients souffrant d'insuffisance cardiaque

Paramètres	HF-I	HF
Volume télé-diastolique VTD (ml)	244.92 ± 86.02	233.67 ± 63.21
Volume télé-systolique VTS (ml)	174.34 ± 90.64	158.28 ± 56.34
Fraction d'éjection FE (%)	32.01 ± 12.27	33.09 ± 13.07

Par la suite, les paramètres fonctionnels du VG calculés par l'application de l'approche proposée ont été comparés à ceux calculés manuellement par des experts (Figure 4.4).



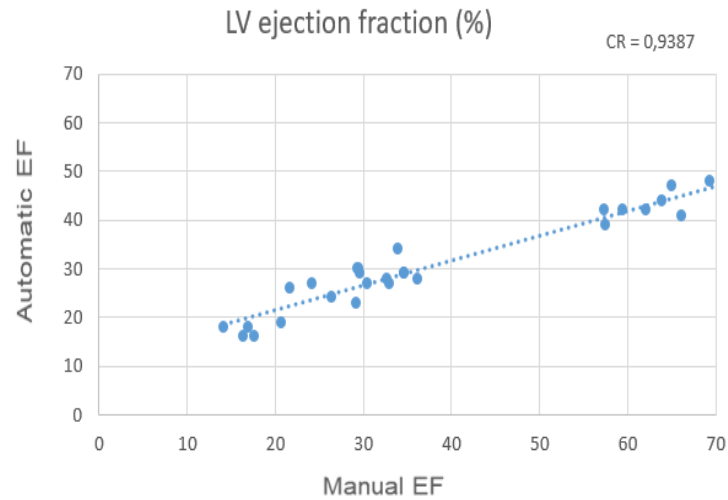


Figure 4.4. Analyse de régression pour le VTD, VTS et FE, comparés aux paramètres manuels du VG

D'après les graphes de la figure 4.4, nous remarquons que les coefficients de corrélation R pour l'estimation du VTD et du VTS sont respectivement de 0,947 et 0,9525, et pour la FE le coefficient R est trouvé avec une valeur de 0,9387.

Selon ces valeurs trouvées nous concluons les points suivants:

- Pour le volume télé-diastolique, une concordance de 94% a été trouvée en comparant les valeurs des VTD calculés par l'approche proposée avec ceux faits manuellement par les experts.
- Concernant le volume télé-systolique, nous avons trouvé une concordance de 95% entre les paramètres automatiques et manuels.
- Enfin les valeurs de la fraction d'éjection calculées de façon automatique sont corrélées avec celles de la vérité terrain avec un taux de 93%.

L'étude de régression de la figure 4.4 démontre une concordance absolue entre les paramètres automatiques et ceux réalisés manuellement.

4.3.1.2 Segmentation de l'épicarde:

Pour la segmentation de l'épicarde, nous avons appliqué un modèle d'apparence actif (AAM) sur les images cinétiques.

4.3.1.2.1 Principe du modèle AAM:

En fait, l'AAM est un modèle d'apparence statistique [94]. Il est basé sur la combinaison entre un modèle de forme et un modèle de texture. Le terme "texture" fait référence au diagramme des niveaux de gris du patch d'image. Le modèle est construit à partir d'un ensemble d'images d'entraînement annotées, avec des points correspondants étiquetés sur chaque

exemple. Une analyse de procrustes est utilisée pour aligner un ensemble de points et créer un modèle de forme statistique [61].

Comme décrit par [95], le modèle AAM basé sur les paramètres c , vérifiant la texture et la forme comme défini dans les équations 4.1 et 4.2:

$$y = \bar{y} + Q_s c \quad (4.1)$$

$$p = \bar{p} + Q_g c \quad (4.2)$$

Où:

\bar{y} représente la forme moyenne,

\bar{p} représente la texture moyenne dans un patch de forme moyenne,

et Q_s , Q_g représentent les matrices décrivant les formes de variation extraites de l'ensemble de données d'apprentissage.

Une forme, Y , peut être générée en transformant de manière appropriée les points y , dans le cadre de l'image: $Y = St(y)$.

St est généralement une transformation de similarité définie par la mise à l'échelle, s , la rotation dans le plan, θ , et la translation le long des 2 axes (tx, ty) .

L'analyse en composantes principales (ACP) est utilisée pour la modélisation de la variation du niveau de gris de l'ensemble d'apprentissage. Le modèle donne une combinaison linéaire de vecteurs propres, y compris la forme et l'intensité appliquées à l'image moyennée. La forme moyenne est ensuite calculée, placée à l'emplacement spécifié sur l'image de test, et un modèle de recherche est utilisé pour déterminer l'emplacement de l'objet et les paramètres de forme-apparence.

Dans notre travail, nous avons appliqué le modèle AAM avec une sélection automatique de la position de départ. L'initialisation du processus de segmentation est généralement effectuée manuellement par les utilisateurs, ce qui rend cette opération longue et fastidieuse en particulier lors de la segmentation de grands ensembles de données, comme dans les images IRM cardiaques tridimensionnelles. Pour cela, un processus automatisé a été proposé pour un meilleur démarrage du modèle. Nous avons choisi la meilleure position spatiale avec une distance euclidienne minimale entre le modèle qui prédit la limite épocardique et tous les autres objets de l'image.

La figure 4.5 représente le résultat de segmentation de l'épicarde en appliquant le modèle AAM sur des images ciné de la base de donnée utilisée:

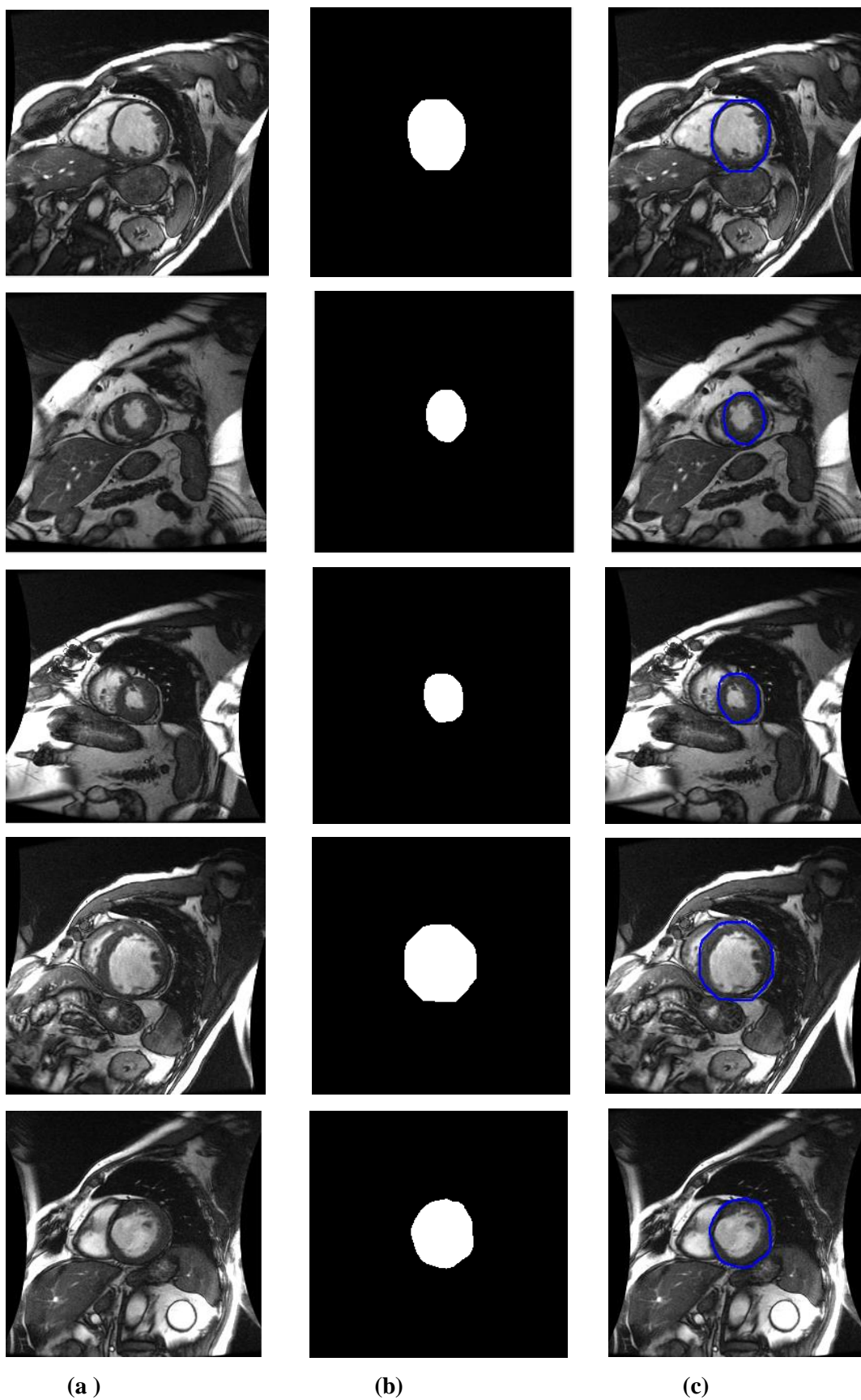


Figure 4.5. Résultats de la segmentation de l'épicarde (a) Images ciné-IRM cardiaque (b) Segmentation de l'épicarde (c) Résultats de segmentation de l'épicarde superposés sur les images ciné

La figure 4.6 montre le résultat de segmentation automatisée du myocarde sur les images ciné, en présentant les contours endocardiques et épicaudiques résultant de l'application de la méthode proposée sur 6 niveaux de coupes:

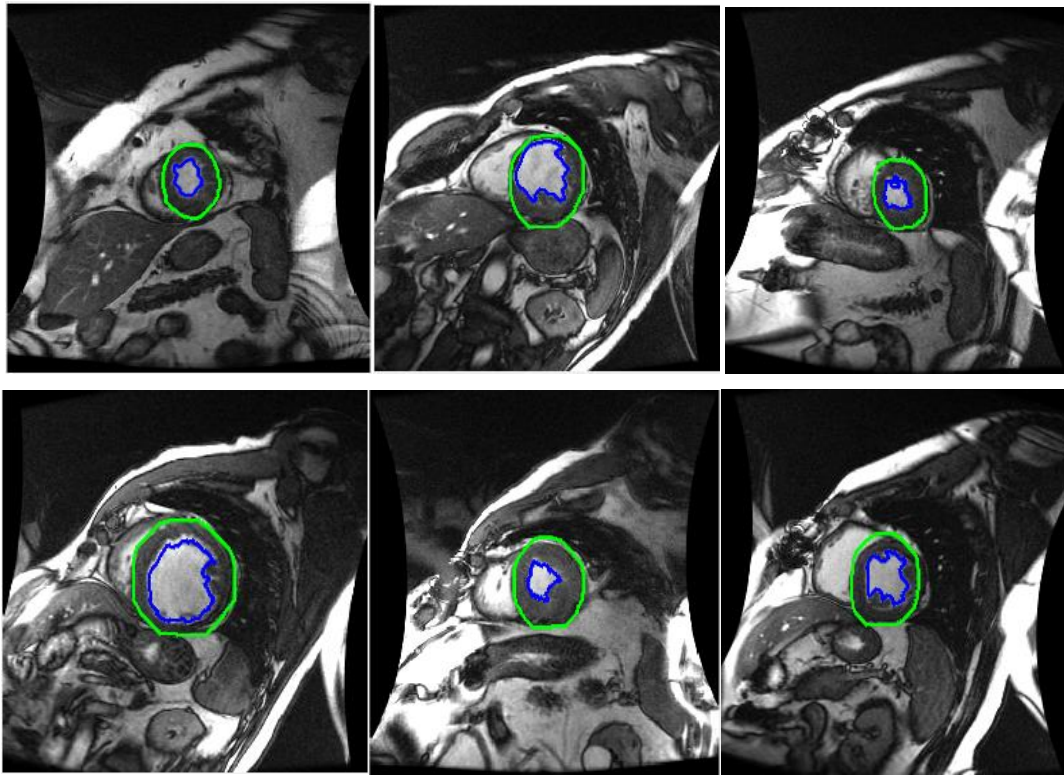


Figure 4.6. Résultats trouvés pour la segmentation du myocarde par la méthode proposée sur 6 niveaux de coupe de la séquence ciné IMR cardiaque

Les images présentées dans la figure 4.6 démontrent que notre approche proposée fournit des résultats pertinents en termes de segmentation endocardique et épicaudique du VG. L'évaluation de la technique à l'aide de la base de données en accès libre de 45 individus a montré une grande similitude entre notre approche et les délimitations manuelles du VG par les experts. La méthode de segmentation a échoué dans certaines images du cycle cardiaque en raison de la non-uniformité de l'intensité dans ces images, ce qui constitue une contrainte pour notre approche. De plus, le processus de segmentation est limité dès que l'image représente une faible résolution.

4.3.1.3 Métriques d'évaluation:

La distance perpendiculaire moyenne (DPM) est utilisée dans notre travail, pour l'évaluation de la précision de segmentation, définie comme une métrique de calcul de distance entre les contours acquis et les contours de vérité terrain spécifiés, comme dans les références [50], [96]. Une valeur DPM inférieure signifie que les deux contours sont exactement identiques.

Nous avons également calculé le coefficient de similarité de Dice (CSD), qui mesure le degré de similarité entre la région de segmentation acquise A et la région de segmentation de la vérité terrain B. Le CSD est défini par [69] (equation 4.3):

$$CSD = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (4.3)$$

avec $|A|$: représente la surface de la région A. CSD est clairement une valeur de 0 à 1, une valeur plus grande impliquant une corrélation plus forte entre les segmentations manuelle et automatique [69].

Le tableau 4.2 montre les valeurs trouvées de DPM et CSD pour les limites endocardiques et épiscopardiques en appliquant l'approche proposée, et qui sont comparée aux autres méthodes existantes dans la littérature.

Tableau 4.2. Les valeurs calculées de la distance perpendiculaire moyenne (DPM) et du coefficient de similarité de Dice (CSD) pour la segmentation de l'endocarde et de l'épicarde par l'approche proposée par rapport aux autres travaux de la littérature.

Travaux de littérature	DPM (mm)		CSD	
	Endo	Epi	Endo	Epi
[97]	2.24 ± 0.40	2.21 ± 0.45	0.89 ± 0.03	0.94 ± 0.02
[98]	2.36 ± 0.39	2.19 ± 0.49	0.88 ± 0.03	0.94 ± 0.02
[99]	2.44 ± 0.56	2.80 ± 0.71	0.86 ± 0.05	0.91 ± 0.03
[100]	1.76 ± 0.45	1.80 ± 0.41	0.90 ± 0.05	0.94 ± 0.02
[69]	1.83 ± 0.42	1.59 ± 0.35	0.90 ± 0.03	0.94 ± 0.01
[85]	2.35 ± 0.54	2.41 ± 0.45	0.86 ± 0.05	0.92 ± 0.02
Approche proposée	1,83 ± 0,35	1,68 ± 0,26	0,90 ± 0,02	0,95 ± 0,03

Les valeurs de DPM et CSD présentées dans le tableau 4.2 semblent cohérents avec ceux rapportés précédemment dans la littérature. Dans la référence [97], une DPM de 2.24 ± 0.40 a été trouvé pour la segmentation de l'endocarde et de 2.21 ± 0.45 pour l'épicarde par rapport à la segmentation de référence. Les valeurs pour le coefficient de similarité de dice sont de 0.89 ± 0.03 et 0.94 ± 0.02 pour l'endocarde et l'épicarde. Dans le travail de [98] des DMP de 2.36 ± 0.39 et 2.19 ± 0.49 sont trouvé pour l'encardre et l'épicarde successivement en les comparant avec la vérité terrain; avec des CSD de 0.88 ± 0.03 et 0.94 ± 0.02. Dans une recherche plus récente de [69], les valeurs de DMP obtenues avec la segmentation de référence ont été

valorisées à 1.83 ± 0.42 pour l'endocarde et 1.59 ± 0.35 pour l'épicarde. Les valeurs de CSD sont trouvées à 0.90 ± 0.03 et 0.94 ± 0.01 pour l'endocarde et l'épicarde. La méthode proposée dans [85] a donné des DPM de 2.35 ± 0.54 et 2.41 ± 0.45 pour l'endocarde et l'épicarde, successivement; ainsi que des CSD de 0.86 ± 0.05 pour l'endocarde et 0.92 ± 0.02 pour l'épicarde.

Par rapport à toutes ces valeurs trouvées, notre approche présente la plus faible DPM avec des valeurs de $1,83 \pm 0,35$ pour l'endocarde et $1,68 \pm 0,26$ pour l'épicarde; et avec un plus grand coefficient de similarité de dice de $0,90 \pm 0,02$ pour l'endocarde et $0,95 \pm 0,03$ pour l'épicarde. L'algorithme proposé obtient des résultats prometteurs en termes de distance perpendiculaire moyenne et de coefficient de similarité de dice. Les valeurs trouvées montrent une grande similarité avec la segmentation manuelle de l'endocarde et de l'épicarde par les experts.

4.3.2 Segmentation du myocarde à partir des images de rehaussement tardif:

Afin de confirmer la présence d'un infarctus du myocarde, on utilise les séquences de rehaussement tardif au gadolinium (RT), réalisées 15 minutes après l'injection du produit de contraste. Actuellement, les acquisitions RT sont considérées comme la méthode idéale pour déterminer le volume myocardique infarcté et ont montré leur supériorité par rapport aux techniques traditionnelles de TEP et de TEMP, en particulier pour la détection de petits infarctus sous-endocardiques.

En effet, les contours obtenus sur les images ciné-IRM sont reportés sur les mêmes images RT en appliquant un recalage rigide dans le but de créer une correspondance spatiale entre les deux ensembles de données. Cette étape de recalage consiste à repositionner l'image RT dans le cadre de l'image ciné, à l'aide d'une transformation géométrique.

4.3.2.1 Définition du recalage:

Le recalage d'image est un processus qui vise à déterminer la meilleure transformation pour aligner deux plans. Le recalage consiste à trouver la transformation produite par un modèle particulier, ce qui permet de placer deux projections relatives au mêmes éléments de la scène en un même point du plan. Cette transformation superpose les pixels de l'une des deux images aux pixels de l'autre dès lors que ces images sont liées aux mêmes éléments de la scène qui restent les mêmes.

L'éventuel déplacement du patient est pris en compte entre les deux acquisitions ciné et RT, en admettant des translations suivant les deux axes x et y. Une fenêtre de recalage est utilisée, avec des bornes fixées à $[-2,2] * [-2,2]$.

Une vérification visuelle par les experts a été mise au point dans cette étape, qui permet une modification de la largeur de la fenêtre de recalage si nécessaire.

En faisant plusieurs tests pour le réglage des paramètres de décalages possibles, une transformation optimale résulte fournissant une meilleure correspondance entre les contours de l'imagerie ciné et ceux de la séquence de rehaussement tardif.

Cette transformation est ensuite appliquée aux contours superposés directement sur les images RT. La figure 4.7 montre le résultat final de la segmentation myocardique sur les 6 niveaux de coupes des images de rehaussement tardif du patient illustré à la figure 4.6.

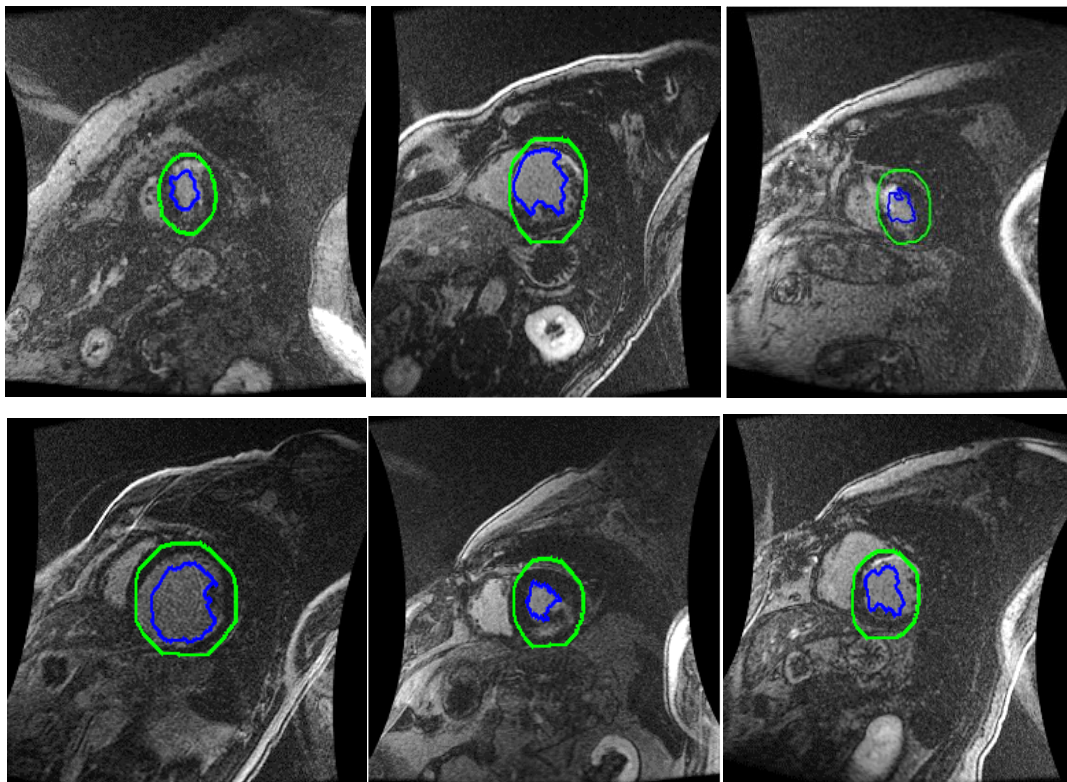


Figure 4.7. Résultats trouvés pour la segmentation du myocarde sur les mages de RT, par la méthode proposée, sur les mêmes 6 niveaux de coupe de la séquence ciné IRM cardiaque

Les zones infarctées apparaissent sur les images RT avec un faible contraste myocardique, tandis que les zones non infarctées apparaissent avec un fort contraste myocardique. Par conséquent, afin de différencier le myocarde rehaussé et non rehaussé, une méthode de segmentation basée sur la classification a été utilisée dans notre approche, réalisée par l'application de l'algorithme EM (Espérance-maximisation) directement sur les images de RT.

4.3.2.2 Principe de l'algorithme EM « Espérance-maximisation » :

Cette méthode est définie comme un algorithme itératif proposé par Dempster, Laird et

Rubin [101]. Elle est employée comme une méthode d'optimisation, dans le domaine de vision par ordinateur.

L'algorithme EM est basé sur deux étapes:

- Etape d'espérance (E), où l'espérance de vraisemblance est calculée à l'aide des variables les plus récemment observées.
- Etape de maximisation (M), où nous maximisons la vraisemblance trouvée à l'étape E pour estimer la vraisemblance maximale des paramètres. Les paramètres trouvés dans l'étape M sont utilisés comme point de départ pour le nouveau processus d'évaluation de l'espérance.

Plusieurs approches d'adaptation de cet algorithme existent. La méthode proposée dans [102] porte sur l'approximation de l'histogramme $H(i)$ de l'image par une somme de gaussiennes:

$G(x, \mu_n, \sigma_n)$ pondérée par α_n (équation 4.4) :

$$\hat{H} = \sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n) \quad (4.4)$$

Où:

\hat{H} est le signal approximatif de H ,

N : le nombre de gaussiens,

μ_n : la moyenne de la gaussienne n ,

σ_n : la variance de la gaussienne n .

Le maximum de vraisemblance est obtenu en calculant un facteur de vraisemblance $V(x, i)$ unique à chaque gaussienne i et pixel x , ce qui permet de recalculer les paramètres de la gaussienne à chaque itération $\mu_n \alpha_n$ (équation 4.5):

$$V(x, i) = \frac{\alpha_i G(x, \mu_i, \sigma_i)}{\sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n)} \quad (4.5)$$

Le critère d'arrêt du processus algorithmique est soit un nombre maximum d'itérations afin de limiter le calcul, soit une erreur inférieure à un seuil.

Le principe de l'algorithme EM peut être résumé par les deux étapes suivantes:

Expectation: approximation de $V(x, i)$:

$$V(x, i) = \frac{\alpha_i G(x, \mu_i, \sigma_i)}{\sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n)}$$

Maximisation: calcul des nouveaux paramètres de chaque gaussienne: $\alpha_n, \mu_n, \sigma_n$.

4.3.2.3 Détection des infarctus du myocarde et étude de la viabilité myocardique:

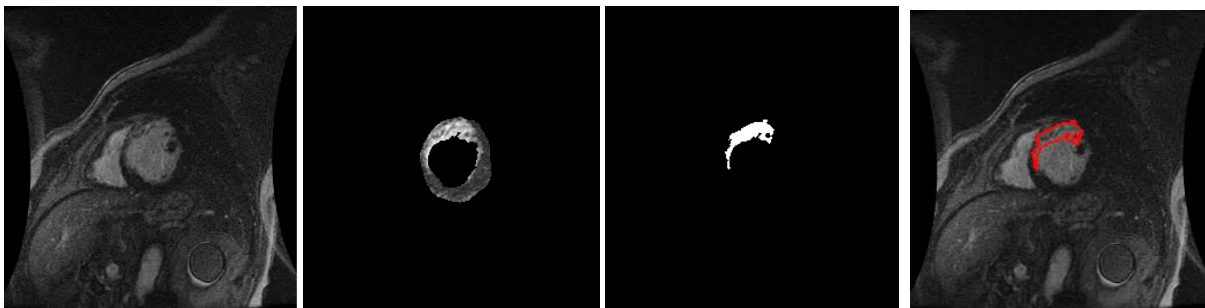
L'IRM cardiaque est une technique couramment utilisée pour analyser la viabilité

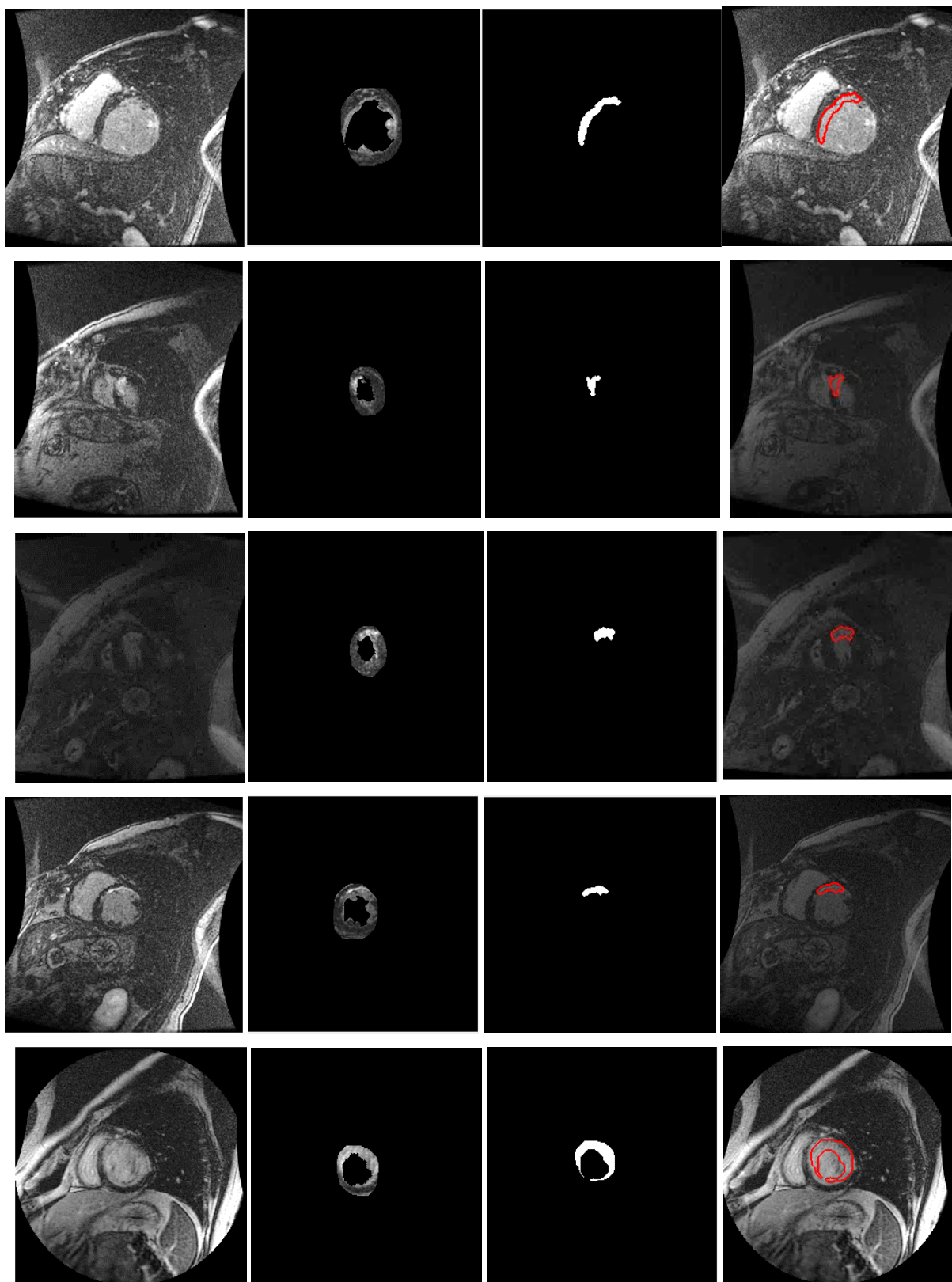
myocardique après un syndrome coronarien aigu. Son but est d'aider à décider une éventuelle procédure de revascularisation coronaire. Plusieurs outils sont utilisés lors d'un même examen, notamment: la présence ou l'absence d'un rehaussement tardif, ainsi que sa transmuralité dix minutes après injection du produit de contraste.

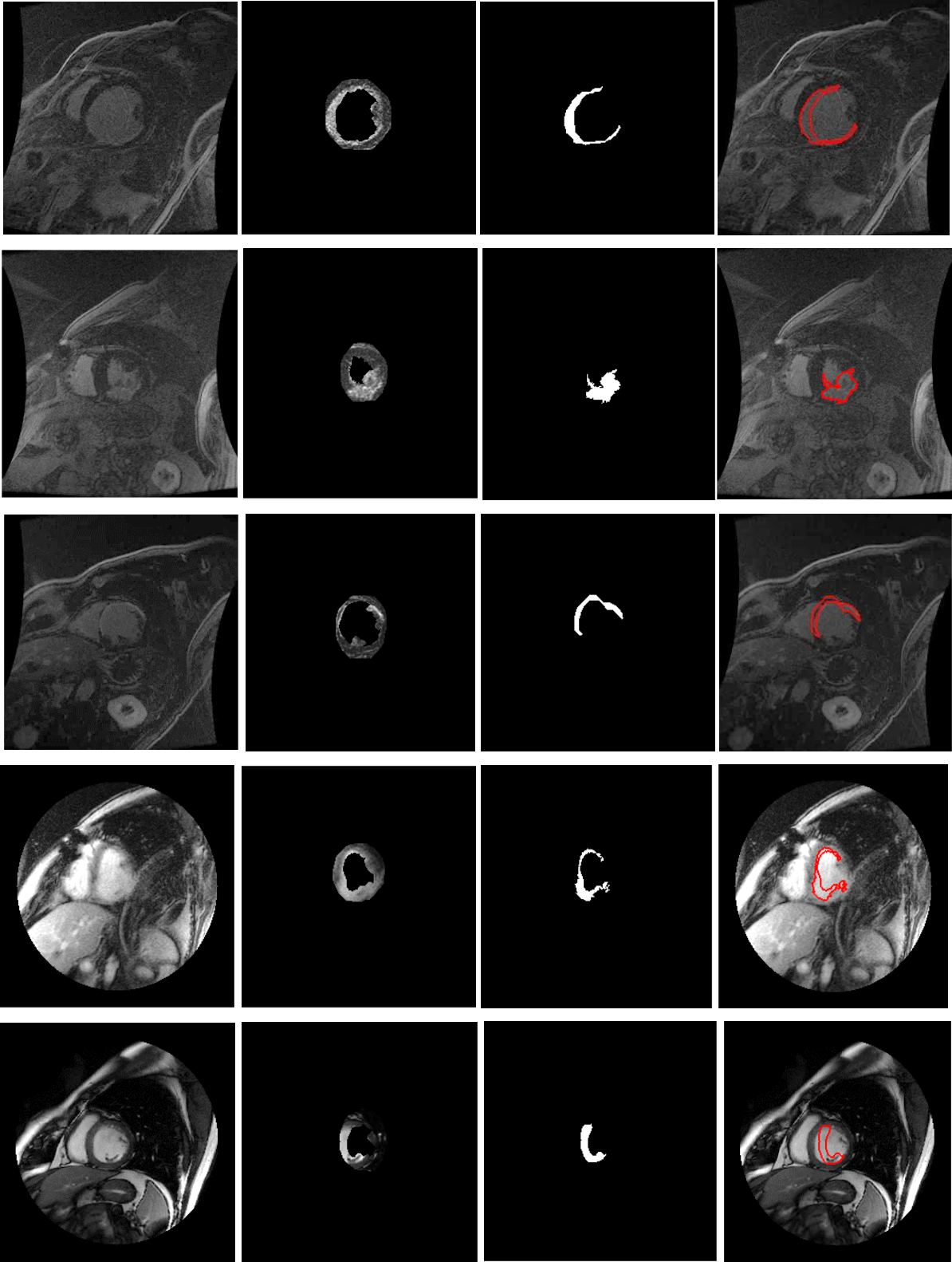
La viabilité est définie comme un état de retour à une fonction contractile myocardique normale après une épisode d'ischémie. Cliniquement, la détection de la viabilité consiste à identifier le myocarde présentant une dysfonction contractile mais capable de retrouver sa fonction de contraction par revascularisation.

L'évaluation de la taille de l'infarctus est très importante pour optimiser les décisions thérapeutiques. Pour cela, nous avons calculé le degré d'extension de l'infarctus sur les images de RT segmentées. Cette extension est estimée en calculant la proportion du ventricule gauche qui était dysfonctionnel mais viable avant la revascularisation, définie comme un hyper-rehaussement inférieur à 25 % du tissu myocardique [103]. En revanche, un infarctus représentant un rehaussement supérieur à 75 % de la taille du myocarde est considéré comme un myocarde non viable avec peu de probabilité de récupération fonctionnelle. Une forte corrélation existe entre la viabilité du myocarde et la survie après une revascularisation.

L'algorithme EM est appliqué sur l'ensemble des images du groupe de patients atteints par une insuffisance cardiaque avec infarctus (HF-I). Dans la figure 4.8, nous avons présenté les différentes images RT de ce groupe de patients (figure 4.8.a). L'infarctus du myocarde est segmenté à partir des images RT après avoir segmenté le myocarde, en appliquant l'algorithme EM dans le but de différencier entre le myocarde rehaussé et non rehaussé. La partie myocardique détectée en niveaux de gris est représentée dans la figure 4.8.b. Le résultat de détection de l'infarctus du myocarde est représenté dans la figure 4.8.c. Enfin, la superposition des contours des IDM sur les images RT est illustrée en figure 4.8.d.







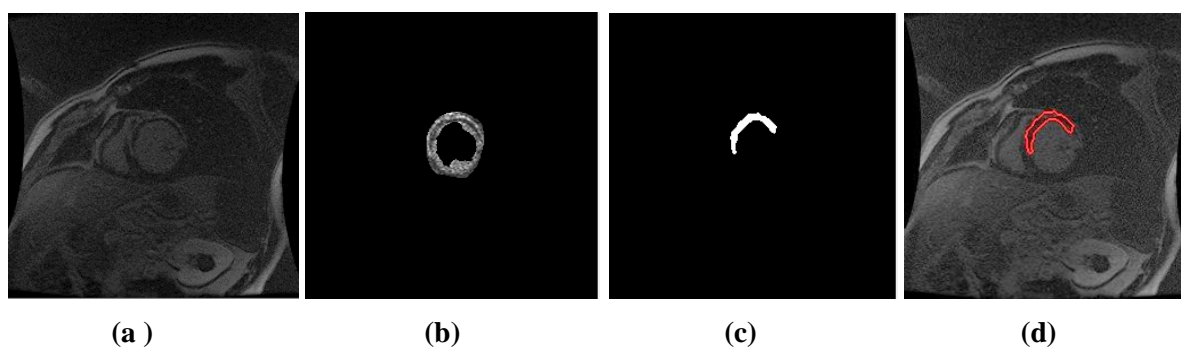


Figure 4.8. Résultats de détection des infarctus du myocarde sur les images RT (a) Images RT (b) Régions myocardiques en niveaux de gris (c) segmentation de l'infarctus du myocarde (d) Résultats de segmentation de l'infarctus du myocarde superposée sur les images RT

La méthode de classification par l'algorithme EM est appliquée dans notre approche en recherchant trois classes dans la région d'intérêt qui représente la région myocardique délimitée par le bord épicardique. L'algorithme EM permet de détecter la région de présence de l'infarctus du myocarde qui se présente sous forme d'une région hyper-rehaussée avec un faible contraste suite à l'accumulation de l'agent de contraste sur la partie atteinte. Les résultats trouvés sont satisfaisants validés par un médecin.

Pour mieux expliquer les exemples de la figure 4.8, nous avons présenté le tableau 4.3 qui résume le cas des patients chez qui un éventuel infarctus du myocarde a été détecté, ces patients souffrant d'une insuffisance cardiaque avec une valeur de FE diminuée. La viabilité myocardique étudiée sur ces patients a été validée par des experts et est basée sur le calcul de l'extension de l'infarctus pour évaluer la quantité de viabilité du tissu myocardique.

Tableau 4.3. La recherche de la viabilité myocardique chez des patients souffrant d'insuffisance cardiaque

Patients	FE(%)	Pathologie	Extension de l'infarctus (%)	Viabilité
1	36	Insuffisance cardiaque avec infarctus	22	Viable
2	38	Insuffisance cardiaque avec infarctus	24	Viable
3	28	Insuffisance cardiaque avec infarctus	13	Viable
4	24	Insuffisance cardiaque avec infarctus	16	Viable
5	21	Insuffisance cardiaque avec infarctus	18	Viable
6	32	Insuffisance cardiaque avec infarctus	80	Non-viable
7	26	Insuffisance cardiaque avec infarctus	76	Non-viable

8	22	Insuffisance cardiaque avec infarctus	24	Viable
9	31	Insuffisance cardiaque avec infarctus	21	Viable
10	35	Insuffisance cardiaque avec infarctus	25	Viable
11	29	Insuffisance cardiaque avec infarctus	23	Viable
12	34	Insuffisance cardiaque avec infarctus	22	Viable

En cas de dysfonctionnement ventriculaire gauche sévère, la recherche de la viabilité du patient doit être un objectif constant, déclaré lorsque les valeurs de FE se situent dans une plage [20-40] %, entraînant une insuffisance cardiaque, causée généralement par la présence d'un infarctus du myocarde.

La recherche d'un dysfonctionnement réversible ou « myocarde viable » a des indications cliniques et pronostiques importantes. En effet, la revascularisation myocardique en présence d'un myocarde viable améliore les symptômes d'insuffisance cardiaque et la survie postopératoire.

En effet, une évaluation précise de l'extension transmurale des régions hyper-rehaussées est essentielle pour estimer la récupération fonctionnelle du myocarde après une opération de reperfusion. En routine clinique, cette extension est estimée visuellement. Dans le but de limiter la subjectivité des opérateurs et les problèmes de reproductibilité, des méthodes quantitatives sont nécessaires pour estimer l'extension transmurale de l'infarctus du myocarde. L'étendue de l'infarctus est calculée dans notre approche en évaluant l'étendue de la zone rehaussée par rapport à l'ensemble de la région myocardique suivant l'équation (4.6):

$$E = \frac{A}{B} * 100 \quad (4.6)$$

Avec:

E: l'étendu de l'infarctus.

A: la surface de la région rehaussée.

B: La surface de la région myocardique.

Dans les cinq premiers exemples (lignes 1-5 du tableau 4.3), des IDM de 22%, 24%, 13%, 16% et 18% respectivement sont détectés sur les images où le myocarde peut récupérer sa fonction de contraction par revascularisation, car l'extension de l'hyper-rehaussement ne dépasse pas 25% de l'épaisseur totale du myocarde.

Dans les deux cas qui suivent (lignes 6-7 du tableau 4.3), nous avons détecté successivement

des infarctus myocardiques de 80% et 76% où l'hyper-rehaussement couvre plus de 75% de la taille du myocarde, ce qui correspond à un myocarde non viable avec une récupération fonctionnelle peu-probable.

Dans les 5 derniers exemples (lignes 8-12 du tableau 4.3), nous avons détecté des infarctus de 24%, 21%, 25%, 23% et 22% du tissu myocardique, ce qui correspond ainsi à une viabilité myocardique prouvée par l'extension de l'IDM de moins de 25% de la taille totale du myocarde.

4.4. Conclusion:

Le présent chapitre décrit une étude d'une pathologie définie comme une insuffisance cardiaque en présence d'un infarctus du myocarde. La segmentation du VG est une étape importante pour la détermination de cette pathologie. L'objectif principal de ce travail est de générer des méthodes qui facilitent le diagnostic et la détection de ces pathologies.

En effet, nous avons proposé une technique qui permet de segmenter le myocarde sur des images de rehaussement tardif à partir des images ciné, de détecter automatiquement l'infarctus du myocarde et de quantifier par la suite son étendue.

Outre sa pertinence diagnostique, la connaissance de l'étendu transmural de la viabilité permet de prédire la récupération fonctionnelle. Par conséquent, cette méthode peut être utile pour évaluer la viabilité avant et après la revascularisation.

Conclusion générale

L'IRM cardiaque est une technique non invasive qui fournit des images avec une excellente résolution spatiale et un contraste élevé. Devenant ainsi un examen clinique de référence, il permet notamment l'étude de la fonction contractile et de la viabilité myocardique en un seul examen. La prise en charge de la pathologie cardiaque, en particulier la pathologie ischémique post-infarctus, est un enjeu clé pour une action rapide et des programmes de traitement adaptés. La segmentation manuelle du ventricule gauche est nécessaire pour une évaluation quantitative des mesures cliniques liées à la fonction contractile et à la viabilité myocardique. Ainsi, dans la pratique clinique, l'analyse est encore dominée par l'interprétation et la segmentation visuelles, qui sont effectuées généralement manuellement, une tâche fastidieuse et subjective.

Par conséquent, dans une première approche, nous avons proposé un algorithme de segmentation des contours du ventricule gauche précis, rapide et entièrement automatique, analysant toutes les phases du cycle cardiaque, basé sur la combinaison des 3 algorithmes de seuillage, croissance par région et de contour actif, assurant l'inclusion des muscles papillaires dans la cavité. Contrairement à d'autres méthodes, l'approche proposée ne nécessite pas un grand nombre d'images d'apprentissage, ni d'initialiser un modèle à travers un grand nombre de segmentations manuelles. Des limites de notre méthode ont été observées dans des cas difficiles de coupes apicales très faiblement contrastées sur lesquelles les contours endocardiques étaient sous-estimés. Une deuxième limitation concerne certaines régions du ventricule gauche qui sont connectées au ventricule droit, ce qui affecte les résultats de segmentation. Cependant, de bons résultats ont été obtenus sur la majorité des images traitées.

La deuxième approche développée porte sur la détection et la quantification des infarctus du myocarde sur les images de rehaussement tardif, un enjeu clé dans la détermination de la viabilité myocardique. Pour cela, une segmentation du myocarde est nécessaire, mais difficile à réaliser sur ce type d'image en raison que le niveau de gris de la cavité ventriculaire gauche est très proche de celui de la zone myocardique infarctée. Dans ce contexte, nous avons développé une méthode utilisant les images ciné pour la segmentation des images de rehaussement tardif par application d'une étape de recalage. Cette segmentation est ensuite utilisée pour la classification du myocarde en régions normales et infarctées, en appliquant l'algorithme EM sur la région myocardique délimitée par le bord épicardique. Une étude de viabilité est réalisée par la suite en estimant l'extension de transmuralité de l'infarctus du

myocarde sur la zone myocardique. La méthode proposée montre une précision remarquable dans le contexte de segmentation du myocarde et de détection des infarctus du myocarde. Nous avons obtenu un grand coefficient de similarité et une distance perpendiculaire moyenne minimale entre l'approche proposée et la segmentation manuelle des experts. L'utilisation du recalage a permis d'améliorer l'alignement de l'IRM ciné et RT dans 95 % des images. L'échec de cette technique dans les 5 % de cas restants est principalement dû à la mauvaise qualité des images de RT. Ces résultats confirment la pertinence de l'approche proposée pour une utilisation clinique de routine.

Il y aura de meilleures acquisitions RT dans le futur, d'une part en optimisant le temps d'inversion pour un bon rehaussement, et d'autre part en optimisant l'intervalle du cycle cardiaque pour l'acquisition de l'image RT. Nous proposons ainsi d'appliquer notre algorithme de détection des IDM sur une base de donnée comportant un plus grand nombre de patients atteints par cette pathologie. D'autres perspectives sont ainsi souhaitable dans de prochains travaux, comme l'étude d'autres pathologies touchant le ventricule gauche, et l'application des algorithmes d'apprentissage dans le but de classer les différentes lésions. Dans l'ensemble, à mesure que notre compréhension de l'IRM cardiaque progresse, nous espérons que cette modalité d'imagerie unique jouera un rôle croissant dans l'évaluation précoce des patients présentant une douleur thoracique. Cela minimisera la nécessité d'autres examens invasifs et offrira également une solution plus rentable.

Les références bibliographiques:

- [1] Martinez, M. (2016). Rôle des fibres de Purkinje dans le substrat arythmogénique et la mort subite, Thèse de doctorat. Université de Bordeaux.
- [2] BOUKHENOUS, M. S. (2021). Implémentation sur FPGA d'un système intelligent pour la surveillance de l'état de santé des patients souffrants d'arythmie cardiaque, Thèse de doctorat. Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène.
- [3] Vignaux, O. (2005). Imagerie cardiaque: scanner et IRM. *Journal des Maladies Vasculaires*, 30(4), 237.
- [4] Shors, S. M., Fung, C. W., François, C. J., Finn, J. P., & Fieno, D. S. (2004). Accurate quantification of right ventricular mass at MR imaging by using cine true fast imaging with steady-state precession: study in dogs. *Radiology*, 230(2), 383-388, doi : 10.1148/radiol.2302021309.
- [5] LALANDE, A. IRM cardio-vasculaire, des séquences d'acquisition aux paramètres physiologiques. 2012. Thèse de doctorat. Université de Bourgogne.
- [6] Declerck, J. (1997). Étude de la dynamique cardiaque par analyse d'images tridimensionnelles, Thèse de doctorat. Université Nice Sophia Antipolis.
- [7] Jondeau, G., Beauvais, F., Guiti, C., & Chikli, F. (2002). Guide pratique de cardiologie. Elsevier Masson.
- [8] American Heart Association Writing Group on Myocardial Segmentation and Registration for Cardiac Imaging: Cerqueira, M. D., Weissman, N. J., Dilsizian, V., Jacobs, A. K., Kaul, S., ... & Verani, M. S. (2002). 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. *Circulation*, 105(4), 539-542, doi : 10.1161/hc0402.102975.
- [9] Bianchi, K. (2014). Segmentation interactive d'images cardiaques dynamiques. Thèse de doctorat. Université d'Auvergne-Clermont-Ferrand I.
- [10] Radi, L., Chadli, A., El Ghomari, H., & Farouqi, A. (2009). P55 Cardiopathie ischémique chez les patients hypertendus et diabétiques. *Diabetes & Metabolism*, 35, A41, doi : 10.1016/S1262-3636(09)71853-1.
- [11] El-Berberi 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 / Télécom ParisTech-EDITE de Paris- 2009.
- [12] Andreelli, F. (2008). Définition de l'infarctus du myocarde. *Médecine des maladies métaboliques*, 2(1), 55.
- [13] Kloner, R. A. (2020). Stunned and hibernating myocardium: where are we nearly 4 decades later?. *Journal of the American Heart Association*, 9(3), e015502, doi : 10.1161/JAHA.119.015502.
- [14] SANTIAGO, Carlos Jorge Andrade Mariz. Segmentation of the Left Ventricle in Cardiac Magnetic Resonance. 2017. Thèse de doctorat. Institut supérieur technique- Université de Lisbonne.
- [15] Chenoune, Y. (2008). Estimation des déformations myocardiques par analyse d'images, Thèse de doctorat. Paris Est.
- [16] Charline D., <https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/examens-medicaux/irm>, 2017.
- [17] Buser, P. T., Auffermann, W., Holt, W. W., Wagner, S., Kircher, B., Wolfe, C., & Higgins, C. B. (1989).

- Noninvasive evaluation of global left ventricular function with use of cine nuclear magnetic resonance. *Journal of the American College of Cardiology*, 13(6), 1294-1300, doi : 10.1016/0735-1097(89)90304-5
- [18] Petitjean, C., & Dacher, J. N. (2011). A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images. *Medical image analysis*, 15(2), 169-184, doi : 10.1016/j.media.2010.12.004.
- [19] Locca, D., Jeanrenaud, X., Girod, G., Monney, P., De Palma, R., Schwitter, J., ... & Beckmann, J. (2009). Rôle de l'IRM cardiaque dans le dépistage des cardiomyopathies de l'adulte. *Rev Med Suisse*, 5, 2051-7.
- [20] Listerud, J., Einstein, S., Outwater, E., & Kressel, H. Y. (1992). First principles of fast spin echo. *Magnetic resonance quarterly*, 8(4), 199-244.
- [21] Ferreira, P. F., Gatehouse, P. D., Mohiaddin, R. H., & Firmin, D. N. (2013). Cardiovascular magnetic resonance artefacts. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 15(1), 1-39, doi : 10.1186/1532-429X-15-41.
- [22] Bieri, O., & Scheffler, K. (2013). Fundamentals of balanced steady state free precession MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 38(1), 2-11, doi : 10.1002/jmri.24163.
- [23] Benjelloun, H., Cranney, G. B., Kirk, K. A., Blackwell, G. G., Lotan, C. S., & Pohost, G. M. (1991). Interstudy reproducibility of biplane cine nuclear magnetic resonance measurements of left ventricular function. *The American journal of cardiology*, 67(16), 1413-1420, doi : 10.1016/0002-9149(91)90473-X.
- [24] Russo, V., Lovato, L., & Ligabue, G. (2020). Cardiac MRI: technical basis. *La radiologia medica*, 125(11), 1040-1055, doi : 10.1007/s11547-020-01282-z.
- [25] Vassiliou, V. S., Perperoglou, A., Raphael, C. E., Joshi, S., Malley, T., Everett, R., ... & Prasad, S. K. (2017). Midwall fibrosis and 5-year outcome in moderate and severe aortic stenosis. *Journal of the American College of Cardiology*, 69(13), 1755-1756., doi : 10.1016/j.jacc.2017.01.034.
- [26] Vergara, G. R., & Marrouche, N. F. (2011). Tailored management of atrial fibrillation using a LGE-MRI based model: from the clinic to the electrophysiology laboratory. *Journal of cardiovascular electrophysiology*, 22(4), 481-487, doi : 10.1111/j.1540-8167.2010.01941.x.
- [27] Puntmann, V. O., Voigt, T., Chen, Z., Mayr, M., Karim, R., Rhode, K., ... & Nagel, E. (2013). Native T1 mapping in differentiation of normal myocardium from diffuse disease in hypertrophic and dilated cardiomyopathy. *JACC: Cardiovascular Imaging*, 6(4), 475-484, doi : 10.1016/j.jcmg.2012.08.019.
- [28] Hergan, K., Schuster, A., Frühwald, J., Mair, M., Burger, R., & Töpker, M. (2008). Comparison of left and right ventricular volume measurement using the Simpson's method and the area length method. *European journal of radiology*, 65(2), 270-278, doi : 10.1016/j.ejrad.2007.03.031.
- [29] Dacher, J. N., Bejar, S., Wong, T. S., Mehier, B., & Dubourg, B. (2017). IRM et fonction systolique ventriculaire gauche. *Journal d'imagerie diagnostique et interventionnelle*, 1, S9-S13, doi : 10.1016/S2543-3431(18)30067-8.
- [30] Maceira, A. M., Prasad, S. K., Khan, M., & Pennell, D. J. (2006). Normalized left ventricular systolic and diastolic function by steady state free precession cardiovascular magnetic resonance. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 8(3), 417-426, doi : 10.1080/10976640600572889.
- [31] Christodoulou, A. G., Shaw, J. L., Nguyen, C., Yang, Q., Xie, Y., Wang, N., & Li, D. (2018). Magnetic resonance multitasking for motion-resolved quantitative cardiovascular imaging. *Nature biomedical*

engineering, 2(4), 215-226, doi : 10.1038/s41551-018-0217-y.

[32] Florentine, M. S., Grosskreutz, C. L., Chang, W., Hartnett, J. A., Dunn, V. D., Ehrhardt, J. C., ... & Skorton, D. J. (1986). Measurement of left ventricular mass in vivo using gated nuclear magnetic resonance imaging. *Journal of the American College of Cardiology*, 8(1), 107-112, doi : 10.1016/S0735-1097(86)80099-7.

[33] Petersen, S. E., Aung, N., Sanghvi, M. M., Zemrak, F., Fung, K., Paiva, J. M., ... & Neubauer, S. (2017). Reference ranges for cardiac structure and function using cardiovascular magnetic resonance (CMR) in Caucasians from the UK Biobank population cohort. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 19(1), 1-19, doi : 10.1186/s12968-017-0327-9.

[34] Constantinides, C., Chenoune, Y., Kachenoura, N., Rouillot, E., Mousseaux, E., Herment, A., & Frouin, F. (2009). Semi-automated cardiac segmentation on cine magnetic resonance images using GVF-Snake deformable models. *The MIDAS Journal-Cardiac MR Left Ventricle Segmentation Challenge*, 77, doi : <http://hdl.handle.net/10380/3108>.

[35] Zhu, Y., Papademetris, X., Sinusas, A. J., & Duncan, J. S. (2009). Segmentation of the left ventricle from cardiac MR images using a subject-specific dynamical model. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(3), 669-687, doi : 10.1109/tmi.2009.2031063.

[36] Carminati, M. C., Piazzese, C., Pepi, M., Tamborini, G., Gripari, P., Pontone, G., ... & Caiani, E. G. (2018). A statistical shape model of the left ventricle from real-time 3D echocardiography and its application to myocardial segmentation of cardiac magnetic resonance images. *Computers in biology and medicine*, 96, 241-251, doi : 10.1016/j.combiomed.2018.03.013.

[37] Yang, C., Wu, W., Su, Y., & Zhang, S. (2017). Left ventricle segmentation via two-layer level sets with circular shape constraint. *Magnetic resonance imaging*, 38, 202-213, doi : 10.1016/j.mri.2017.01.011.

[38] Huang, S., Liu, J., Lee, L. C., Venkatesh, S. K., Teo, L. L. S., Au, C., & Nowinski, W. L. (2011). An image-based comprehensive approach for automatic segmentation of left ventricle from cardiac short axis cine mr images. *Journal of digital imaging*, 24, 598-608, doi : 10.1007/s10278-010-9315-4.

[39] Ngo, T. A., & Carneiro, G. (2013, September). Left ventricle segmentation from cardiac MRI combining level set methods with deep belief networks. In *2013 IEEE International Conference on Image Processing, IEEE*, 695-699, doi : 10.5815/ijigsp.2013.10.03.

[40] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90, doi : 10.1145/3065386.

[41] Chen, C., Qin, C., Qiu, H., Tarroni, G., Duan, J., Bai, W., & Rueckert, D. (2020). Deep learning for cardiac image segmentation: a review. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 7, 25, doi : 10.3389/fcvm.2020.00025.

[42] Bernard, O., Lalande, A., Zotti, C., Cervenansky, F., Yang, X., Heng, P. A., ... & Jodoin, P. M. (2018). Deep learning techniques for automatic MRI cardiac multi-structures segmentation and diagnosis: is the problem solved?. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(11), 2514-2525, doi : 10.1109/TMI.2018.2837502.

[43] Khan, A., Nfai, D., et al. (2022). Segmentation Model Approaches using Cardiac Magnetic Resonance Images: A Review, 01, 1-12, doi : 10.36227/techrxiv.21572922.v1.

- [44] Wang, L., Pei, M., Codella, N. C., Kochar, M., Weinsaft, J. W., Li, J., ... & Wang, Y. (2015). Left ventricle: fully automated segmentation based on spatiotemporal continuity and myocardium information in cine cardiac magnetic resonance imaging (LV-FAST). *BioMed research international*, 2015,1-9, doi : 10.1155/2015/367583.
- [45] Cai, K., Yang, R., Chen, H., Li, L., Zhou, J., Ou, S., & Liu, F. (2017). A framework combining window width-level adjustment and Gaussian filter-based multi-resolution for automatic whole heart segmentation. *Neurocomputing*, 220, 138-150, doi : 10.1016/j.neucom.2016.03.106.
- [46] Dali Youcef, S., Messadi, M., & Bessaid, A. (2019, November). Left ventricular Analysis Method in Cardiac Cine MRI. In 2019 6th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA), 1-5, doi : 10.1109/ISPA48434.2019.8966814.
- [47] Najman, L., Cousty, J., Couprie, M., Talbot, H., Clément-Guinaudeau, S., Goissen, T., & Garot, J. (2007). An open, clinically-validated database of 3D+ t cine-MR images of the left ventricle with associated manual and automated segmentations. *Insight Journal*, doi : <http://laurentnajman.org/heart>.
- [48] Koo, J. K., Sohn, B. S., & Hong, B. W. (2017). Segmentation of left ventricle in cardiac MRI via contrast-invariant deformable template. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 7(8), 1682-1688, doi : 10.1166/jmih.2017.2275.
- [49] Khan, A., Awang Iskandar, D. N. F., Ujir, H., & Chai, W. Y. (2017). Automatic segmentation of CMRIs for LV contour detection. In 9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications, Springer, Singapore, 313-319, doi : 10.1007/978-981-10-1721-6.
- [50] Wijnhout, J., Hendriksen, D., Assen, H., & Der Geest, R. (2009). LV challenge LKEB contribution: fully automated myocardial contour detection. *The MIDAS journal*, 43, 2, doi: 10.54294/xvoael.
- [51] Irshad, M., Muhammad, N., Sharif, M., & Yasmeen, M. (2018). Automatic segmentation of the left ventricle in a cardiac MR short axis image using blind morphological operation. *The European Physical Journal Plus*, 133(4), 1-14, doi : 10.1140/epjp/i2018-11941-0.
- [52] Yang, D., Huang, Q., Axel, L., & Metaxas, D. (2018, April). Multi-component deformable models coupled with 2D-3D U-Net for automated probabilistic segmentation of cardiac walls and blood. In 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 479-483, doi : 10.1109/ISBI.2018.8363620.
- [53] Santiago, C., Nascimento, J. C., & Marques, J. S. (2017, September). Fast and accurate segmentation of the LV in MR volumes using a deformable model with dynamic programming. In 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 1747-1751, doi : 10.1109/ICIP.2017.8296581.
- [54] Upendra, R. R., Wentz, B. J., Simon, R., Shontz, S. M., & Linte, C. A. (2021, June). CNN-based cardiac motion extraction to generate deformable geometric left ventricle myocardial models from cine MRI. In International Conference on Functional Imaging and Modeling of the Heart, Springer, Cham, 253-263, doi : 10.1007/978-3-030-78710-3_25 .
- [55] Xiong, J., Po, L. M., Cheung, K. W., Xian, P., Zhao, Y., Rehman, Y. A. U., & Zhang, Y. (2021). Edge-sensitive left ventricle segmentation using deep reinforcement learning. *Sensors*, 21(7), 2375, doi : 10.3390/s21072375.
- [56] Shahzad, R., Tao, Q., Dzyubachyk, O., Staring, M., Lelieveldt, B. P., & van der Geest, R. J. (2017).

Fully-automatic left ventricular segmentation from long-axis cardiac cine MR scans. *Medical Image Analysis*, 39, 44-55, doi : 10.1016/j.media.2017.04.004.

[57] Dangi, S., Cahill, N., & Linte, C. A. (2017). Integrating atlas and graph cut methods for left ventricle segmentation from cardiac cine MRI. In *International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, Springer, Cham, 76-86, doi : 10.1007/978-3-319-52718-5_9.

[58] Li, B., Liu, Y., Occleshaw, C. J., Cowan, B. R., & Young, A. A. (2010). In-line automated tracking for ventricular function with magnetic resonance imaging. *JACC: Cardiovascular Imaging*, 3(8), 860-866, doi : 10.1016/j.jcmg.2010.04.013.

[59] Suinesiaputra, A., Cowan, B. R., Finn, J. P., Fonseca, C. G., Kadish, A. H., Lee, D. C., ... & Young, A. A. (2011). Left ventricular segmentation challenge from cardiac MRI: a collation study. In *International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, Springer, Berlin, Heidelberg, 7085, 88-97, doi : 10.1007/978-3-642-28326-0_9.

[60] Bustamante, M., Gupta, V., Forsberg, D., Carlhäll, C. J., Engvall, J., & Ebberts, T. (2018). Automated multi-atlas segmentation of cardiac 4D flow MRI. *Medical image analysis*, 49, 128-140, doi : 10.1016/j.media.2018.08.003.

[61] Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H., & Graham, J. (1995). Active shape models-their training and application. *Computer vision and image understanding*, 61(1), 38-59, doi: 10.1006/cviu.1995.1004.

[62] Piazzese, C., Carminati, M. C., Colombo, A., Krause, R., Potse, M., Auricchio, A., ... & Caiani, E. G. (2016). Segmentation of the left ventricular endocardium from magnetic resonance images by using different statistical shape models. *Journal of electrocardiology*, 49(3), 383-391, doi : 10.1016/j.jelectrocard.2016.03.017.

[63] Gopal, S., & Terzopoulos, D. (2016). Automated model-based left ventricle segmentation in cardiac MR images. In *Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, Springer, Cham, 3-12, doi : 10.1007/978-3-319-28712-6_1.

[64] Santiago, C., Nascimento, J. C., & Marques, J. S. (2017). A new ASM framework for left ventricle segmentation exploring slice variability in cardiac MRI volumes. *Neural Computing and Applications*, 28(9), 2489-2500, doi : 10.1007/s00521-016-2337-1.

[65] Xu, C., Pham, D. L., & Prince, J. L. (2000). Medical Image Segmentation Using Deformable Models, *Handbook of Medical Imaging-Volume2: Medical Image Processing and Analysis*, 129-174.

[66] Hajiaghayi, M., Groves, E. M., Jafarkhani, H., & Kheradvar, A. (2016). A 3-D active contour method for automated segmentation of the left ventricle from magnetic resonance images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(1), 134-144, doi : 10.1109/TBME.2016.2542243.

[67] Kurzendorfer, T., Brost, A., Forman, C., & Maier, A. (2017). Automated left ventricle segmentation in 2-D LGE-MRI. In *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging*, 831-834, doi : 10.1109/ISBI.2017.7950646.

[68] Bi, K., Tan, Y., Cheng, K., Chen, Q., & Wang, Y. (2022). Sequential shape similarity for active contour based left ventricle segmentation in cardiac cine MR image. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 19(2), 1591-1608, doi : 10.3934/mbe.2022074.

[69] Feng, C., Zhang, S., Zhao, D., & Li, C. (2016). Simultaneous extraction of endocardial and epicardial

- contours of the left ventricle by distance regularized level sets. *Medical physics*, 43(6Part1), 2741-2755, doi:10.1118/1.4947126.
- [70] Xie, L., Song, Y., & Chen, Q. (2020). Automatic left ventricle segmentation in short-axis MRI using deep convolutional neural networks and central-line guided level set approach. *Computers in Biology and Medicine*, 122, 103877, doi : 10.1016/j.compbimed.2020.103877.
- [71] Shi, X., & Li, C. (2021). Convexity preserving level set for left ventricle segmentation. *Magnetic Resonance Imaging*, 78, 109-118, doi : 10.1016/j.mri.2021.02.003.
- [72] Iskandar, D. A., Khan, A., Lim, P. C., & Wang, Y. C. (2017). Automatic Segmentation Measuring Function for Cardiac MR-Left Ventricle (LV) Images. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, 9(2-10), 165-171.
- [73] Muthulakshmi, M., & Kavitha, G. (2018). Analysis of myocardial ischemia from cardiac magnetic resonance images using adaptive fuzzy-based multiphase level set. In *Computational Signal Processing and Analysis*, Springer, Singapore, 11-22, doi : 10.1007/978-981-10-8354-9_2
- [74] Tamoor, M., Younas, I., & Mohy-ud-Din, H. (2021). Two-stage active contour model for robust left ventricle segmentation in cardiac MRI. *Multimedia Tools and Applications*, 80(21), 32245-32271, doi : 10.1007/s11042-021-11155-w.
- [75] Dali Youcef, S., and Messadi, M. (2022). A new hybrid method for left ventricular analysis in cardiac cine MRI. *International Journal of Medical Engineering and Informatics (IJMEI)*, 14(5), 402-413, doi : 10.1504/IJMEI.2022.125313.
- [76] Mirebeau, J. M., Fehrenbach, J., Rissler, L., & Tobji, S. (2015). Anisotropic diffusion in ITK, doi : 10.48550/arXiv.1503.00992.
- [77] Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66, doi : 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [78] Liu, D., & Yu, J. (2009). Otsu method and K-means. In *2009 Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems IEEE*, 1, 344-349, doi : 10.1109/HIS.2009.74.
- [79] Adams, R., & Bischof, L. (1994). Seeded region growing. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 16(6), 641-647, doi : 10.1109/34.295913.6/j.mri.2017.01.011
- [80] Zhang, X., Li, X., & Feng, Y. (2015). A medical image segmentation algorithm based on bi-directional region growing. *Optik*, 126(20), 2398-2404, doi : 10.1016/j.ijleo.2015.06.011.
- [81] Chan, T. F., & Vese, L. A. (2001). Active contours without edges. *IEEE Transactions on image processing*, 10(2), 266-277, doi : 10.1109/83.902291.
- [82] Kass, M., Witkin, A., & Terzopoulos, D. (1988). Snakes: Active contour models. *International journal of computer vision*, 1(4), 321-331, doi : 10.1007/BF00133570.
- [83] Mumford, D. B., & Shah, J. (1989). Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on pure and applied mathematics*, 42, 577-685, doi : 10.1002/cpa.3160420503.
- [84] Afzali, M., & Kumar, S. (2017). Comparative analysis of various similarity measures for finding similarity of two documents. *International Journal of Database Theory and Application*, 10(2), 23-30, doi : 10.14257/ijdta.2017.10.2.02.

- [85] Ma, Y., Wang, L., Ma, Y., Dong, M., Du, S., & Sun, X. (2016). An SPCNN-GVF-based approach for the automatic segmentation of left ventricle in cardiac cine MR images. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, 11(11), 1951-1964, doi : 10.1007/s11548-016-1429-9.
- [86] Hu, H., Gao, Z., Liu, L., Liu, H., Gao, J., Xu, S., ... & Huang, L. (2014). Automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MRI using local binary fitting model and dynamic programming techniques. *PLoS one*, 9(12), e114760, doi : 10.1371/journal.pone.0114760.
- [87] Lötjönen, J., Kivistö, S., Koikkalainen, J., Smutek, D., & Lauerma, K. (2004). Statistical shape model of atria, ventricles and epicardium from short-and long-axis MR images. *Medical image analysis*, 8(3), 371-386, doi : 10.1016/j.media.2004.06.013.
- [88] Cousty, J., Najman, L., Couprie, M., Clément-Guinaudeau, S., Goissen, T., & Garot, J. (2007, June). Automated, accurate and fast segmentation of 4D cardiac MR images. In *International Conference on Functional Imaging and Modeling of the Heart*. Springer, Berlin, Heidelberg, 474-483, doi : 10.1007/978-3-540-72907-5_48.
- [89] Grothues, F., Moon, J. C., Bellenger, N. G., Smith, G. S., Klein, H. U., & Pennell, D. J. (2004). Interstudy reproducibility of right ventricular volumes, function, and mass with cardiovascular magnetic resonance. *American heart journal*, 147(2), 218-223, doi : 10.1016/j.ahj.2003.10.005.
- [90] Lorenz, C. H. (2000). The range of normal values of cardiovascular structures in infants, children, and adolescents measured by magnetic resonance imaging. *Pediatric cardiology*, 21, 37-46, doi : 10.1007/s002469910006.
- [91] Radau, P., Lu, Y., Connelly, K., Paul, G., Dick, A. J. W. G., & Wright, G. (2009). Evaluation framework for algorithms segmenting short axis cardiac MRI. *The MIDAS Journal-Cardiac MR Left Ventricle Segmentation Challenge*, 49. <http://hdl.handle.net/10380/3070>, doi : doi:10.54294/g80ruo (Accessed 2011 July 18).
- [92] Alfakih, K., Plein, S., Thiele, H., Jones, T., Ridgway, J. P., & Sivananthan, M. U. (2003). Normal human left and right ventricular dimensions for MRI as assessed by turbo gradient echo and steady-state free precession imaging sequences. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, 17(3), 323-329, doi : 10.1002/jmri.10262.
- [93] Dali Youcef, S., and Messadi, M. (2023). Myocardial infarction detection in Late Gadolinium Enhancement Cardiac MRI. *International Journal of Medical Engineering and Informatics (IJMEI)*, in press.
- [94] Edwards, G. J., Lanitis, A., Taylor, C. J., & Cootes, T. F. (1998). Statistical models of face images—Improving specificity. *Image and Vision Computing*, 16(3), 203-211, doi : 10.1016/S0262-8856(97)00069-3.
- [95] Cootes, T. F., Edwards, G. J., & Taylor, C. J. (2001). Active appearance models. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(6), 681-685, doi : 10.1109/34.927467.
- [96] Marak, L., Cousty, J., Najman, L., & Talbot, H. (2009, November). 4D Morphological segmentation and the MICCAI LV-segmentation grand challenge. In *MICCAI 2009 workshop on cardiac MR left ventricle segmentation challenge* (No. 1), 1-8, MIDAS.
- [97] Hu H, Liu H, Gao Z, Huang L (2013) Hybrid segmentation of left ventricle in cardiac MRI using gaussian-mixture model and region restricted dynamic programming. *Magn Reson Imaging* 31(4), 575–584, doi : 10.1016/j.mri.2012.10.004.

- [98] Liu H, Hu H, Xu X, Song E (2012) Automatic left ventricle segmentation in cardiac MRI using topological stable-state thresholding and region restricted dynamic programming. *Acad Radiol*, 19(6), 723–731, doi : 10.1016/j.acra.2012.02.011.
- [99] Constantinides C, Roullot E, Lefort M, Frouin F (2012) Fully automated segmentation of the left ventricle applied to cine MR images: description and results on a database of 45 subjects. In: *Proceeding annual international conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS*, 3207–3210, doi : 10.1109/EMBC.2012.6346647.
- [100] Queirós, S., Barbosa, D., Heyde, B., Morais, P., Vilaça, J. L., Friboulet, D., ... & D'hooge, J. (2014). Fast automatic myocardial segmentation in 4D cine CMR datasets. *Medical image analysis*, 18(7), 1115-1131, doi : 10.1016/j.media.2014.06.001.
- [101] Dempster, A. P., Laird, N. M., & Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(1), 1-22, doi:10.1111/j.2517-6161.1977.tb01600.x.
- [102] Le Fol, T., Cavaro-Ménard, C., & Dima, C. (2005, November). Segmentation automatique d'oedèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves. In *Manifestation des Jeunes Chercheurs francophones dans les domaines des STIC*, 417-420.
- [103] Kim, R. J., Wu, E., Rafael, A., Chen, E. L., Parker, M. A., Simonetti, O., ... & Judd, R. M. (2000). The use of contrast-enhanced magnetic resonance imaging to identify reversible myocardial dysfunction. *New England Journal of Medicine*, 343(20), 1445-1453, doi : 10.1056/NEJM200011163432003.
- [104] Ngo, T. A., Lu, Z., & Carneiro, G. (2017). Combining deep learning and level set for the automated segmentation of the left ventricle of the heart from cardiac cine magnetic resonance. *Medical image analysis*, 35, 159-171, doi : 10.1016/j.media.2016.05.009.