

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université Abou BEKR BELKAID
FACULTE DE TECHNOLOGIE
LABORATOIRE DE GENIE BIOMEDICAL

THÈSE

Présentée par

AMMAR Mohammed

Pour obtenir le titre de
DOCTEUR en Science
Spécialité : ELECTRONIQUE BIOMEDICALE

Titre :

Segmentation et caractérisation des images cardiaques

A Soutenir en juillet 2013, devant le jury composé de :

Président

BENDIMRAD FETHI TARIK, Professeur, Université de TLEMCEN

Examineurs

BESSAID ABDELHAFID, Professeur, Université de TLEMCEN
BENYETTOU ABDELKADER, Professeur, Université des Sciences et Technologie, Oran
RAHMOUNE ABDELLATIF, Professeur, Université de Sidi Belabes
BENAMRANE NACÉRA, Professeur, Université des Sciences et Technologie, Oran

Directeur de thèse :

CHIKH MOHAMMED AMINE, Professeur, Université de TLEMCEN

Co-Directeur de thèse :

MAHMOUDI SAÏD, Professeur, Université de Mons -Belgique

Invité d'honneur

ABBOU AMINE, Spécialiste en cardiologie, CHU Tlemcen.

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

A ma mère,

A mon père,

A mes frères et soeurs,

A toute ma famille,

A tous ceux que j'aime,

A tous mes enseignants.

Qu'ils trouvent ici l'expression de toute ma reconnaissance.

Remerciements

Avant tout, je remercie Allah de m'avoir aidé à réaliser ce présent travail.

Les mots ne suffiront pas pour remercier Mr Chick Mohammed Amine et Mr Mahmoudi Saïd pour la disponibilité et les heures consacrées à ce travail. Cette thèse ne serait pas ce qu'elle est sans leurs suggestions constructives et la confiance qu'ils m'ont accordée. Merci beaucoup

J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur M^r BENDIMRAD Fethi Tarik, professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de participer à l'examen de ce travail :

- *Mr BESSAID Abdelhafid, Professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen*
- *Mr BENYATOU Abdelkader, Professeur à l'université des sciences et technologie, Oran*
- *Mr RAHMOUNE Abdellatif, Professeur à l'université de Sidi Belabas*
- *Mme BENAMRANE Nasira, Professeur à l'université des sciences et technologie, Oran*

Je suis également très honoré de la présence Dr.Abbou Amine cardiologue au niveau du service de cardiologie CHU Tlemcen, et je la remercie pour l'aide qui m'accordé.

Résumé

Aujourd'hui la majorité des analyses quantitatives effectuées sur les images IRM cardiaques nécessite une segmentation manuelle ou semi-automatique des structures cardiaques, pratiquée par des médecins spécialistes. L'objectif de cette thèse est de traiter un problème de détection et de caractérisation des images IRM cardiaques petit-axe dans le but de réduire la variabilité inter et intra-observateur. La première contribution de cette thèse concerne la caractérisation du ventricule gauche et droit. Cette caractérisation à base des descripteurs de formes a été appliquée après une segmentation par classification de pixels. La deuxième contribution est l'automatisation d'un algorithme de segmentation par ensembles de niveaux, et comme troisième contribution nous avons proposé une nouvelle méthode permettant d'initialiser la segmentation cardiaque par le modèle AAM en se basant sur la distance de Hausdorff.

Mots clés : Variabilité inter et intra-observateur, détection, caractérisation, segmentation, ensembles de niveaux, modèle AAM.

Abstract

Nowadays, the most of quantitative analysis performed on cardiac MRI images requires manual or semi-automatic segmentation of cardiac structures practiced by specialists. The aim of this thesis is to treat a problem of detection and characterization of cardiac MRI short axis images in order to reduce inter-and intra-observer variability.

The first contribution of this thesis focuses on the characterization of the right and left ventricles. This step was applied after applying some segmentation methods based on pixel classification. The second contribution is the proposition of an automatic level set approach for endocardial border detection. As third contribution, we have proposed an automatic initialization of the AAM model based on Hausdorff distance.

Key words: Inter and intra-observer variability; detection, characterization, segmentation, level set, AAM model.

ملخص

حاليا غالبية التحاليل الكمية المطبقة على صور الرنين المغناطيسي تتطلب تجزئة يدوية أو نصف آلية لأجزاء مكونة للقلب من طرف أطباء أخصائيين.

الهدف من هذه الأطروحة هو معالجة مشكل تحد يد و تمييز صور الرنين المغناطيسي القلبية من أجل تقليص الاختلاف بين الأخصائيين.

المساهمة الأولى تتعلق بتمييز كل من البطين الأيسر والأيمن. هذا التوصيف المتحصل عليه اعتمادا على خصائص الأشكال تم استغلاله بعد تجزئة الصورة الأصلية. المساهمة الثانية تتمثل في اقتراح خوارزمية آلية تعتمد على طريقة مجموع المستويات. كمساهمة ثالثة اقترحنا طريقة آلية جديدة لاستعمال نموذج البروز الفعال بتوظيف مسافة هوسدورف.

الكلمات المفاتيح : الاختلاف بين الملاحظين، التحديد، التمييز، تجزئة، مجموع المستويات، نموذج البروز الفعال.

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------	----------

Chapitre I: Imagerie cardiaque

I.1. Introduction	5
I.2. Le système cardiovasculaire.....	5
I.2.1. Morphologie générale du cœur	5
I.2.2. Physiologie cardiaque et fonction contractile	7
I.3. Objets d'intérêts en imagerie cardiaque ventriculaire gauche.....	8
I.4. Le Ventricule Gauche (VG)	9
I.5. Principe de l'Imagerie par résonance magnétique	11
I.5.1. Interaction avec le champ magnétique statique B0	12
I.5.2. Le phénomène de résonance.....	13
I.5.3. Types de contrastes dans les images IRM	14
I.5.3.a. Contraste en IRM : TR long-TE long	15
I.5.3.b. Contraste en IRM : TR court –TE court	15
I.5.3.c. L'image de densité de proton	15
I.5.4. Séquence d'inversion récupération	15
I.5.5. Produits de contraste.....	16
I.6. Plans de coupe en IRM cardiaque.....	16
I.7. IRM cardiaque	18
I.7.1. Les séquences rapides.....	19
I.7.2. Méthodes de synchronisation cardiaque (gating cardiaque)	22
I.7.3. L'IRM à contraste de phase.....	22
I.7.4. IRM de perfusion myocardique de premier passage.....	23
I.7.5. Rehaussement tardif.....	24
I.8. Détermination des volumes ventriculaires gauches.....	24

I.9. Conclusion :	25
-------------------	----

Chapitre II: Etat de l'art

II.1. Introduction	26
II.2. Méthodes de segmentation	27
II.2.1. Segmentation par classification et morphologie mathématique	27
II.2.2. Modèles déformables	28
II.2.3. Modèles statistiques	29
II.2.4. Approches basées sur l'information <i>a priori</i>	30
II.3. Localisation automatique du ventricule gauche	31
II.4. Conclusion	33

Chapitre III: Les différentes méthodes de segmentation

III.1. Introduction	34
III.2. Approche de segmentations par classification	34
III.2.1. La méthode d'OTSU	34
III.2.2. La méthode K-moyennes (<i>K-Means</i>)	36
III.2.3. Fuzzy-C Means (FCM)	37
III.2.4. la méthode KFCM	39
III.2.5. L'algorithme de classification espérance-maximisation	40
III.3. Les modèles déformables	42
III.4. Les modèles actifs d'apparence	45
III.4.1. Modèle statistique de forme	45
III.4.2. Modèle statistique de la texture	48
III.4.3. Construction du Modèle statistique de texture	50
III.4.4. L'Analyse Combinée (texture/forme)	51
III.4.5. Recherche de l'objet dans une nouvelle image	52
III.4.6. Implémentation multi-résolution	52
III.5. Conclusion	53

Chapitre IV : Segmentation par classification

IV.1. Introduction	54
IV.2. Données expérimentales	54
IV.2.1. La base d'images	54
IV.2.2. Segmentation manuelle	55
IV.3. Résultats expérimentaux	55
IV.3.1. Résultats de l'algorithme FCM	55
IV.3.2. Résultats de l'algorithme KFCM	57
IV.3.3. Résultats de l'algorithme EM	60
IV.4. Caractérisation du ventricule droit et gauche	67
IV.5. Conclusion	75

Chapitre V: Détection du ventricule gauche

V.1. Introduction	76
V.2. Initialisation manuelle	76
V.3. Méthodes de détection et d'initialisation de la segmentation	79
V.3.1. Transformée de Hough Circulaire	79
V.3.2. Méthode semi -automatique	80
V.3.3. Méthode basée sur l'index de circularité	82
V.4. Segmentation du ventricule gauche par ensemble de niveaux	86
V. 5. Résultats et discussions	89
V.5.1. Données expérimentales	89
V.5.2. Détection de l'endocarde	89
V.5.3. Evaluation des résultats	90
V.6. Conclusion	100

Chapitre VI: Segmentation des images IRM par Le modèle AAM

VI.1. Introduction	101
VI.2. Segmentation par les Modèles actifs d'apparence	101
VI.2.1. Principe du modèle (AAM)	102
VI.2.2. Initialisation automatique	108
VI.3. Résultats et interprétations.....	110
VI.4. Evaluation des résultats	114
VI.5. Conclusion	118
Conclusion générale	119
Références bibliographiques	

Table des figures

Figure. 1.1 : Description de la morphologie cardiaque	7
Figure. 1.2 : Électrocardiogramme chez un patient sain.....	8
Figure. 1.3 : Objets d'intérêts en imagerie cardiaque ventriculaire gauche. (a) image réelle,(b) image simulée.	9
Figure. 1.4 : Segmentation du VG en 12 segments.....	10
Figure. 1.5 : Exemple d'images IRM avec tracés manuels.....	10
Figure.1.6 : Exemples de trois coupes petit-axe montrant ((a)) l'hétérogénéité de la cavité. (b).Des piliers inclus dans la cavité.(c). Des piliers rattachés au myocarde	11
Figure.1.7 : Interaction avec B0.....	12
Figure. 1.8 : Signal reçu par l'antenne après une phase d'excitation provoquée par une impulsion radiofréquence.....	13
Figure.1.9 : Séquence Spin-Echo.....	14
Figure. 1.10 : Séquence inversion récupération-spin écho.....	16
Figure.1.11 : Orientations des plans de coupe en IRM cardiaque. a) Grand axe 2 cavités, b) grand axe 4 cavités, c)grand axe 3 cavités, d) petit axe.....	17
Figure.1.12 : Séquence d'IRM cardiaque.....	18
Figure.1.13 : Principe de l'imagerie parallèle cardiaque.....	20
Figure.1.14 : Représentation de l'espace K.....	21
Figure. 1.15 : a) Image avant l'arrivée du produit de contraste. b) Arrivée du produit de contraste dans le ventricule droit. c) Arrivée du produit de contraste dans la cavité du ventricule gauche. d) Arrivée du produit de contraste dans le myocarde.....	23
Figure. 1.16 : Principe de la méthode de Simpson.....	25
Figure .3. 1. : Etapes de Génération d'un modèle AAM.....	49
Figure.3.2: Implémentation multi-résolution.....	52
Figure.4.1 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche et droit c) deuxième classe : ventricules droit et gauche	56
Figure.4.2 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche. c) deuxième classe : myocarde droit. d) troisième classe : ventricules droit et gauche.....	57
Figure.4.3 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche . c) deuxième classe : myocarde droit. d) troisième classe : ventricules droit et gauche	58
Figure.4.4 : a) image originale. b) première classe : Régions de faible intensité. c) deuxième classe : myocarde droit et gauche . d) troisième classe : l'endocarde et l'épicarde. e) quatrième classe : les ventricules droit et gauche.....	59
Figure. 4.5 : a) image originale. b) image après segmentation. c) image originale. d) image après segmentation.....	62
Figure.4.6 : a) graphe de Bland–Altman plot pour l'expert1 et laméthode EM. b) Bland–Altman pour expert2 et la méthode EM. Unité en nombre de pixel.....	65
Figure.4.7: a) graphe de Bland–Altman plot pour l' expert1 et la méthode KFCM. b) Bland–Altman pour expert2 et la méthode KFCM. Unité en nombre de pixel.....	66

Figure .4.8 : a) image originale. b) image après seuillage.....	67
Figure. 4.9 : a) image originale. b) image après segmentation.....	69
Figure. 4.10 : Représentation en boîte à moustaches.....	71
Figure. 4.11 : Facteur d'élongation pour les ventricules gauche et droit.....	71
Figure .4.12 : La compacité pour les ventricules gauche et droit	72
Figure. 4.13 : L'index de circularité de Heywood pour les ventricules gauche et droit.....	72
Figure.4.14 : Le facteur de type pour les ventricules gauche et droit	73
Figure. 4.15 : a) image originale. b) image après seuillage	74
Figure. 5.1 : Initialisation manuelle. (a) image IMR cardiaque. (b) masque initial (c) le contour trouvé. (d) la cavité ventriculaire gauche détectée.	77
Figure .5. 2. Initialisation manuelle. (a) image IMR cardiaque. (b) masque initial (c) les contours trouvés. (d) la cavité ventriculaire gauche et d'autres régions.....	78
Figure. 5.3. Image IRM avec des cercles détectés par la THC.....	80
Figure 5.4. (a) Image IRM. (b) Image après seuillage (c) Le contour final. (d) Extraction de la cavité gauche.....	81
Figure.5.5: (a) Image IRM originale. (b) Image binaire.(c). Annotations des régions. (d). L'image originale après lissage. (e). Image binaire correspondante (3-d). (f). Annotations des régions.....	83
Figure.5.6: Evaluation de la circularité avant et après lissage.....	84
Figure5.7: (a) Image IRM originale. (b) Image après lissage. (c) Image binaire correspondante. (d) éliminations des petites régions. (f) Annotations des régions.....	84
Figure.5.8: Les méthodes d'initialisation proposées.....	85
Figure.5.9: (a) Image IRM. (b) le contour détecté. (c) La cavité gauche détectée sans lissage. (d) La cavité gauche détectée après lissage.....	90
Figure. 5.10: (a) image IRM. (b) Segmentation par l'expert1.(c) Segmentation par l'expert2. (d) Segmentation par notre approche.....	91
Figure. 5.11: Résultats de segmentation pour différentes images IRM, par l'application de l'approche de segmentation proposée.....	92
Figure.5.12: (a) graphe de Bland–Altman pour l'expert1 et la méthode proposée (b). Le graphe Bland–Altman pour l'expert2 et la méthode proposée. Le graphe Bland–Altman pour l'expert1 et l'expert2, (unité en nombre de pixel).....	95
Figure.5.13: Différent résultats de segmentation trois images IRM différentes (a, c, e). Les contours endocariques segmentés (b, d, f).....	96
Figure.5.14: Figure.5.14: (a) Image IRM. (b). Image après seuillage utilisée comme masque initial. (c). La cavité détectée après segmentation. (d) Image avec contour final.....	97
Figure5.15: IRM avec rehaussement de contraste.....	98
Figure.5.16: IRM de perfusion.....	99
Figure .6.1. Exemple d'annotation manuelle.....	102
Figure. 6.2: exemples de quelques variations de vecteurs propres (quatre vecteurs propres). le rouge représente la variation des vecteurs propres de la forme et le bleu représente la forme moyenne x	103
Figure. 6.3: exemples de quelques variations de vecteurs propres (six vecteurs propres). le rouge représente la variation des vecteurs propres de la forme et le bleu représente la forme moyenne x	104

Figure.6.4 : a. texture moyenne. b. premier vecteur propre. c. deuxième vecteur propre. d. troisième vecteur propre.....	105
Figure.6.5 : a. Texture originale b. Texture décrite par le modèle. c. Différence entre texture originale et la texture du modèle.....	105
Figure.6.6 : Exemple de segmentation avec 4 échelles	106
Figure .6.7: Exemple de segmentation d'image IRM cardiaque. (a) Image IRM. (b) Le résultat de segmentation. (c) Les intensités du modèle. (d) Les intensités réelles. (e) la région obtenue avec les intensités réelles (f). La région totale segmentée.....	107
Figure. 6.8: le modèle du ventricule gauche.....	109
Figure.6.9: (a) Image IRM. (b) Image binaire. (c) Les contours des régions (rouge), et le contour du modèle (vert). (d) La cavité ventriculaire gauche détectée.....	110
Figure. 6.10: Exemple de segmentation d'image IRM cardiaque. (a) Image IRM. (b) Image après seuillage. (c) Les contours de toutes les régions (rouge), et le modèle (vert). (d) La cavité détectée. (e) L'épicarde détecté.(f) Les intensités réelles (g). La région totale segmentée.(h) Le myocarde segmenté.....	111
Figure. 6.11: Exemples d'images IRM segmentées par la méthode proposée.....	112
Figure. 6.12: Exemples de segmentation de cas difficiles a, b).Deux images IRM. (a1, b1.) Images après seuillage. (a2, b2). Les contours de toutes les régions (rouge), et le modèle (vert). (a3, b3). Les deux cavités détectées. (a4, b4). Les contours épicaudiques détectés.(a5,b5). Les deux myocardes segmentés.....	113
Figure .6.13: Exemple de segmentation. a) Image IRM. b) Le contour épicaudique trouvé.	114
Figure.6. 14 :(a) Bland–Altman pour l'expert1 et la méthode proposée (b) Bland–Altman pour l'expert2 et la méthode proposée.....	117

Liste des tableaux

Tableau.4.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour EM.....	63
Tableau.4.2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour KFCM.....	64
Tableau.4.3. Elongation, compacité, circularité de Heywood et facteur type pour le ventricule droit.....	69
Tableau.4.4. Elongation, compacité, circularité de Heywood et facteur type pour ventricule gauche.....	70
Tableau.5.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole.....	93
Tableau.5.2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour L'algorithme LPE.....	94
Tableau.6.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole.....	115
Tableau.6.2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour L'algorithme LPE.....	116

Liste des abréviations

AAM	Active Appearance Model
ASM	Active Shape Model
CV	Chan et Vese
ECG	ElectroCardioGramme
EM	Espérance-Maximisation ou Expectation-Maximisation
FCM	Fuzzy-C Means
FE	Fraction d'éjection
FID	Free Induction Decay (décroissance d'induction libre)
Gd	Gadolinium
GVF	Gradient Vector Flow
IR	Inversion Récupération (Inversion Recovery)
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
KFCM	Kernel- Fuzzy-C Means
MVD	Myocarde du ventricule droit
MVG	Myocarde du ventricule gauche
RF	Radiofréquence
TDM	Tomodensitométrie
TE	Temps d'Echo
TEP	Tomographie par Emission de Positons
TI	Temps d'Inversion
TR	Temps de Répétition
T(P)	Triangulation
VD	Ventricule Droit
VG	Ventricule Gauche

Introduction générale

Contexte et problématique

Le cœur est un organe vital dont les éventuels dysfonctionnements peuvent avoir des conséquences fatales : les maladies cardiovasculaires sont parmi les plus meurtrières dans les pays du monde. La détection et la prévention de telles pathologies constituent donc un enjeu majeur de la médecine moderne.

Une analyse précise de la morphologie cardiaque ainsi que de sa fonction contractile est nécessaire pour améliorer le diagnostic et le suivi de ces pathologies.

Plusieurs modalités d'imageries médicales sont utilisées pour le diagnostic des maladies cardiovasculaires. La qualité de ces images (contraste et résolution en particulier) est très variable, allant d'un niveau élevé pour l'IRM à un niveau plus moyen pour les images scintigraphiques. La tomodensimétrie (TDM), par exemple permet la visualisation des artères coronaires (coro-TDM), et peut également montrer les calcifications des artères coronaires et de déterminer le score calcique coronaire, paramètre permettant de quantifier objectivement l'étendue des calcifications coronaires. La tomographie par émission de positons (TEP) représente de son côté une technique d'imagerie fonctionnelle permettant la visualisation des zones myocardiques saines, dormantes ou infarctées. Nous pouvons aussi citer l'échocardiographie, une modalité qui via l'analyse des signaux acoustiques réfléchis, permet de déduire les structures cardiaques et d'étudier la morphologie et le mouvement de ces structures.

La modalité la plus utilisée lors du diagnostic cardiaque est l'IRM, ou l'imagerie par résonance magnétique qui permet d'obtenir d'une manière plus précise, une caractérisation morphologique des tissus cardiaques, et ceci en utilisant des produits de contraste (par exemples les chélates de gadolinium). Elle permet également de suivre en temps réel la morphologie cardiaque et la contractilité du myocarde en imagerie dynamique, ce qu'on appelle communément la cinétique cardiaque.

En termes d'imagerie fonctionnelle, les IRM de perfusion myocardique de premier passage et de rehaussement tardif permettent d'étudier la viabilité myocardique et de caractériser la localisation anatomique précise d'une zone myocardique pathologique.

Le diagnostic de ces pathologies repose essentiellement sur une analyse visuelle de la fonction contractile et une segmentation manuelle ou semi-automatique pour l'estimation des paramètres du ventricule gauche.

Cette segmentation reste une tâche fastidieuse, et conduit à une grande variabilité inter et intra opérateurs.

Les techniques d'aide au diagnostic en imagerie cardiaque cherchent à extraire les paramètres cliniques permettant une évaluation quantitative de la fonction cardiaque, tels que la fraction d'éjection, le volume, ou la masse ventriculaire. La segmentation des ventricules est une phase nécessaire précédant la phase de caractérisation.

L'obtention des données quantitatives caractérisant le ventricule gauche, comme le volume de ce dernier, constitue aujourd'hui un défi majeur pour les scientifiques et les médecins. En effet, la qualité de ces données joue un rôle important dans le diagnostic d'un grand nombre de maladies du cœur.

Le principal intérêt de la détection des différentes structures anatomiques du cœur, tel que le ventricule gauche, est de faciliter et alléger la tâche de l'utilisateur dans la manipulation de ces données.

En effet, le traitement manuel de ces images est long et fastidieux, et se limite souvent en routine clinique à quelques images. Ces images sont généralement choisies visuellement comme étant les images acquises en télé-diastolique (relaxation maximale du VG) et télé-systolique (contraction maximale du VG). L'utilisation de l'ensemble des données récoltées avant le diagnostic nécessite la mise au point d'une série de méthodes et de traitements spécifiques, avec notamment une segmentation automatique des contours endocardique et épicaudique du ventricule gauche. Nous arrivons aujourd'hui par exemple à estimer la contenance du ventricule gauche avec des techniques basées sur les modèles déformables

et aussi les modèles utilisant des formes à priori comme les modèles actifs de formes (ASM- Active Shape Models), et les modèles actifs d'apparences : (AAM - Active Appearance Models). Cependant ces méthodes font encore souvent appel à l'intervention de l'utilisateur pour s'initialiser, ou pour repérer des structures anatomiques connues. Afin de minimiser l'intervention de l'homme, il est primordial aujourd'hui de s'intéresser à la détection automatique de structures géométriques telles que le ventricule gauche.

Les recherches dans le domaine du traitement d'images médicales visent à rendre le processus d'analyse des images plus rapide, précis et plus automatique afin de réduire cette subjectivité et le temps nécessaire à la mise en œuvre des algorithmes.

Les travaux présentés dans de cette thèse s'inscrivent dans ce cadre. L'objectif principal a été de proposer des méthodes automatiques pour la segmentation et la caractérisation des images IRM cardiaques.

Contributions :

Cette thèse se concentre sur l'analyse des images IRM anatomiques petit-axe. Les principales contributions apportées par ce travail sont :

- Comme première contribution, nous avons proposé une caractérisation du ventricule gauche et droit en se basant sur les descripteurs de formes.
- La deuxième contribution de cette thèse est l'application et l'évaluation d'une méthode automatique de détection du ventricule gauche basée sur un algorithme de segmentation par ensembles de niveaux (level set).
- La troisième contribution concerne l'automatisation de l'approche de segmentation basée sur le modèle AAM en utilisant la distance de Hausdorff.

Organisation de la thèse :

Le premier chapitre de ce manuscrit présente un aperçu général de la physiologie et l'anatomie du cœur, ainsi que les différentes séquences d'IRM cardiaques.

Le deuxième chapitre présente un état de l'art détaillé des travaux concernant la segmentation des images IRM, en montrant l'intérêt et les difficultés des méthodes existantes.

Dans le troisième chapitre nous expliquerons le fondement théorique des méthodes de segmentation implémentées et testées dans le cadre de ce travail de thèse, comme les méthodes de clustering : Fuzzy c-means, Kernel-FCM, Expectation Maximization, et les approches de segmentation par ensembles de niveaux utilisant le modèle de Chan- Vesse, et celles utilisant le modèle AAM.

Le quatrième chapitre présente la première contribution de cette thèse qui consiste en une caractérisation du ventricule gauche et droit basée sur les descripteurs de formes. Cette caractérisation a été réalisée après l'application des méthodes de classification : Fuzzy c-means, Kernel-FCM et Expectation Maximization.

Le cinquième chapitre présente notre deuxième contribution dans cette thèse. Il s'agit de l'application et l'évaluation d'une méthode de détection automatique du ventricule gauche basée sur une technique de segmentation par ensemble de niveaux, et trois méthodes d'initialisation de cet algorithme.

Dans le chapitre six nous présentons notre troisième contribution qui concerne l'automatisation de la segmentation par le modèle AAM en utilisant la distance de Hausdorff. Nous terminons notre thèse par une conclusion générale tout en proposant plusieurs pistes et perspectives de recherches dans le domaine.

Chapitre I

Imagerie cardiaque

I.1. Introduction :

Les maladies du système cardiovasculaire font partie des maladies les plus courantes et les plus dangereuses dans les pays développés. Parmi celles-ci nous pouvons citer l'infarctus du myocarde fatal et non-fatal, la maladie coronarienne ischémique, la maladie cardiaque hypertensive, l'angine, l'accident vasculaire cérébral ainsi que et les autres maladies circulatoires. En effet, l'OMS (Organisation mondiale de la Santé) estime à environ 33% le pourcentage des décès dans le monde causés par les maladies cardio-vasculaires. La détection et la prévention de ces pathologies sont donc des enjeux de grande importance dans la médecine moderne. Une analyse précise de la morphologie cardiaque ainsi que de sa fonction contractile est nécessaire pour améliorer le diagnostic et le suivi de ces pathologies. Aujourd'hui avec le développement des techniques d'imageries médicales, un diagnostic fiable de ces pathologies est devenu possible.

Dans ce chapitre nous présenterons tout d'abord la physiologie et l'anatomie du système cardiovasculaire, et nous détaillerons ensuite le principe de l'imagerie IRM cardiaque ainsi que les différentes séquences utilisées en IRM.

I.2. Le système cardiovasculaire :

Le système cardiovasculaire est composé du cœur et d'un système d'irrigation : les artères, les veines et les capillaires.

Le rôle du cœur est de pomper le sang vers les vaisseaux sanguins afin de le transporter aux différents tissus de l'organisme.

I.2.1. Morphologie générale du cœur :

Le cœur est un muscle constitué de quatre cavités. Les deux cavités supérieures sont appelées les oreillettes, tandis que les deux cavités inférieures sont appelées les ventricules.

Le cœur est aussi séparé en deux parties : cœur droit et cœur gauche. Chacune comprend

une oreillette et un ventricule. La paroi qui sépare les oreillettes et les ventricules du cœur droit et du cœur gauche est appelée le septum (figure 1.1).

La paroi du cœur est constituée de trois couches :

- *épicarde* : couche externe du cœur.
- *myocarde* : couche épaisse formée par les fibres musculaires cardiaques assumant la fonction mécanique de propulsion du sang dans les vaisseaux.
- *endocarde* : mince couche endothéliale qui tapisse l'intérieur du cœur et permet au sang de circuler aisément à travers le cœur.

Les deux ventricules (*ventricule gauche (VG)* et *ventricule droit (VD)*), sont de forme conoïdale à grand axe dirigée vers le sommet. La base de chaque cavité présente deux orifices : un auriculo-ventriculaire et un artériel.

Le passage du sang entre les quatre cavités du cœur se fait par l'ouverture et la fermeture de plusieurs *valvules* qui jouent le rôle de soupapes.

Les valvules auriculo-ventriculaires ont la forme d'un entonnoir qui s'enfonce dans le ventricule et dont la base est fixée sur le pourtour de l'orifice. Elles sont découpées en plusieurs valves par de profondes incisures. La valvule auriculo-ventriculaire droite présente trois valves : elle est ainsi nommée tricuspide. La gauche en présente deux, qui sont appelées les valvules artérielles ou sigmoïdes et occupent l'orifice de l'aorte (à gauche) et de l'artère pulmonaire (à droite). La surface intérieure des ventricules présente un aspect réticulé dû à la présence de saillies musculaires appelées colonnes charnues. Certaines d'entre elles, les piliers, donnent naissance à des cordages tendineux qui vont se fixer à la face ventriculaire des valvules auriculo-ventriculaires.

Les deux ventricules sont séparés par le septum inter-ventriculaire. La paroi du VG est plus épaisse que celle du VD.

Les oreillettes surmontent les ventricules, dont elles diffèrent par la minceur de leur paroi. Elles sont de formes irrégulièrement cubiques et se prolongent en avant par les auricules.

La figure. 1.1 illustre la morphologie décrite ci-dessus [BÂTY, 2007] .

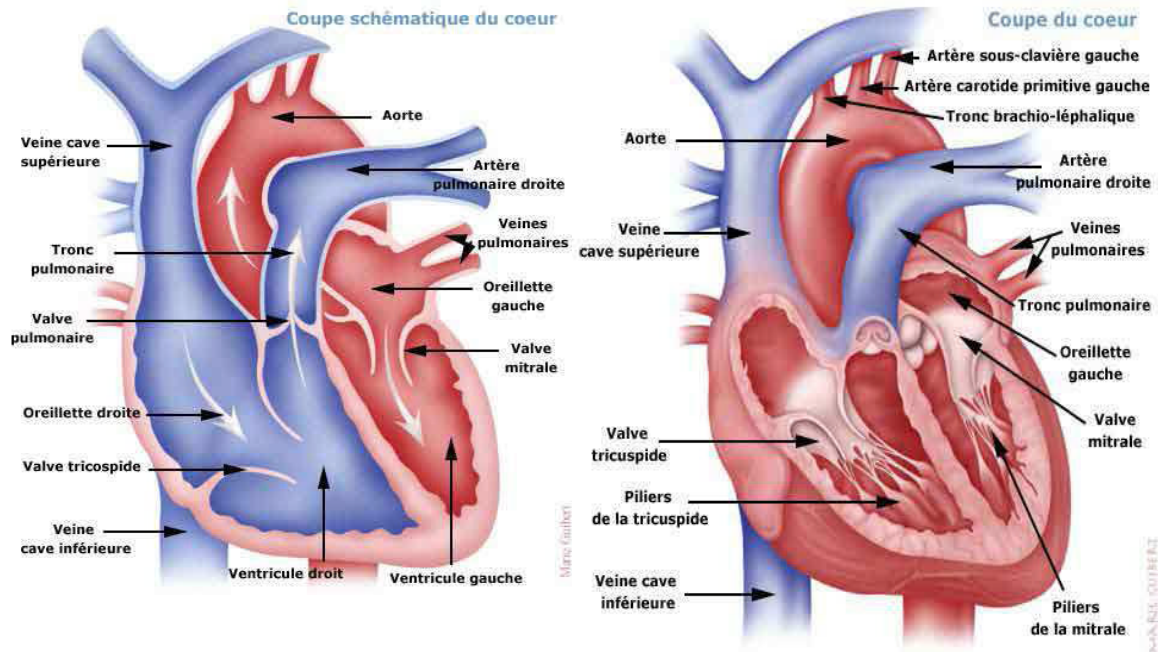


Figure. 1.1 : Description de la morphologie cardiaque.

I.2.2. Physiologie cardiaque et fonction contractile :

Lors de l'auscultation, les battements cardiaques sont marqués par deux bruits B1 et B2, séparés par deux silences. Un petit silence sépare le premier bruit B1 du second bruit B2. Un silence plus long sépare B2 et B1. Pendant le grand silence se produit la *systole auriculaire*, qui est la contraction des oreillettes et la *diastole ventriculaire*, qui est le relâchement des ventricules. Le sang est donc chassé des oreillettes vers les ventricules. Le grand silence est appelé *diastole* et se termine par B1 qui correspond à la fermeture des valvules auriculo-ventriculaires pour empêcher le reflux du sang vers les oreillettes. Vient ensuite le petit silence, qui correspond à la *systole ventriculaire* et à la *diastole auriculaire*. Il y a donc un nouvel apport de sang dans l'oreillette, en provenance des veines caves à droite et des veines pulmonaires à gauche, tandis que le ventricule se vide vers l'aorte à gauche et vers l'artère pulmonaire à droite. Le petit silence est appelé *systole* et se termine par B2 qui correspond à la fermeture des valves sigmoïdes pour empêcher le reflux du sang vers les ventricules. Après B2, un deuxième cycle recommence par une nouvelle diastole.

Par ailleurs, le cœur est doué de fonctionnement automatique grâce à l'existence d'un tissu musculaire particulier situé dans la masse cardiaque appelé le tissu nodal [BÂTY, 2007]. Les différentes phases de la conduction de l'influx dans le tissu nodal peuvent être enregistrées par l'électrocardiogramme (E.C.G) (figure.1.2). La dépolarisation de l'oreillette qui provoque sa contraction se marque par la petite onde P. La dépolarisation ventriculaire contemporaine de la systole ventriculaire s'exprime à l'E.C.G. par le complexe QRS. Enfin, le cycle se termine par la petite onde T, qui correspond à la repolarisation ventriculaire.

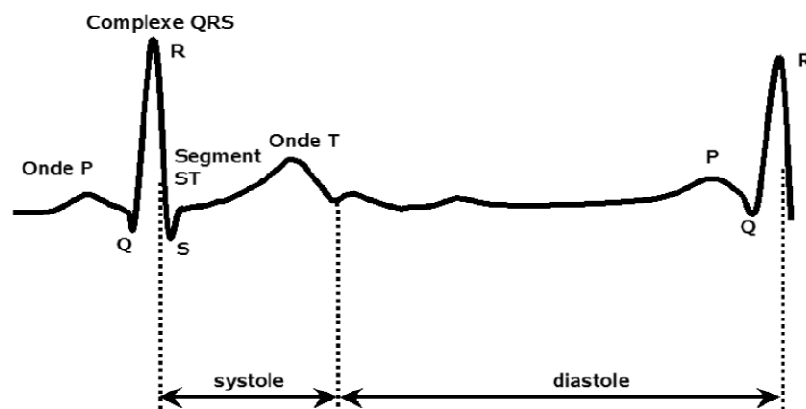


Figure. 1.2 : Électrocardiogramme chez un patient sain.

Bien que le cœur trouve en lui-même les centres de commande nécessaires à son activité, il doit adapter celle-ci aux besoins de l'organisme en variant son rythme et son débit. Ceci est rendu possible grâce au contrôle exercé sur l'activité cardiaque par le système nerveux végétatif [BÂTY, 2007].

I.3. Objets d'intérêts en imagerie cardiaque ventriculaire gauche :

Les structures anatomiques d'intérêts dans les images cardiaques sont : le ventricule gauche, le ventricule droit, le myocarde, l'endocarde et l'épicarde, etc. [Cousty et al, 2010]

L'évaluation de la fonction cardiaque est basée sur l'estimation de certains paramètres comme par exemple la fraction d'éjection. Ce paramètre est déterminé à partir du ventricule gauche. Pour les images IRM ces structures d'intérêt sont :

- ✓ Le myocarde ventriculaire gauche (LVM : Left Ventricule Myocarde) : il focalise l'attention des cardiologues car il est l'objet des pathologies les plus fréquentes et les plus graves, telles que l'infarctus. Il est délimité par deux surfaces : la frontière épocardique (EpB) et la frontière endocardique (EnB) .
- ✓ La frontière endocardique est irrégulière. En effet elle délimite des trabéculations (repliements) ainsi que les piliers musculaires, et un réseau de cordages tendineux qui permettent d'actionner les valves qui ouvrent et ferment la cavité.
- ✓ La frontière épocardique est, au contraire, lisse et régulière.
- ✓ La cavité ventriculaire gauche (LVC : left ventricular cavity) est très claire, et son niveau de gris est élevé.

En résumé nous pouvons dire qu'une image IRM du ventricule gauche est composée de :

- ✓ **Cavité : claire**
- ✓ **Endocarde : bien contrasté**
- ✓ **Myocarde : plus sombre**
- ✓ **Epicarde : peu contrasté**

La figure (1.3) illustre les différents objets d'intérêts dans une image cardiaque du ventricule gauche.

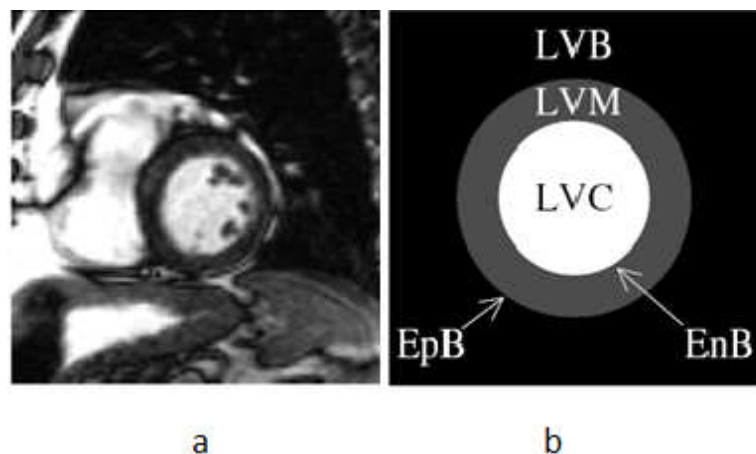


Figure. 1.3 : Objets d'intérêts en imagerie cardiaque ventriculaire gauche. (a) image réelle.(b) image simulée. [Cousty et al, 2010]

I.4. Le Ventricule Gauche (VG) :

Au niveau du cœur le ventricule gauche (VG) en est la composante la plus importante car il assure à lui seul environ 80% de la fonction cardiaque. Ainsi, bien que toutes les cavités

cardiaques puissent être étudiées, l'étude de la fonction cardiaque se résume généralement à l'étude du VG.

Le VG a la forme d'un cône légèrement aplati. Son apex correspond au sommet du cœur. La base est entièrement occupée par l'orifice auriculo-ventriculaire, par l'orifice aortique et par les valvules annexées à ces orifices. L'orifice auriculo-ventriculaire met en communication l'oreillette gauche avec le VG, et l'orifice aortique met en communication le VG avec l'aorte. Par convention, on segmente le VG en quatre faces : la face antérieure, la face latérale, la face inférieure et le septum [Comas, 2005]. Dans sa longueur, on peut distinguer trois parties : la base, la région médiane et la région distale (Figure. 1.4).

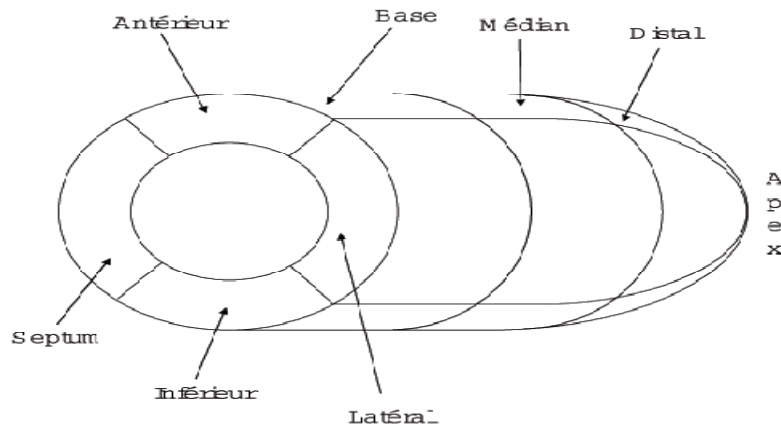


Figure. 1.4 : Segmentation du VG en 12 segments.

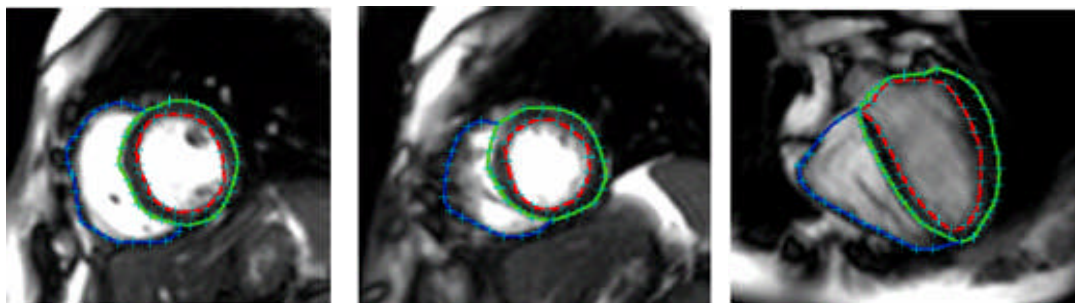


Figure. 1.5 : Exemple d'images IRM avec tracés manuels. [Zhang, 2007]

Les problèmes rencontrés dans la segmentation des images IRM cardiaques sont illustrés dans la figure 1.6.

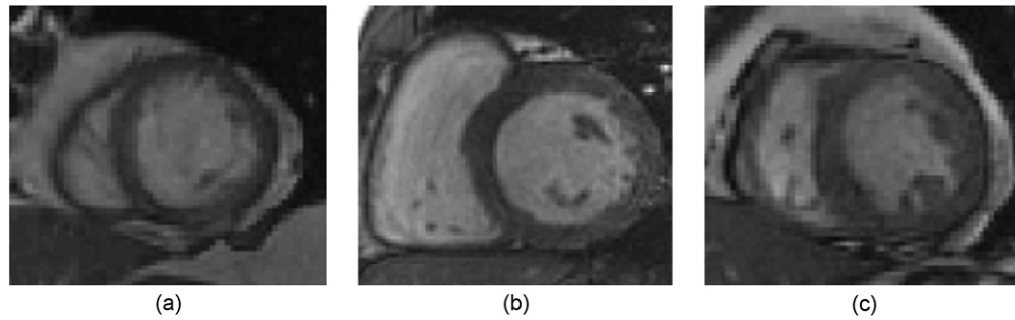


Figure.1.6 : Exemples de trois coupes petit-axe montrant l'hétérogénéité de la cavité (a), des piliers inclus dans la cavité (b), des piliers rattachés au myocarde (c).

La figure.1.6 illustre trois images IRM petit-axe difficiles à segmenter, étant donné l'hétérogénéité de la cavité (a), ou la présence des piliers qui sont soit complètement à l'intérieur de la cavité (b), soit rattachés au myocarde (c). [ElBerbari et al, 2007].

Dans la partie suivante de ce chapitre nous présentons le principe de l'imagerie par résonance magnétique qui est la modalité principalement utilisée dans l'analyse des images cardiaques.

I.5. Principe de l'Imagerie par résonance magnétique :

L'histoire de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) commence avec la description du phénomène de résonance par Bloch et Purcell en 1946. Au cours des premières décades (depuis les années 50 jusqu'aux années 70), la RMN a été avant tout développée en tant qu'outil analytique par des physiciens, chimistes et biologistes. C'était une technique de spectroscopie, et non d'imagerie. Dans les années 70, l'intérêt pour les applications médicales commençait à croître. La technique d'imagerie proprement dite se développe, et la première image d'un être humain est enregistrée. Dans les années 80, des progrès importants ont été réalisés en matière de résolution temporelle et spatiale, et l'usage de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) devient prépondérant pour les examens cliniques.

Enfin, dans les années 90, l'IRM fonctionnelle se développe pour la détection de l'activité neuronale, et donc l'étude du fonctionnement du cerveau. Deux éléments principaux interviennent dans le phénomène de résonance magnétique

- Le champ magnétique statique, très intense, généralement dénommé B_0 .
- Le second élément est un champ électromagnétique B_1 , avec une longueur d'onde de l'ordre des radio-fréquences (similaires aux ondes radio FM, aux environs de 100 MHz). L'application de ce champ radio-fréquence B_1 est brève (quelques ms) et est souvent appelée « impulsion RF ».

I.5.1. Interaction avec le champ magnétique statique B_0 :

Pour résumer la situation, considérons un petit volume contenant des spins à l'état d'équilibre (c'est-à-dire en interaction avec un champ statique B_0). Les spins sont répartis en deux populations : une population dite « spin up », parallèle à B_0 et une population dite « spin down », antiparallèle à B_0 . La première est légèrement plus importante que la seconde, donnant naissance à une magnétisation macroscopique résultante longitudinale (parallèle à B_0). Les spins pré-cessent autour de l'axe z de manière désordonnée, de sorte qu'il n'en résulte aucune magnétisation transverse macroscopique, etc.

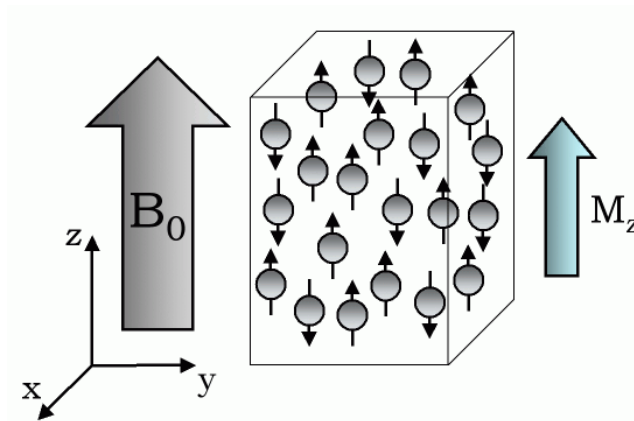


Figure.1.7 : Interaction avec B_0 .

Tout d'abord, l'impulsion RF fournit de l'énergie aux spins de telle sorte que plus de spins se retrouvent antiparallèles. L'aimantation longitudinale décroît donc. Deuxièmement, cette même impulsion RF rephase les spins, de sorte qu'une aimantation transverse apparaît et précesse autour de l'axe z.

I.5.2. Le phénomène de résonance :

Une onde radiofréquence à la fréquence de Larmor ($f_0 = \omega_0 / 2\pi = \gamma \cdot B_0 / 2\pi$) interagit avec les spins en précession. Cette impulsion apporte de l'énergie au système des spins : cela correspond à la phase d'excitation. Quelques spins parallèles deviennent antiparallèles. Les spins tournent en phase, ils entrent en résonance. Puis, après l'impulsion, les spins restituent cette énergie sous forme d'une onde en revenant à leur état d'origine [BOISGONTIER, 2010].

Une antenne réceptrice capte ce signal (figure.1.8) qui reflète la composante transversale de l'aimantation. Lorsque le signal n'oscille plus, le système retrouve son équilibre. La relaxation du système peut être décomposée selon sa composante longitudinale et transversale : le T_1 correspond au temps de relaxation longitudinale et le T_2 correspond au temps de relaxation transversale.

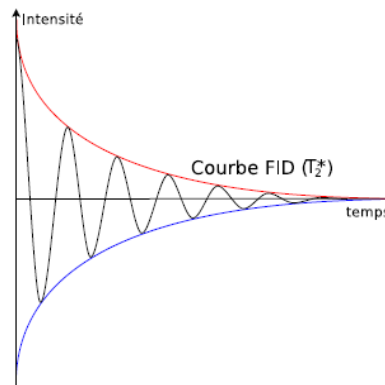


Figure. 1.8 : Signal reçu par l'antenne après une phase d'excitation provoquée par une impulsion radiofréquence.

Le signal, appelé « signal de précession libre » (en anglais : Free Induction Decay ou FID), est une sinusoïde amortie. L'enveloppe de ce signal (figure 1.8, en rouge) est une courbe exponentielle décroissante en T_2^* et non en T_2 . Le T_2^* diffère du T_2 en raison des inhomogénéités du champ B_0 . Selon la séquence d'impulsions radiofréquences réalisée, il est possible de réaliser des mesures dites pondérées en T_1 ou pondérées en T_2 .

I.5.3. Types de contrastes dans les images IRM :

Les contrastes IRM sont réalisés en choisissant différents timings pour l'acquisition des données. Le temps de répétition (TR) est l'intervalle qui sépare deux impulsions RF successives. Le temps d'écho (TE) correspond à l'instant, après une impulsion RF, où les données sont enregistrées. Ces paramètres peuvent être choisis par le médecin qui réalise l'examen, et influenceront le contraste de l'image.

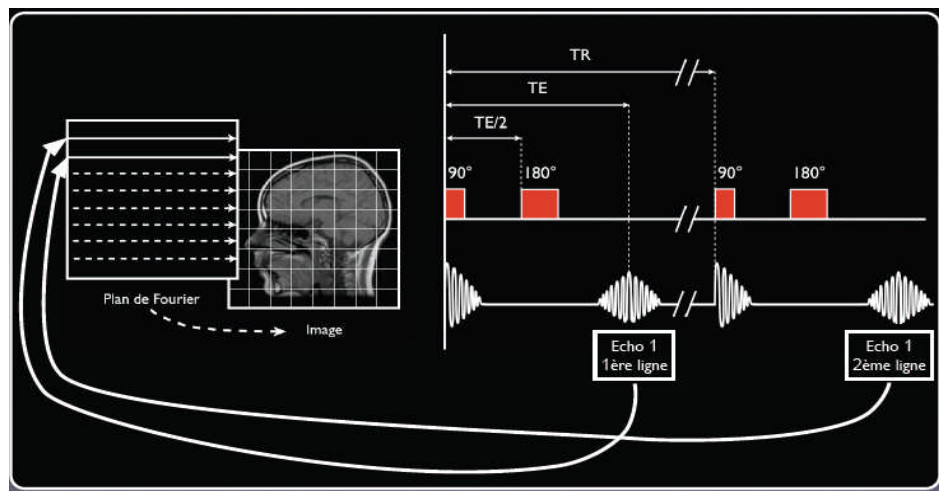


Figure.1.9 : Séquence Spin-Echo.

- **Le temps de répétition (TR)**, est l'intervalle de temps de répétition de l'onde d'excitation RF. L'intervalle entre les trains d'impulsions d'ondes RF s'appelle l'intervalle TR. Les TRs courts maximisent les différences dans la relaxation T_1 , produisant du contraste entre ces tissus. Si les TRs sont longs, ils réduisent au minimum les différences dans la relaxation T_1 , réduisant ce contraste entre tissus [DOU , 2006].
- **Le temps d'écho (TE)** : représente le temps entre le milieu de l'application de l'impulsion $\theta = 90^\circ$ et le sommet du signal d'écho dans les séquences Spin Echo (SE) [DOU , 2006].
- **Le temps d'inversion (TI)** est la période de temps entre l'impulsion d'inversion avec $\theta = 180^\circ$ et l'impulsion d'excitation $\theta = 90^\circ$. Le temps d'inversion contrôle les différences de signaux entre différents tissus [DOU , 2006].

- **L'angle** θ est employé pour définir l'angle d'excitation pour une séquence d'impulsion d'écho de gradient de champ magnétique[DOU , 2006].

I.5.3.a. Contraste en IRM: T R long- TE long

Lorsque le contraste est déterminé par les différences en T_2 d'un tissu à l'autre, on parle de contraste « pondéré en T_2 ». Avec un TR (relativement) long (quelques secondes), l'aimantation initiale après le second pulse est plus ou moins identique pour chaque tissu. Avec un TE (relativement) long (quelques centaines de millisecondes), les différences d'intensité entre les courbes correspondant à chaque tissu sont liées aux différences de T_2 .

I.5.3.b. Contraste en IRM: T R court- TE court

Pour obtenir une image dite pondérée en T_1 , c'est-à-dire dont le contraste est déterminé par les différentes valeurs de T_1 , il faut utiliser un TR et un TE tous deux courts.

I.5.3.c. L'image de densité de protons

Le contraste en densité de protons est quantitativement dépendant du nombre de protons par unité de volume. Plus le nombre de protons dans une unité du tissu donnée est élevé, plus la composante transversale de l'aimantation est grande, et plus le signal sur l'image de contraste en densité de protons est en hyposignal. Réciproquement plus le nombre de protons dans une unité donnée du tissu est bas, moins la magnétisation transversale est importante et plus le signal sur l'image de densité de protons est en hypersignal.

Pour obtenir une image pondérée en densité de protons, il faut utiliser une valeur de TR (typiquement ≥ 2000 ms) beaucoup plus grande que le temps T_1 spécifique du tissu, et une valeur de TE (typiquement ≤ 30 ms) inférieure au temps T_2 spécifique du tissu considéré.

1.5.4. Séquence d'inversion récupération:

Cette séquence permet d'augmenter le contraste en T_1 . Elle comporte une impulsion initiale de 180° (inversion). Pour pouvoir mesurer l'aimantation on bascule au temps

d'inversion dans le plan transversal (impulsion de 90°). Le signal est mesuré au temps TE lors d'un écho après une impulsion supplémentaire de 180° (inversion récupération-spin écho).

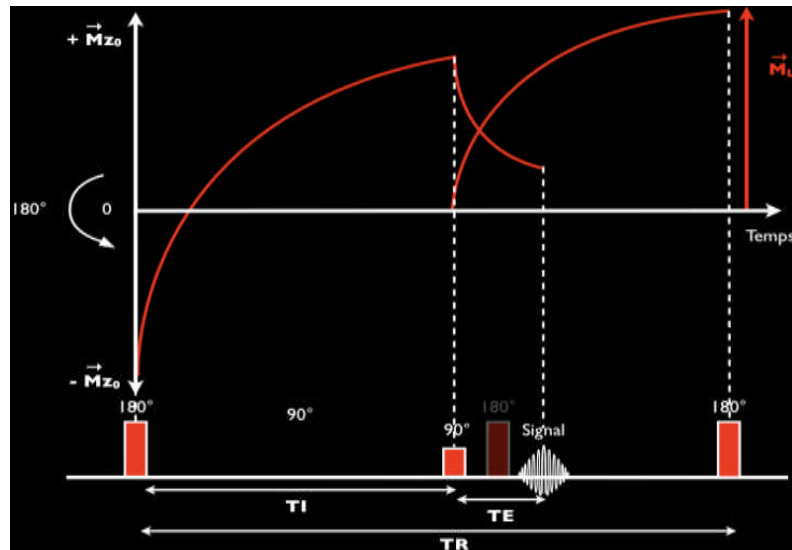


Figure. 1.10 : Séquence inversion récupération-spin écho.

I.5.5. Produits de contraste:

Les produits de contraste raccourcissent les temps de relaxation T_1 et T_2 des tissus. Par exemple le Gadolinium est un produit de contraste, qui à faible concentration a un effet principalement sur T_1 entraînant une augmentation du signal des tissus en contact avec celui-ci. Par contre, à forte concentration le Gadolinium, l'effet de ce produit sur T_2 devient prédominant, ce qui a pour conséquence une diminution du signal.

I.6. Plans de coupe en IRM cardiaque :

L'exploration cardiaque fait appel à des plans de coupes spécifiques, semblables à ceux de l'échographie cardiaque. L'analyse des images cardiaques se fonde donc sur les plans de coupe suivants :

Imagerie cardiaque

- Les quatres cavités
- Le grand axe VG
- Le petit axe VG

En fonction de l'indication de l'examen, des coupes complémentaires sur le ventricule droit ou les valves cardiaques peuvent être réalisées. La figure.1.11 suivante illustre un exemple de quatre plans de coupes.

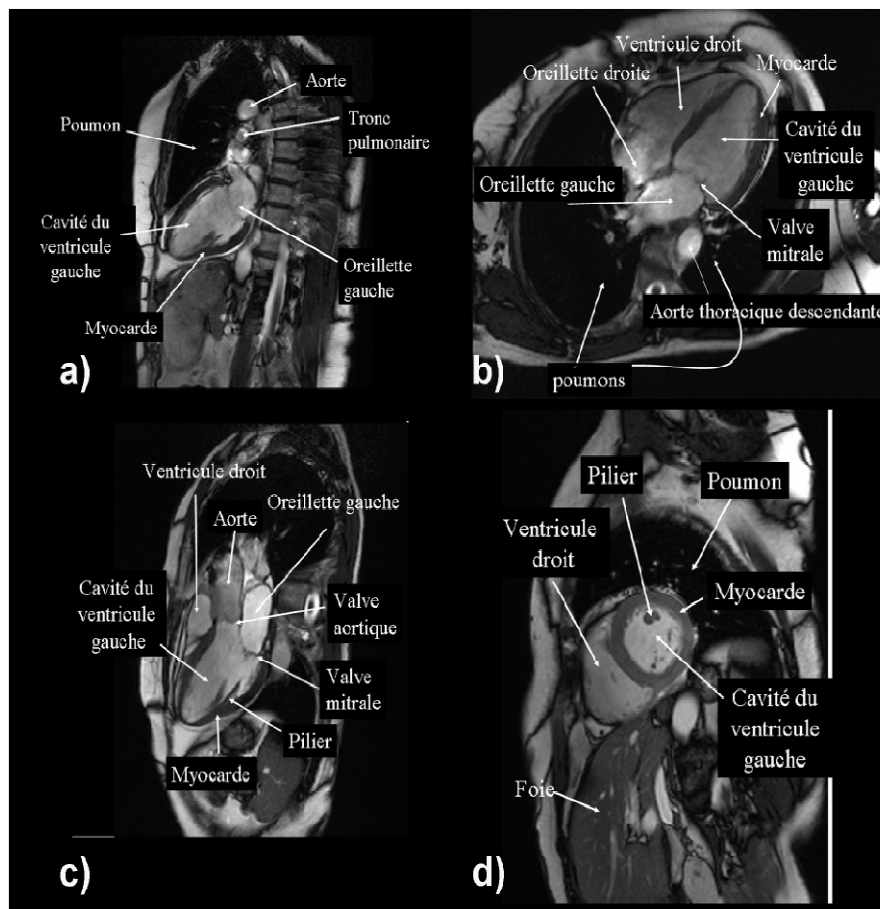


Figure.1.11 : Orientations des plans de coupe en IRM cardiaque. a) Grand axe 2 cavités, b) grand axe 4 cavités, c) grand axe 3 cavités, d) petit axe. [Lalande, 2012]

Nous présentons dans la figure.1.12 un exemple représentant une séquence d'IRM cardiaque. Nous illustrons des coupes en fin diastole la base jusqu'à de l'apex.

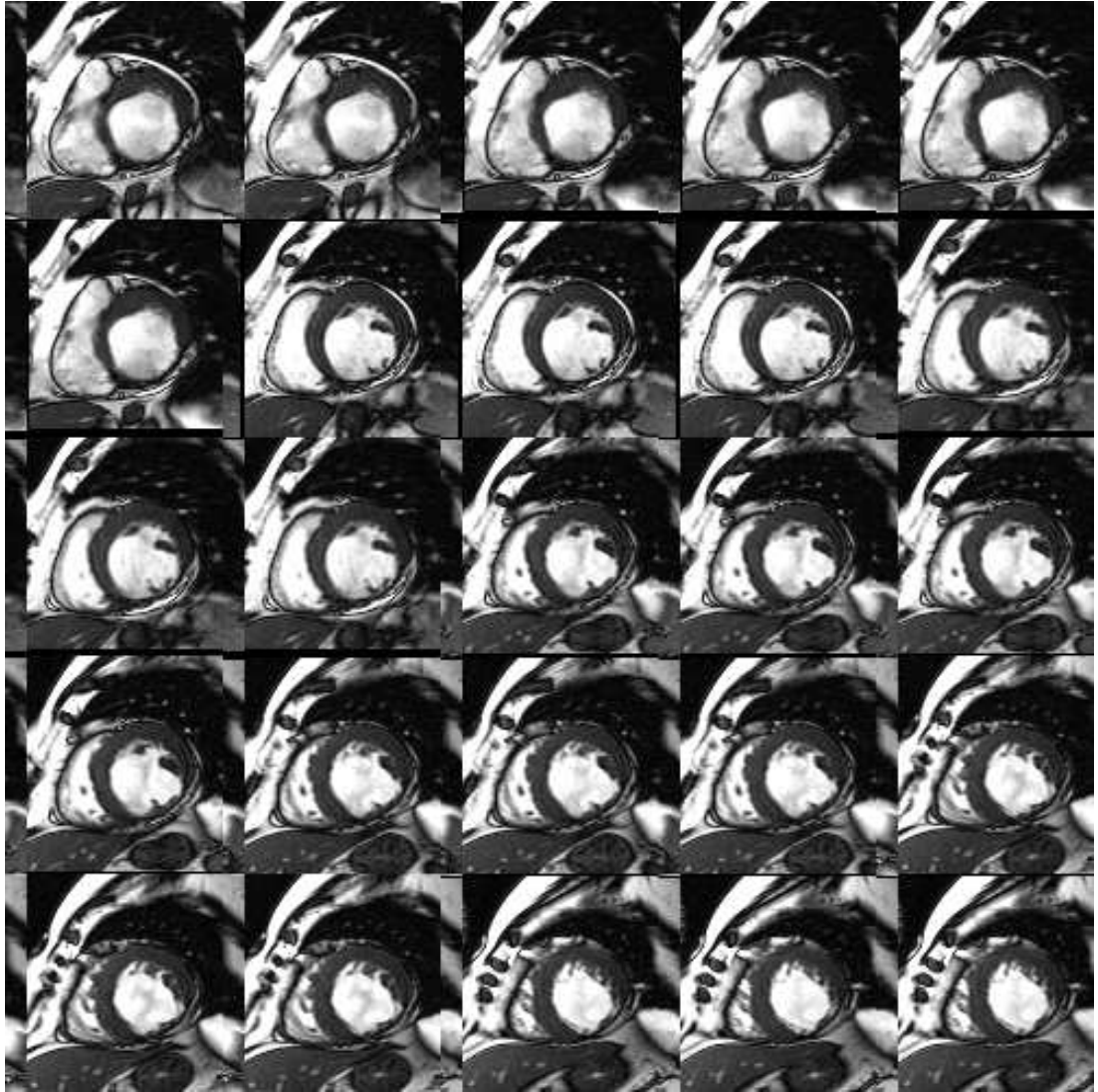


Figure.1.12 : Séquence d'IRM cardiaque 3D.

I.7. IRM cardiaque :

Le cœur étant un organe en mouvement (battements cardiaques, mouvements respiratoires et flux sanguin) son exploration nécessite des techniques spécifiques car elles s'adressent à des organes comportant des structures mobiles.

Les progrès techniques récents de l'IRM ont toutefois permis de rendre l'exploration cardiaque en IRM possible en pratique clinique courante, avec des indications dans de nombreuses pathologies : ischémique, infectieuse et inflammatoire, congénitale, valvulaire, etc.

Il existe différentes stratégies permettant la réalisation de l'imagerie d'un organe en mouvement :

- séquences d'acquisition rapides
- synchronisation avec le mouvement
- contention ou arrêt du mouvement

Concernant la dernière possibilité, elle ne sera applicable qu'aux mouvements respiratoires, si la durée de l'apnée est compatible avec l'état clinique du patient.

I.7.1. Les séquences rapides :

Les séquences rapides en IRM vont avoir une place de choix pour l'exploration du cœur (écho de spin ultra-rapide, écho de gradient rapide). Outre la séquence d'impulsions RF et de gradients, d'autres options accélérant encore l'acquisition peuvent être associées, nous pouvons en citer les exemples suivants :

➤ **L'imagerie parallèle** avec des antennes multiéléments en réseau phasé, pour certaines dédiées à l'imagerie cardiaque. Cette technique est basée sur l'acquisition simultanée, autrement dit en parallèle, de données provenant de différentes antennes. Ces antennes sont disposées côte à côte. Chaque antenne dispose de son propre canal de réception du signal et donne des informations différentes mais complémentaires sur le patient.

L'utilisation la plus courante de l'imagerie parallèle consiste à reconstruire une image à partir des images brutes des antennes. En IRM cardiaque, ces antennes dédiées possèdent généralement huit canaux [Lalande, 2012].

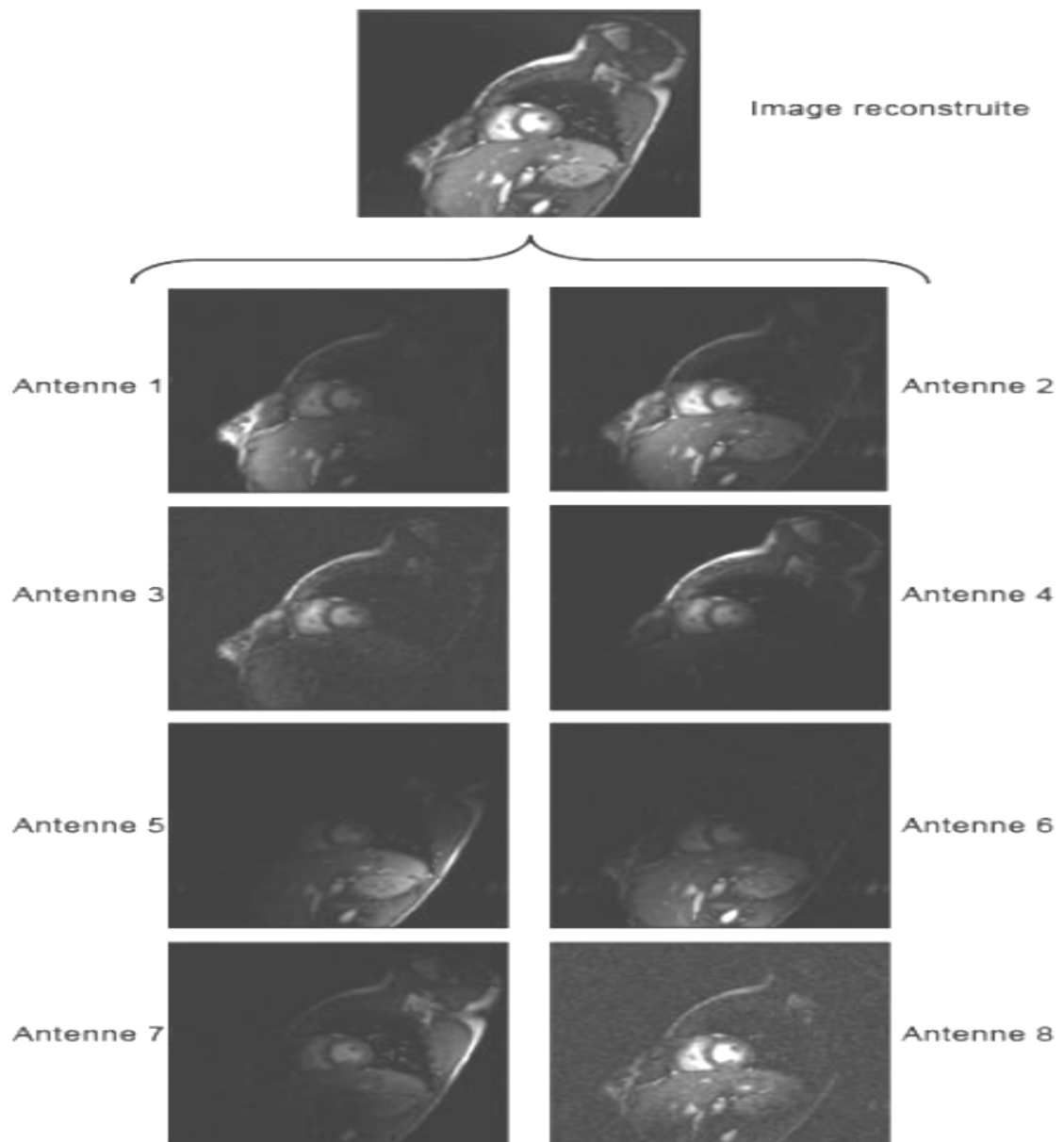


Figure.1.13 : Principe de l'imagerie parallèle cardiaque.

En combinant les images des antennes, l'image obtenue possède approximativement la même amplitude que si l'on avait utilisé une seule antenne couvrant la même surface. Chaque antenne ayant une position et une sensibilité différentes, les données acquises par une antenne sont différentes des autres.

- **L'optimisation du remplissage de l'espace K :** Le signal enregistré lors d'une séquence d'IRM est stocké dans l'espace K. L'espace K correspond à un plan de Fourier. Il suffit donc d'appliquer une transformée de Fourier 2D inverse sur l'espace K pour obtenir une image de la coupe du corps humain (figure.1.14).

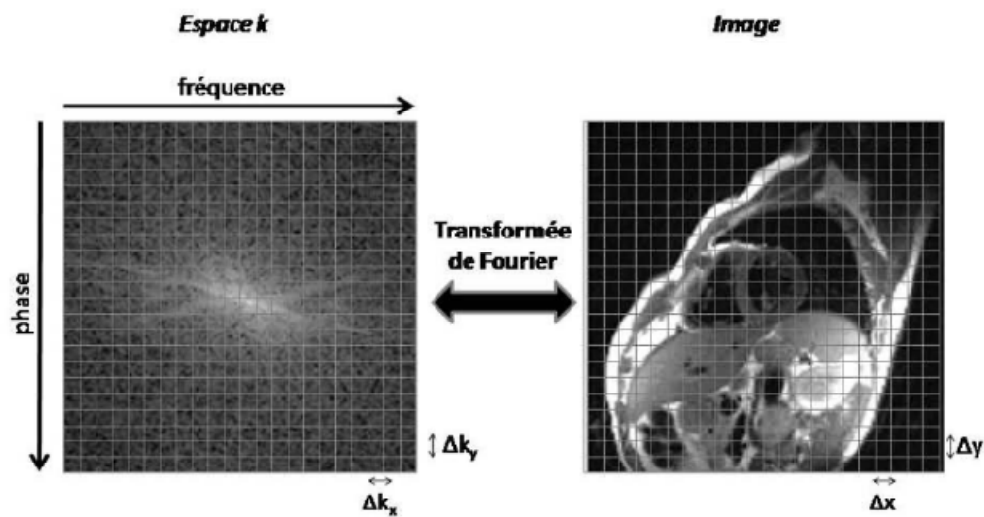


Figure.1.14 : Représentation de l'espace K.

C'est le codage spatial qui permet d'acquérir les données de l'image sous forme fréquentielle, adaptées à l'espace K. Tout comme si on plaçait dans le plan de Fourier les informations d'intensité et de phase pour chaque composante fréquentielle, selon f_x (fréquences spatiales horizontales) et f_y (fréquences spatiales verticales), les données recueillies au cours de la séquence IRM seront placées dans l'espace K selon k_x et k_y . L'acquisition est accélérée en n'enregistrant pas toutes les lignes dans l'espace k, c'est-à-dire dans le plan de Fourier. On acquiert une ligne sur deux, ou sur quatre, pour réduire le temps d'acquisition d'une image.

I.7.2. Méthodes de synchronisation cardiaque (gating cardiaque) :

Les méthodes de synchronisation avec le mouvement cardiaque reposent principalement sur l'électrocardiogramme (ECG). La synchronisation avec l'ECG pourra être effectuée soit de manière prospective, soit rétrospectivement en se basant sur la détection de l'onde R.

Gating prospectif : l'onde R sert à déclencher les acquisitions IRM, qui seront ainsi toutes réalisées au même moment du cycle cardiaque.

Gating rétrospectif : l'acquisition IRM est continue avec un enregistrement simultané de l'ECG, qui sert à réordonner les données lors de la reconstruction des images à chaque onde R.

I.7.3. L'IRM à contraste de phase :

Le principe de cette séquence est basé sur l'effet que les spins des tissus en mouvement ont une phase différente de celles de spins statiques. L'acquisition en contraste de phase comprend des séquences spécifiques avec et sans encodage des flux dont sont issues les images en magnitude (aspect "anatomique » des flux) et en phase (aspect "quantitatif » : direction et vitesse des flux). La quantification précise des flux nécessite :

- Une résolution spatiale suffisante pour mesurer avec précision le diamètre du vaisseau
- Une résolution temporelle précise et couvrant la totalité du cycle cardiaque
- Un angle entre plan de coupe et axe du flux proche de 90°
- Une vitesse d'encodage adaptée, légèrement supérieure à la vitesse maximale du flux étudié.

I.7.4. IRM de perfusion myocardique de premier passage :

L'étude de la perfusion myocardique tissulaire en IRM de premier passage exploite les modifications de temps de relaxation T_1 engendrées par l'arrivée de chélates de Gadolinium dans le secteur interstitiel du myocarde [Lalande, 2012].

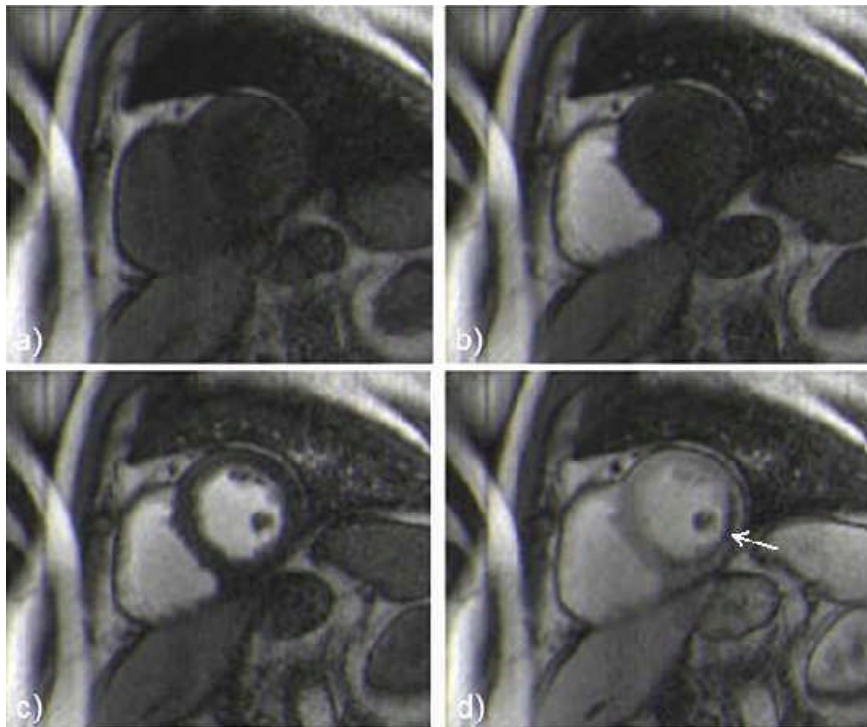


Figure. 1.15 : a) Image avant l'arrivée du produit de contraste. b) Arrivée du produit de contraste dans le ventricule droit. c) Arrivée du produit de contraste dans la cavité du ventricule gauche. d) Arrivée du produit de contraste dans le myocarde.

La figure 1.15 présente un exemple de séquence obtenue en imagerie de perfusion myocardique au premier passage du produit de contraste. Les zones normalement perfusées apparaissent en hypersignal. Les zones hypoperfusées comme la paroi antéro-latérale au niveau sous-endocardique restent en hyposignal.

I.7.5. Rehaussement tardif :

Cette étude est réalisée environ 10 minutes après l'injection de l'agent de contraste. Le rehaussement tardif traduit un excès relatif de gadolinium dans les tissus pathologiques comparativement aux tissus sains. Elle repose sur des séquences en pondération T_1 en écho de gradient ultra-rapide ou en écho de gradient à l'état d'équilibre. Cette séquence est utilisée pour le diagnostic d'un œdème d'origine ischémique (Infarctus du myocarde à la phase aiguë), une pathologie inflammatoire ou infectieuse (myocardite), des remaniements fibreux (Séquelles d'infarctus, cardiomyopathies). Elle peut être aussi utilisée pour détecter une lésion tumorale.

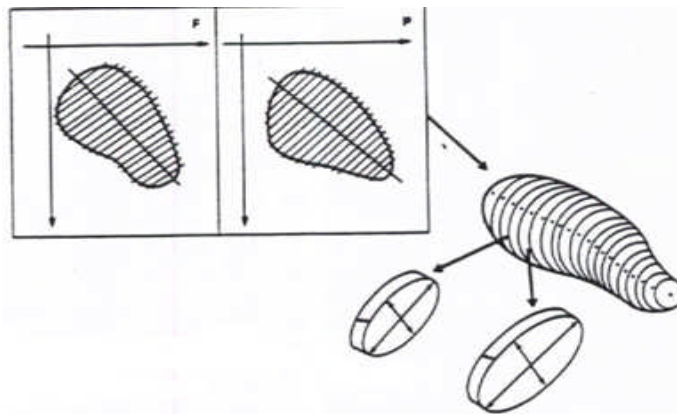
I.8. Détermination des volumes ventriculaires gauches :

Le volume ventriculaire gauche est un paramètre important dans le diagnostic de certaines pathologies. Un volume ventriculaire gauche téléstolique élevé est un élément de mauvais pronostic après un infarctus du myocarde. Plusieurs méthodes ont été proposées pour calculer le volume de la cavité cardiaque [BÂTY, 2007]. Toutes ces méthodes nécessitent l'extraction du contour endocardique à partir des images issues de différentes modalités d'imagerie cardiaques. Les principaux modèles utilisés sont :

- le modèle ellipsoïde biplan : le VG est représenté par un ellipsoïde. Dans ce cas de figure, la connaissance des trois axes de l'ellipsoïde permet le calcul du volume de la cavité ;
- le modèle de l'ellipsoïde monoplan : il s'agit d'une simplification du modèle précédent pour lequel les deux petits axes de l'ellipsoïde sont supposés égaux ;
- le modèle de Teichholz : le VG est là aussi modélisé par un ellipsoïde. Néanmoins, ce modèle ne nécessite que l'étude d'une coupe particulière du VG, perpendiculaire au grand-axe et passant par la valve mitrale. Le diamètre de la cavité ventriculaire suffit alors au calcul du volume de la cavité cardiaque ;
- le modèle hémellipsoïde-cylindre : ce modèle ne nécessite que l'acquisition d'une unique coupe perpendiculaire au grand-axe du VG et située juste en dessous de la valve

mitrale. Le VG est alors assimilé à une somme de cylindres de la base à la valve mitrale, et d'un demi-ellipsoïde de la valve mitrale jusqu'à l'apex ;

- la méthode de Simpson : cette méthode est une des seules méthodes qui ne soit pas fondée sur une modélisation du VG par un ellipsoïde. La mesure calculée par ce modèle repose sur l'addition des surfaces de la cavité ventriculaire sur les coupes IRM multipliée par l'épaisseur de coupe (paramètre intrinsèque au scanner IRM).



Il est important de noter que le calcul du volume ventriculaire gauche par le modèle de Simpson est plus rigoureux et précis que ceux effectués avec les autres modélisations géométriques, en particulier dans les cas de pathologies où le ventricule est déformé.

I.9. Conclusion :

A travers ce chapitre nous avons présenté les principes de l'imagerie cardiaque. Des notions sur l'anatomie et la physiologie du cœur ont été décrites. Ainsi que les différentes séquences utilisées en imagerie IRM cardiaque ont présentées. En pratique clinique, l'évaluation quantitative de la fonction cardiaque se fait par une délimitation des contours endocardiques et épicaudiques. Elle est souvent réalisée manuellement ou semi-automatiquement.

Le développement de techniques reproductibles et fiables de segmentation du ventricule gauche est donc indispensable pour aider les médecins dans leur diagnostic.

Chapitre II***Etat de l'art sur la segmentation en IRM cardiaque*****II.1.Introduction :**

Ce chapitre a pour but de présenter les différentes méthodes de détection et de segmentation du ventricule gauche. Sachant que la modalité d'imagerie médicale qui est principalement utilisée pour la visualisation des structures cardiaques est l'IRM.

L'imagerie par résonance magnétique(IRM) est une technique d'aide au diagnostic médical non invasive qui aide les médecins à diagnostiquer et à traiter des conditions médicales. Les images IRM cardiaques sont généralement très précises et possèdent une meilleure résolution spatiale que certaines autres méthodes d'imagerie comme la tomographie par rayons X, les ultrasons. Ces performances rendent l'IRM plus précieux comme outil de diagnostic précoce et pour l'évaluation des anomalies cardiaques, en particulier ceux qui touchent le muscle cardiaque.

Le ventricule gauche est la structure responsable de l'irrigation du corps humain par le sang. En effet il pompe le sang oxygéné à l'ensemble du corps. Par conséquent, la segmentation du ventricule gauche est une tâche très importante lors du diagnostic des anomalies cardiaques. À l'heure actuelle, la segmentation du ventricule gauche (VG) et l'estimation des volumes de sa fraction d'éjection (FE) nécessitent des tracés manuels de la cavité gauche du VG pour les phases de fin diastole et fin de systole. L'inconvénient de la segmentation manuelle est la variabilité inter-observateurs généralement constatée, ainsi que le temps très long nécessaire à segmenter plusieurs images surtout pour les images 3D et 4D, en notant que, pour un seul patient, plusieurs coupes sont acquises durant un cycle cardiaque.

De nombreux algorithmes de segmentation ont été développés dans la littérature afin de segmenter et de localiser le ventricule gauche, soit dans des images IRM, TDM, ou bien échographiques.

D'après l'analyse des travaux de l'état de l'art, nous divisons ce chapitre en deux parties.

La première partie sera consacrée aux différentes méthodes de segmentation des images IRM cardiaques petit-axe. Pour chaque méthode nous donnerons un ou plusieurs travaux publiés. Tandis que dans la deuxième partie, nous citons les différentes méthodes de localisation du ventricule gauche en particulier.

II.2.Méthodes de segmentation

Nous pouvons classer les méthodes de segmentation des structures d'intérêts dans les images IRM cardiaques petit –axe en quatre classes :

- Méthodes de segmentation par classification et morphologie mathématique
- Modèles déformables
- Modèles statistiques
- Approches basées sur l'information *à priori*

II.2.1. Segmentation par classification et morphologie mathématique :

Dans cette catégorie, nous citons les techniques basées sur les techniques de regroupement (clustering), et cela en utilisant seulement le niveau de gris [Lynchet al, 2006] pour segmenter l'endocarde. Cependant l'inclusion du muscle papillaire dans la cavité cardiaque gauche reste un problème ouvert [Monitillo et al, 2002]. Ce problème est dû au contraste faible qui se présente entre le myocarde et les muscles papillaires (les deux présentent un faible niveau de gris contrairement à la cavité gauche dont le un niveau de gris est généralement élevé).D'autre part, des méthodes basées sur la morphologie mathématique ont aussi été proposées. Nous pouvons citer comme exemple le travail de Cousty [Cousty et al, 2007] pour segmenter le ventricule gauche. Ces méthodes minimisent l'intervention de l'utilisateur mais demandent un ajustement des paramètres liées à l'algorithme.

II.2.2. Modèles déformables :

Les contours actifs ont aussi été largement utilisés pour la segmentation des images IRM cardiaques. Cependant, l'utilisation de ces approches pose un problème lié au manque du contraste entre le myocarde et la cavité gauche, ainsi que l'inclusion des muscles papillaires et l'hétérogénéité qui se présente à l'intérieur de la cavité.

D'autre part, l'initialisation du contour est un point clé dans le processus de segmentation. Une mauvaise initialisation peut faire diverger le contour vers les zones voisines qui peuvent mieux s'adapter aux paramètres prédéfinis. Afin de surmonter ce problème, des méthodes dans la littérature ont été proposées. Parmi celles-ci le travail présenté par [Santarelli et al, 2003] basé sur une approche de segmentation par les GVF (Gradient-Vector-Flow) en utilisant un filtre de diffusion anisotrope non linéaire.

En se basant aussi sur les GVF (Gradient-Vector-Flow) une approche automatique basée sur le concept de conservation du volume myocardique a été proposée dans [Christopher et al 2008].

Le volume du myocarde est défini par le volume délimité par l'épicaarde et l'endocarde du ventricule gauche. La masse du myocarde est calculée en multipliant ce volume par la densité du tissu myocardique. Le principe de ce procédé est basé sur la conservation du volume myocardique à l'exception d'une faible variation anticipée en raison des légères différences dans la circulation sanguine du tissu cardiaque à travers le cycle.

Des études réalisées chez les chiens [Swingen et al, 2004], [Rodriguez et al, 2006] et chez les hommes [Tsuiki et al, 1980], [Fieno et al, 2002], [Diethelm et al, 1989] montrent que la variation de ce volume (soit le volume musculaire associé au ventricule gauche) est d'environ 5%. Par contre, la précision de l'algorithme de segmentation dépend du choix optimal de paramètres de l'algorithme GVF.

Une autre méthode proposée par [ElBerbariet al, 2007] consiste à utiliser les opérateurs morphologiques (ouverture et fermeture) pour homogénéiser la cavité, suivie par l'application de l'algorithme « GVF snake » pour optimiser le résultat de segmentation.

Dans [Yun Zhu et al, 2010], un modèle de contour dynamique spécifique pour chaque sujet a été développé. Ce modèle prend en considération la variabilité temporelle inter et intra sujet. Les auteurs de ce travail ont proposé un algorithme de prédiction ayant la possibilité d'identifier la région d'intérêt en mouvement dans une nouvelle séquence basée sur l'observation des frames précédentes.

Une autre méthode automatique permettant de détecter la fin systole et diastole du ventricule gauche dans les images IRM 3D a été publiée dans [Schwarz et al, 2007]. Cette approche applique un modèle de forme amélioré, avec la possibilité d'une déformation libre qui respecte la distribution du niveau de gris local.

II.2.3. Modèles statistiques :

Les modèles actifs d'apparences (Active Appearance Model - AAM -) et de formes (Active Shape Model - ASM -) ont connu un grand succès dans la segmentation des images cardiaque IRM. Plusieurs travaux liés sont publiés dans la littérature. Par exemple, dans [Steven et al, 2002] une méthode basée sur un modèle actif d'apparence a été développé pour segmenter les images 3D. Cette méthode a été aussi évaluée sur des séquences échographiques.

Dans le même contexte d'autres chercheurs ont combiné la dynamique du cycle cardiaque avec le modèle AAM afin d'assurer une segmentation continue d'un cycle cardiaque complet [Boudewijn et al, 2001].

Pour ces nouvelles méthodes de segmentation 2D + temps (Active Appearance Motion Model : AAMM), la variation d'apparence dans le temps est calculée à l'aide de l'analyse par composante principale ACP. Ces modèles représentent la dynamique du cycle cardiaque en combinant la forme et l'apparence de l'image du cœur, assurant une segmentation continue

d'une séquence IRM cardiaque complète. Dans le modèle AAMM, les séquences sont normalisées et les points de forme et les intensités des pixels entre les frames sont concaténés en un vecteur de forme et d'intensité.

Les variations d'apparence dans le temps sont calculées à l'aide de l'analyse en composantes principales sur les deux vecteurs dans l'ensemble d'apprentissage. La segmentation continue dans le temps est obtenue en minimisant le modèle d'apparence. L'ajustement des coefficients du modèle est obtenu par une méthode de descente de gradient.

Plus récemment une étude publiée dans [Kermani et al, 2009] présente un modèle AAM 3D (three-dimensional active mesh model). Ce modèle a été utilisé pour évaluer la fonction locale et globale du ventricule gauche. Cette évaluation est basée sur l'analyse du mouvement de la paroi du ventricule gauche.

II.2.4. Approches basées sur l'information à priori :

De nombreuses approches utilisent de l'information *à priori* et/ou des interactions avec l'utilisateur. Souvent, cela consiste soit à indiquer le centre du ventricule gauche sur une image, soit à tracer manuellement un contour sur une image de référence. Cependant, certaines méthodes utilisent plus d'informations *à priori* concernant la forme du ventricule gauche, sa position par rapport aux autres organes, son orientation, etc.

Dans [Michael et al, 2004], les auteurs ont introduit des informations *à priori* dans le processus de segmentation. Ils ont intégré différentes sources de connaissances *à priori* extraites à partir des images annotées dans un modèle déformable. L'inter-variabilité individuelle de forme a été modélisée par un modèle statistique. Dans ce travail, la relation spatiale entre l'endocarde et l'épicarde a été modélisée par l'adaptation de deux surfaces triangulaires couplées. Pour préserver la variation du niveau de gris autour de la surface du myocarde, un autre modèle paramétrique spatiale a été développé par une approche basée sur la classification de surfaces de profils des niveaux de gris.

Dans le même contexte d'utilisation de connaissances à priori, d'autres chercheurs [Wang et al 2009] ont intégrés des connaissances relatives à la région et aux contours des images IRM pour l'application d'une méthode de segmentation basée sur les champs de Markov (MRF) afin de délimiter le ventricule gauche.

II.3. Méthodes de localisation automatique spécifiques au ventricule gauche :

Généralement, pour segmenter le ventricule gauche, une région d'intérêt est fixée par l'utilisateur afin d'éviter le traitement de toute l'image et par conséquent la réduction du temps de calcul. La localisation ou bien la détection du ventricule gauche dans les images cardiaques fait l'objet de nombreuses recherches [Petitjean et al, 2011]. Cette localisation a deux objectifs :

- ✓ Le premier est l'automatisation de l'algorithme de segmentation, qui nécessite une initialisation pour son fonctionnement. Comme par exemple les méthodes basées sur les contours actifs, Levels set, Active shape model (ASM) ou Active appearance model (AAM).
- ✓ Le deuxième est la localisation proprement dite. Après l'application d'un algorithme de segmentation à l'ensemble de l'image, on obtient plusieurs régions. Par exemple le ventricule gauche, le ventricule droit, le myocarde, etc. Donc une étape de détection est nécessaire pour isoler chacune de ces régions.

Généralement nous classons les méthodes de localisation en deux catégories [Petitjean et al, 2011] :

1. La première catégorie est basée sur la variation temporelle. Cette approche exploite le mouvement du cœur. En effet, le cœur est en mouvement durant le cycle cardiaque.
2. La deuxième catégorie est basée sur la reconnaissance des formes.

Les méthodes basées sur la variation temporelle utilisent la différence entre toutes les images du cycle. Dans [Pednekar et al, 2006] cette différence est calculée entre deux

images. Par exemple, dans le cas où la cavité gauche est la plus large (coupe basale durant la fin diastole), l'image résultat contient une surface circulaire autour du ventricule gauche, qui est par la suite détectée par la transformée de Hough circulaire.

La différence d'image a été aussi utilisée dans [Huang et al, 2007], suivi d'une analyse de texture et un clustering utilisant la méthode K-moyennes (K-means) afin d'isoler la région du cœur. D'autres travaux proposés par [Cocosco et al, 2004] et [Gering et al, 2003] se basent sur le calcul de la variance. A partir d'un modèle 3D + temps, la variabilité temporelle est calculée par l'écart-type de chaque voxel. L'image 3D obtenue est convertie par la suite en une image 2D binaire elle-même en utilisant la méthode d'Otsu [Otsu 1979]. Ce processus est suivi ensuite par plusieurs dilatations.

Certains auteurs ont constaté que le calcul de la variance peut être affecté par le bruit. Et c'est pour cette raison qu'ils ont proposé une méthode basée sur une analyse de Fourier ([Lin et al, 2006],[Jolly et al, 2008]).

D'autres méthodes proposées dans [Constantinides et al, 2010] sont aussi basées sur l'exploitation du mouvement du cœur et la définition d'une région d'intérêt autour du ventricule gauche en se basant toujours sur la circularité de la cavité gauche et l'utilisation de la Transformée de Hough Circulaire.

En revanche, les techniques de reconnaissance de formes nécessitent une phase d'apprentissage. Elles sont basées sur l'extraction des sous-fenêtres rectangulaires à partir de l'image, pour calculer les paramètres nécessaires à l'apprentissage. Le point clé de ces approches réside dans l'étape de caractérisation.

La méthode proposée dans [Pavani et al, 2010] est basée sur une approche de détection de visages [Viola et al, 2001], qui consiste à utiliser les ondelettes de Haar comme technique de caractérisation, et une cascade de classifieurs Adaboost.

Une autre méthode proposée dans [Jolly et al, 2001] consiste à prélever quatre profils d'intensité centrés sur une sous-fenêtre, et à concaténer ensuite leurs niveaux de gris.

Le profil global est modélisé à l'aide des chaînes de Markov. Le système est formé en utilisant les exemples positifs et négatifs. L'étape de détection classe l'ensemble de pixels du ventricule gauche. Le choix final parmi ces candidats est fait en utilisant une procédure de vote basée sur la transformée de Hough, ce qui permet de dessiner un cercle positionné sur le ventricule gauche.

II.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans la première partie les différentes approches les plus récemment utilisées pour la segmentation des images IRM cardiaques petit-axe.

Dans la deuxième partie nous avons discuté un problème de détection des structures cardiaques relatif à la localisation du ventricule gauche, et nous avons exposé plusieurs travaux dans ce domaine.

Dans les chapitres suivants, nous présentons tout d'abord dans le chapitre trois les bases théoriques de différentes méthodes utilisées dans cette thèse. Puis nous présentons nos contributions originales permettant d'obtenir une segmentation avec détection des structures cardiaques (ventricule droit, ventricule gauche) dans les chapitres 4,5 et 6.

Chapitre III

Les différentes méthodes de segmentation

III.1. Introduction :

Segmenter, ou délimiter les structures cardiaques, est une étape fondamentale dans l'analyse d'images cardiaques. Elle permet de séparer les différentes parties de cœur.

Une bonne segmentation aide le médecin dans son diagnostic en lui permettant une intervention manuelle minimale lors de la délinéation de ces structures.

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes de segmentation appliquées aux structures cardiaques. Chacune d'entre elles est basée sur un principe donné.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons essentiellement aux algorithmes de classification tel que : Fuzzy-C-Means , Kernel-FCM , Expectation Maximisation(EM), les algorithmes basés sur les ensembles de niveaux et les modèles actifs d'apparence (AAM).

III.2. Approches de segmentation par classification :

La classification est un processus selon lequel un ensemble de données est divisé en différentes classes, de telle sorte que les éléments d'une même classe soient les plus similaires possibles, et les éléments des classes distinctes soient les plus différents possible.

Pour, une image la classe représente une région contenant des pixels de niveaux de gris similaires.

III.2.1.La méthode d'OTSU :

La méthode d'Otsu est une méthode de seuillage automatique basée sur l'histogramme de l'image L'algorithme original représente une technique de binarisation qui suppose que l'image à segmenter ne contient que deux classes de pixels. Le seuil optimal qui sépare ces deux classes est calculé afin que la variance intra-classe soit minimale.

Les différentes méthodes de segmentation

La méthode d'Otsu est basée sur trois critères discriminants possibles, et qui sont: la variance intra classe, la variance interclasse et la variance totale.

Dans cette méthode, le calcul des différents critères est basé sur la densité de probabilité des différents pixels de l'image, qui est obtenue en normalisant l'histogramme de l'image :

$$p_i = \frac{h(i)}{\sum_{j=0}^{L-1} h(j)} \quad (3.1)$$

Avec

$$p_i \geq 0 \text{ ; et } \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (3.2)$$

Où $h(i)$ est le nombre d'occurrences du pixel de niveau de gris $i \in [0, L-1]$ et L le nombre total de niveaux de gris.

Dans le cas d'une binarisation, le seuil optimal t^* est celui qui maximise le ratio de la variance interclasse à la variance totale :

$$t^* = \text{Argmax} \frac{\sigma^{2(t)B}}{\sigma^{2T}} \quad (3.3)$$

Où la variance interclasse est définie par :

$$\sigma^{2(t)B} = p_t(p_t - 1)(\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (3.4)$$

Et :

$$\sigma^{2T} = \sum_{i=1}^{L-1} p_i (i - \mu_T)^2 \quad (3.5)$$

Où :

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^t i \frac{p_i}{1-p_t} \text{ ; } \mu_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i \frac{p_i}{1-p_t}$$

$$\mu_T = \mu_0 + \mu_1$$

$$p_t = \sum_{i=0}^t p_i \qquad 1 - p_t = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \qquad (3.7)$$

Comme la variance totale associée à l'histogramme d'une image est constante, le problème se résume à maximiser la variance interclasse.

III.2.2. La méthode K-moyennes (K-Means) :

La technique K-moyennes (*k-means*) est une méthode de classification de pixels. Cette technique regroupe au plus proche voisin les pixels de l'image, selon une distance à des noyaux (prototypes) donnés, puis en estimant la position des meilleurs noyaux de ces classes ainsi obtenues. Il est important pour cette méthode de fixer le nombre de classes recherchées.

Soit $X = \{x_k / k = 1, \dots, n\}$ un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_c$, tels que $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$.

Chaque vecteur x_k est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme suivante :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik} d^2(x_k, v_i) \qquad (3.8)$$

Où : v_i désigne le prototype (centroïde) de cette classe. Et d la mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données. u_{ik} est un indicateur binaire $\in \{0,1\}$ désignant l'appartenance ou non du vecteur x_k à la classe C_i ($u_{ik}=1$ si $x_k \in C_i$ et $u_{ik}=0$ sinon, $\forall i=1 \dots c$ et $x_k \in X$), il s'exprime comme suit :

$$u(x_k, v_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } d(x_k, v_i) = \min_c (x_k, v_c) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \qquad (3.9)$$

La solution du problème d'optimisation se fait de manière itérative. Les étapes de cette classification peuvent être résumées comme suit :

1. Initialiser l'ensemble des centroïdes - contenant des éléments pris au hasard de l'ensemble de données, ou choisis d'après des connaissances a priori - et assigner chaque point au centroïde le plus proche.
2. Calculer les nouveaux centroïdes des classes construites. Les centroïdes étant les centres des classes, ils sont calculés par la moyenne des éléments de la classe.
3. Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centroïde le plus proche.
4. S'il y a changement dans la partition réitérer depuis l'étape 2.

III.2.3. Fuzzy-C Means (FCM) :

La classification floue est une généralisation de la classification binaire. Elle permet de obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance u_{ik} (compris entre 0 et 1).

Le principe de la technique de classification Fuzzy-C Means (FCM), développée par Bezdek [Bezdek et al, 1981], peut être décrit comme suit :

Soit $X = \{x_k, k = 1, \dots, n\}$ un sous-ensemble d'un espace E , de dimension n . Nous cherchons à segmenter X en c classes suivant une classification floue. Chaque classe C est caractérisée par son prototype v_i , et $V = \{v_i, i=1, \dots, c\}$ l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme FCM tente à minimiser la fonction objective J décrite par l'équation 3.10 [Wu et al, 2002].

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (3.10)$$

De la même façon Les degrés d'appartenance et les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation.

Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad \forall i \in [1, c], \forall k \in [1, n]$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \forall k \in [1, n] \quad \text{Relation de fermeture}$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \quad \forall i \in [1, c] \quad \text{Aucune classe vide}$$

Les degrés d'appartenance u_{ik} et le centroïde v_i s'expriment comme suit :

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{-\frac{2}{m-1}}} \quad (3.11)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3.12)$$

Dans ce qui suit nous présentons l'algorithme appliqué par la méthode FCM :

1. Fixer les paramètres :

c : nombre de classes .

ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : $\varepsilon = 0.001$) .

m : degré de flou, généralement égal à 2.

2. Initialiser la matrice des *degrés d'appartenances* U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0, 1]$.

3. Mettre à jour la matrice prototype V par la relation (3.12).

4. Mettre à jour la matrice *degrés d'appartenances* par la relation (3.11).

5. Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

$$\| U^{\text{ancien}} - U^{\text{nouveau}} \| < \epsilon.$$

III.2.4. La méthode KFCM :

La classification par KFCM est une extension de l'algorithme FCM. La particularité de cette technique est l'introduction d'une fonction noyau (kernel) dans le calcul des prototypes et des centres des classes [Zhang et al, 2002] , [Muller et al, 2001].

Dans le cas de la technique de classification Kernel Fuzzy c-means (KFCM), on minimise itérativement la fonction objective définie par l'équation suivante :

$$J_{m=2} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m \|\Phi(I_k) - \Phi(CC_i)\|^2 \quad (3.13)$$

Où :

Φ : est une fonction implicite non linéaire. La fonction choisie ici est un noyau gaussien.

Donc après simplification on obtient la formule suivante :

$$J_{m=2} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m (1 - K(I_k, CC_i)) \quad (3.14)$$

Donc on cherche le minimum de cette fonction.

$$\min_{\mu_{ik}, \{CC_i\}_{i=1}^c} J_m$$

Les centres de chaque classe et les degrés d'appartenances sont données par les formules suivantes:

$$\mu_{ik}^m = \frac{(1 - K(I_k, CC_i))^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1 - K(I_k, CC_j))^{-1/(m-1)}} \quad (3.15)$$

$$CC_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m K(I_k, CC_i) I_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m K(I_k, CC_i)} \quad (3.16)$$

L'algorithme KFCM se résume ainsi par les étapes suivantes :

Les entrées de cet algorithme sont : le nombre des classes c , le nombre maximum d'itérations t_{max} , et $m > 1$, $\varepsilon > 0$, δ c'est le paramètre de la fonction gaussienne.

Etape 1 : Initialisation des centres CC_{0i} , et les degrés d'appartenances μ_{ik} .

Etape 2 : Pour $t=1, 2, \dots, t_{max}$:

(a) : Calculer les degrés d'appartenance et modifier les nouvelles valeurs des centres.

(b) : Calculer : $E^t = \max_{i,k} |\mu_{ik}^t - \mu_{ik}^{t-1}|$. Si $E^t \leq \varepsilon$

Terminer la boucle, sinon répéter (a).

Etape 3 : calculer les sorties : CC_i et μ_{ik} .

III.2.5.L 'algorithme de classification espérance-maximisation :

L'algorithme EM, pour Expectation-Maximisation, est un algorithme itératif proposé par Dempster, Laird et Rubin en (1977) [Dempster et al, 1977]. Il s'agit d'une méthode d'estimation paramétrique s'inscrivant dans le cadre général du maximum de vraisemblance [Minka, 1998], [Neal et al, 1988].

Cet algorithme a été utilisé comme technique d'optimisation dans le domaine de la vision par ordinateur. Parmi les applications de cet algorithme dans la segmentation d'images

médicales, nous citons l'application de la méthode EM pour la segmentation automatique d'œdèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves [LE FOL et al, 2005].

La méthode EM se base sur deux étapes :

- Etape d'espérance (E), où on calcule l'espérance de la vraisemblance en tenant compte des dernières variables observées.
- étape de maximisation (M), où l'on estime le maximum de vraisemblance des paramètres en maximisant la vraisemblance trouvée à l'étape E. On utilise ensuite les paramètres trouvés en M comme point de départ d'une nouvelle phase d'évaluation de l'espérance.

Principe de l'algorithme :

Rappelons le principe de l'estimation par maximum de vraisemblance (ci-après désigné « MV ») : On dispose de n observations, considérées comme les réalisations de n variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées $x = (x_1, \dots, x_n)$ suivant une loi $f(x; \theta)$ paramétrée par θ . On cherche à déterminer le vecteur de paramètres θ maximisant la log-vraisemblance donnée par :

$$L(x; \theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta) \quad (3.17)$$

Si la variable X_i suit une distribution gaussienne, le vecteur θ est défini par la moyenne et la variance de la loi gaussienne [LE FOL et al, 2005], [LE THUC et al, 1999].

Il existe plusieurs approches pour adapter cet algorithme. L'approche proposée dans ([LE FOL et al 2005]) est basée l'approximation de l'histogramme de l'image $H(i)$ par une somme de gaussiennes

$G(x, \mu_n, \sigma_n)$ Pondérées par des poids α_n :

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

Avec : \hat{H} est le signal approximé de H,

N : le nombre de gaussiennes,

μ_n : la moyenne de la gaussienne n,

σ_n : la variance de la gaussienne n.

Le maximum de vraisemblance est atteint par calcul d'un facteur de vraisemblance $V(x, i)$ (Eq 3.17) propre à chacune des gaussiennes i et des pixels x qui va permettre, à chaque itération, de recalculer les paramètres des gaussiennes.

$$V(x, i) = \frac{\alpha_i G(x, \mu_i, \sigma_i)}{\sum_{n=1}^N \alpha_n G(x, \mu_n, \sigma_n)} \quad (3.18)$$

Le critère d'arrêt de l'algorithme est soit un nombre maximum d'itérations pour limiter le temps de calcul soit une erreur inférieure à un seuil.

Dans ce cas le principe de l'algorithme EM se résume par les 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 de nouveaux paramètres de chaque gaussienne : $\alpha_n, \mu_n, \sigma_n$

III.3. Les modèles déformables :

Les modèles déformables sont très utilisés dans la segmentation des images cardiaques. [Chakraborty et al, 1996], [Pluempitwiriyaewej et al, 2005]. Ces modèles déformables

nécessitent l'initialisation du contour initial, qui est souvent manuelle, au moins sur la première image de la série.

Les modèles déformables peuvent être étendus en 3D [Pham et al, 2001]. C'est le cas pour Schaerer [Schaerer et al, 2010], qui utilisent un modèle tridimensionnel déformable prenant en compte les contraintes spatiales et temporelles. De nombreux auteurs utilisent dans leur modèles déformables le champ du flot du vecteur gradient (Gradient Vector Flow, ou GVF) [Santarelli et al, 2003] [El Berbari et al, 2007].

Nous présentons dans cette section le modèle de Chan et Vese qui fait partie des méthodes d'ensemble de niveau.

Les contours actifs sont utilisés pour détecter des objets dans une image donnée U_0 en utilisant des techniques d'évolution de courbe. L'idée est de déformer une courbe initiale, C sous certaines contraintes dans le but de trouver les bords d'un objet dans une image.

Les approches classiques utilisent le gradient de l'image pour localiser les bords. Par conséquent, une fonction-bord, strictement positive à l'intérieur des régions homogènes et nulle sur les bords, est utilisée pour arrêter l'évolution de la courbe. En utilisant ces fonctions bords, la déformation est généralement obtenue en minimisant par rapport à une fonction C .

La fonction globale est composée de la somme de deux termes: le premier contrôle le lissage de la courbe, tandis que le second (en fonction du gradient de U_0) attire la courbe vers la limite du contour.

Le modèle est basé sur la séparation de l'image en régions en fonction de l'intensité. Nous rappelons d'abord le modèle C-V [Chan and Vese et al, 1999], qui prend la forme suivante:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu L(C) + \nu A(\text{in}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{in}(C)} |U_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{out}(C)} |U_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (3.19)$$

Les différentes méthodes de segmentation

Où C est une courbe, et les constantes c_1, c_2 sont les moyennes de U_0 à l'intérieur et à l'extérieur de C respectivement. En effet, l'objectif est de trouver C, c_1, c_2 de tel sorte $E(C, c_1, c_2)$ est minimisé. Mathématiquement, il faut résoudre l'équation suivante:

$$\inf_{c_1, c_2, C} F(c_1, c_2, C)$$

Le modèle de Chan et Vese est un cas particulier du modèle Shah Mumford (problème de partition minimale)

- $v=0$ et $\lambda_1=\lambda_2=\lambda$
- $u=\text{moyenne}(U_0 \text{ in/out})$
- C est le modèle CV

$$F^{MS}(u, C) = \mu L(C) + \lambda \int_{\Omega} |U_0 - u|^2 d + \int_{\Omega_C} |\nabla u|^2 d \quad (3.20)$$

Considérant les inconvénients de la représentation du contour actif, le modèle est résolu en utilisant la formulation level set suivante:

$$\begin{aligned} C &= \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) = 0\} \\ in(C) &= \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) > 0\} \\ out(C) &= \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0\} \end{aligned}$$

Nous utilisons la méthode de descente de gradient pour minimiser la fonction F , L'équation d'Euler-Lagrange correspondante est la suivante:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) [\mu \kappa(\phi) |\nabla \phi| - v - \lambda_1 (U_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (U_0 - c_2)^2] \quad (3.21)$$

La courbure K est définie par la formule suivante:

$$\kappa(\phi) = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_{xy}\phi_x\phi_y + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \quad (3.22)$$

Avec :

ϕ_x et ϕ_{xx} , désignent la première et la deuxième dérivée partielle de la fonction $\phi(x, y)$ par rapport à x. ϕ_y et ϕ_{yy} , désignent la première et la deuxième dérivée partielle de la fonction $\phi(x, y)$ par rapport à y.

Voici le résumé de l'algorithme level set:

- Initialization n=0
- répéter
 - n++
 - Calculer c1 et c2
- Evoluer la fonction level-set jusqu'à obtenir une solution stationnaire, ou n>nmax

III.4. Les modèles actifs d'apparence :

Les modèles actifs d'apparences (AAM – Active Appearance Model -) ont été développés par Cootes, Taylor, et Edwards (voir, [Cootes et al, 1998] et [Cootes et al, 2001]). Ils sont basés sur une combinaison d'un modèle de forme statistique et un modèle de texture afin d'obtenir un modèle d'apparence. Le modèle d'apparence est construit à partir d'un ensemble d'images appelées ensemble d'apprentissage. Une fois ce modèle construit, une nouvelle image peut être segmentée en utilisant un algorithme de recherche.

Dans ce chapitre nous intéressons à la description théorique du modèle AAM.

III.4.1. Modèle statistique de forme :

Un modèle statistique de forme est utilisé pour représenter un objet dans une image. Une forme donnée est définie par un ensemble de n points. Ces points sont appelés les points de références, et sont présentés soit en deux ou trois dimension.

L'objectif du modèle statistique de forme est de proposer un modèle qui permet d'analyser et de synthétiser une des formes similaires à celles trouvées dans l'ensemble d'apprentissage.

L'ensemble d'apprentissage est généré à partir des images d'apprentissage par une annotation manuelle. Le modèle de forme est construit en analysant la variation des formes dans l'ensemble d'apprentissage.

Dans le cas 2D une forme est définie par n points, et chaque point à deux coordonnées selon x et y.

$$x = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n). \quad (3.23)$$

Si nous avons un ensemble d'apprentissage composé de s exemples, nous générons donc xi vecteurs de forme (i=1 :s).

Comme la forme de l'objet à segmenter varie d'une image a une autre en terme de position, de taille et même parfois d'orientation, une étape d'alignement est nécessaire avant de faire une analyse statistique.

L'approche la plus utilisée est d'alignée les formes par la minimisation de la somme des distances de la forme x^i par rapport au vecteur de forme moyenne, \bar{x} , pour tous les s vecteurs de forme.

$$D = \sum_{i=1}^s \|x^i - \bar{x}\|^2 \quad (3.24)$$

L'alignement est appliqué pour différentes échelles et rotation de la forme.

Cootes et Taylor ont défini l'approche itérative suivante pour aligner les formes :

- ✓ Calcul du centre de gravité de chaque forme : $(x_G, y_G) = \left(\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x^i, \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s y^i\right)$
- ✓ Translater chaque exemple afin que les centres de gravité de toutes les formes

Les différentes méthodes de segmentation

se superposent.

- ✓ Orienter les marquages de la même façon (rotation).
- ✓ Choisir un exemple comme une estimation initiale de la forme moyenne et l'échelle tel que : $\|\bar{x}\| = 1$.
- ✓ Enregistrer la première estimation \bar{x}^i , avec $i = 0$ pour définir le frame de référence.
- ✓ Aligner toutes les formes avec l'estimation courante de la forme moyenne
- ✓ Re-estimer la moyenne à partir des formes alignées.
- ✓ Aligner la moyenne estimée avec \bar{x}^i telque $\|\bar{x}^{i+1}\| = 1$, $i = i + 1$ et enregistrer cette estimation \bar{x}^i .
- ✓ Si l'algorithme ne converge pas, retourner à l'étape 4. (la convergence aboutie si l'estimation de la moyenne ne varie pas d'une manière significative d'une itération à une autre).

Nous avons maintenant un ensemble s de x_i points alignés. Nous voulons construire un modèle qui représente la forme recherchée à partir de cet ensemble de points. La modélisation de cette distribution de points permet de générer de nouveaux exemples similaire à ceux donnés dans l'ensemble d'apprentissage, et capable de reconnaître de nouvelles formes similaires aux formes recherchées.

Nous voulons obtenir un modèle paramétrique M de la forme $x=M(b)$ où b est un vecteur qui représente les paramètres du modèle M . Le modèle M représente une distribution 2D. Pour réduire la taille des données en fait appel à une analyse en composante principale (ACP). L'utilisation de l'ACP a pour objectif de réduire la redondance des données en gardant seulement les composantes les plus représentatives.

L'algorithme utilisé est le suivant :

1. calculer la moyenne $\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i$
2. calculer la matrice de covariance des données,

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x^i - \bar{x})(x^i - \bar{x})^T$$

3. calculer les vecteurs propres ϕ_i , et les valeurs propres correspondantes $\lambda_{s,i}$ de S (telque $\lambda_{s,i} \geq \lambda_{s,i+1}$).

Nous pouvons approximer n'importe quel vecteur de forme X de l'ensemble d'apprentissage en utilisant la formule suivante:

$$x \approx \bar{x} + P_s b_s$$

Avec $P_s = (\Phi_1 | \Phi_2 | \dots | \Phi_l)$ est une matrice orthogonale ($P_s^T = P_s^{-1}$ et $P_s^T P_s = I_l$) et b_s est un vecteur de dimension l définis par

$$b_s = P_s^T (x - \bar{x}) \quad (3.25)$$

Nous avons maintenant un modèle de forme dont b_s définis L'ensemble des paramètres.

Nous réduisons le nombre de paramètres de forme en utilisant l'ACP. En variant les valeurs de b nous pouvons varier la forme. Le nombre de paramètres dans b_s est défini comme le nombre de modes de variations du modèle construit.

III.4.2. Modèle statistique de la texture :

Pour synthétiser le contenu complet de l'image d'un objet ou d'une structure, on doit pouvoir modéliser sa forme et sa texture (par texture, on fait référence à l'intensité des pixels qui sont à l'intérieur de la forme). Une extension très intéressante des modèles actifs de forme est nommée « modèles actifs d'apparence ». Les modèles actifs d'apparence, reprennent les étapes de base des modèles actifs de forme et qui sont : l'annotation puis le recalage suivies d'une analyse des variabilités de la forme par analyse en composantes principales et rajoutent deux étapes supplémentaires qui sont :

1. L'analyse statistique des textures.
2. L'analyse combinée (forme/texture) en partant de l'idée que la texture et la forme d'un objet sont corrélées.

Les différentes méthodes de segmentation

Néanmoins, et comme nous l'avons déjà vu, après l'étape d'annotation manuelle il faut faire un recalage des textures avant de pouvoir les comparer et en effectuer une analyse statistique. Pour cela, Cootes [Cootes et al, 2001] propose de recalcr toutes les formes à la forme moyenne en déformant une triangulation de Delaunay.

La triangulation de Delaunay :

Pour définir ce qu'est une triangulation de Delaunay supposons que $T(P)$ est une triangulation pour un ensemble de points P . On dit que $T(P)$ est une triangulation de Delaunay, si 'il n'existe aucun point appartenant à P qui soit contenu à l'intérieur d'un cercle circonscrit à un quelconque triangle de $T(P)$.

Après cette étape, il faut aussi penser à normaliser les textures en intensité. La méthode proposée pour résoudre ce problème normalise les textures en plusieurs itérations jusqu'à convergence. La succession de ces différentes étapes est résumée dans le schéma suivant :

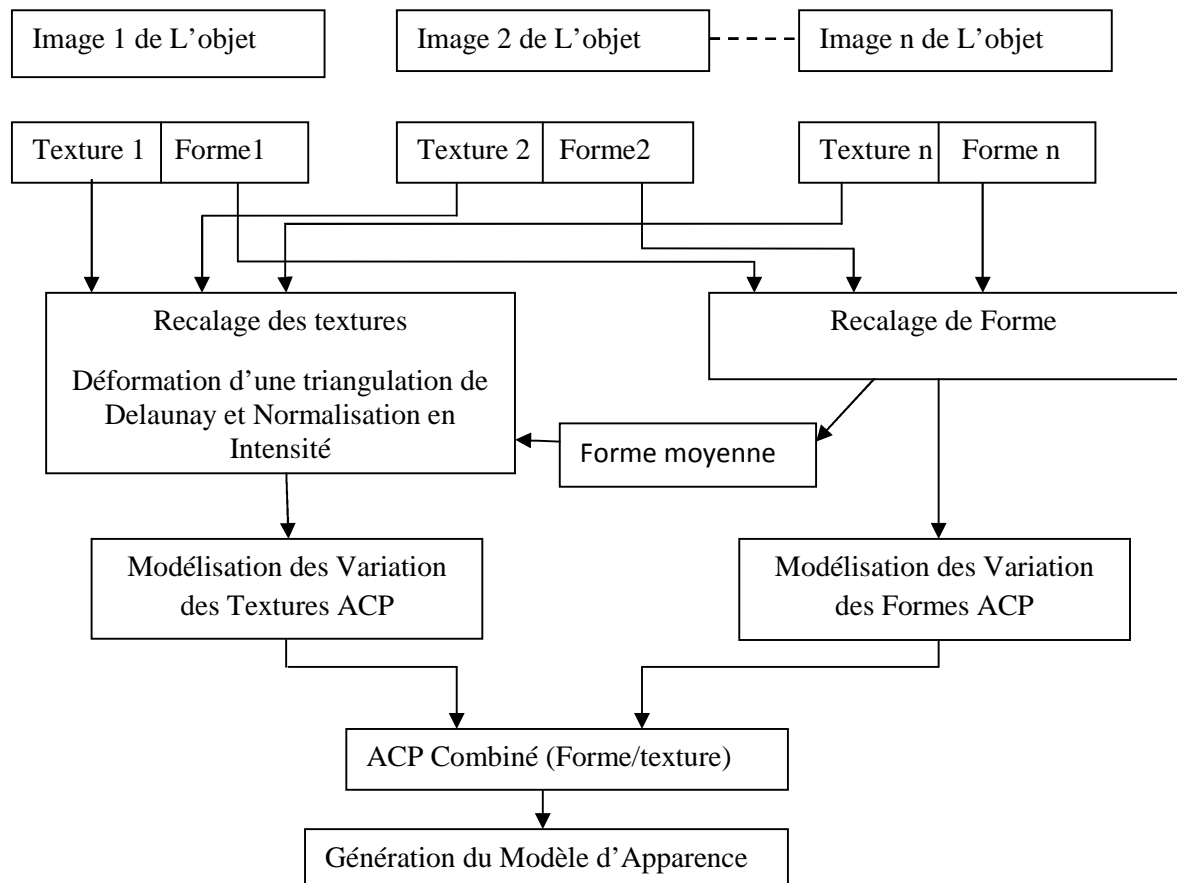


Figure 3. 1. : Etapes de Génération d'un modèle AAM.

III.4.3. Construction du Modèle statistique de texture :

Le terme "texture" correspond simplement aux niveaux de gris de l'objet. Comme déjà indiqué précédemment, pour construire le modèle statistique de texture, nous devons d'abord déformer la triangulation de Delaunay de chaque exemple, La déformation permet de construire des vecteurs de texture g_{im} de même taille, à savoir celle de la forme moyenne, par l'échantillonnage de l'intérieur des formes déformées.

Pour minimiser l'effet des variations d'intensités, on normalise les vecteurs de texture à l'aide d'une translation et d'une remise à l'échelle (en appliquant les coefficients α et β):

$$g_i = (g_{im} - \beta)/\alpha$$

Les valeurs de α et β sont choisies pour ramener au mieux chaque vecteur de texture à la moyenne standardisée des textures. Ainsi, pour la moyenne standardisée (la moyenne centré réduite) \bar{g} , les valeurs α et β sont données par :

$$\alpha = g_{im} \cdot \bar{g}, \quad \beta = \text{moyenne}(g_{im}),$$

Et comme on ne connaît pas la texture moyenne à priori, la normalisation est faite de manière itérative. Elle peut être effectuée selon le pseudo code suivant :

1. Prendre une texture g_i , comme texture moyenne, et faire les transformations nécessaires (translation+ mise à l'échelle + rotation).
2. Aligner toutes les autres textures par rapport à la texture moyenne.
3. Ré-estimer la texture moyenne.
4. Si non convergence, aller à 2.

La convergence est déclarée si l'estimation de la texture moyenne n'a pas changé après une itération.

Maintenant que les textures sont recalées, on peut étudier leurs variabilités, en leurs appliquant une analyse en composantes principales, afin de générer le modèle de texture moyenne :

$$g_i = \bar{g} + P_g \cdot b_g$$

Où \bar{g} est le vecteur de la texture moyenne normalisé, P_g la matrice des vecteurs propres retenus et b_g un vecteur, de niveaux de gris, correspondant aux paramètres du modèle . De

la même manière que pour les formes, nous pouvons faire varier les textures en faisant varier le vecteur b_g .

III.4.4. L'Analyse Combinée (texture/forme) :

La forme et la texture de chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage peuvent être représentées par un vecteur de forme b_x et un vecteur de texture b_g . Pour modéliser la corrélation qui existe entre la forme et la texture, Pour chaque exemple, on construit le vecteur b en concaténant b_x et b_g :

$$b = \begin{pmatrix} W_s \cdot b_x \\ b_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_s \cdot P_s^T (x - \bar{x}) \\ P_g^T (g - \bar{g}) \end{pmatrix}$$

Où W_s est une matrice diagonale, qui permet d'homogénéiser les unités de b_x et celles de b_g . En effet, les éléments de b_x ont des unités de distance (pixels) et les éléments b_g des unités d'intensité (niveaux de gris).

On applique une troisième ACP sur ces vecteurs ce qui donne le modèle des vecteurs d'apparence : $b = P_c \cdot c$

Où c est un vecteur de paramètres d'apparence, contrôlant à la fois la forme et la texture et P_c représente la matrice des vecteurs propres.

La forme et la texture peuvent être déduites à partir d'un vecteur d'apparence c par les équations :

$$P_c = \begin{pmatrix} P_{cx} \\ P_{cg} \end{pmatrix}$$

Ainsi, le modèle actif d'apparence s'écrit :

$$x = \bar{x} + Q_x \cdot c$$

$$g = \bar{g} + Q_g \cdot c$$

Avec

$$Q_x = P_x W_x^{-1} P_{cx}$$

$$Q_g = P_g P_{cg}$$

A ce stade, nous disposons d'un modèle d'apparence pour l'objet à chercher dans l'image. Dans ce modèle sont injectées toutes les caractéristiques des images d'une manière très compacte.

III.4.5 .Recherche de l'objet dans une nouvelle image :

Pour chercher un objet dans une nouvelle image, nous utilisons un algorithme de descente du gradient qui permet de se déplacer dans l'espace du modèle (un espace qui est décrit par une forme moyenne, la position et une texture moyenne) en minimisant l'équation D tel que :

$$D = |I_{image} - I_{model}|^2$$

III.4.6 Implémentation multi-résolution :

Cootes et Taylor [Cootes et al, 2004] proposent une implémentation plus efficace de l'algorithme itératif précédent. Ils utilisent une implémentation multi-résolution basée sur une pyramide de Gauss.

Pour toutes les images de l'ensemble d'apprentissage, une pyramide qui représente les différents niveaux de résolution est construite.

Le niveau 0 représente l'image originale. Le niveau supérieur (niveau 1) est formé par un lissage de l'image d'origine, puis un sous-échantillonnage est appliqué afin d'obtenir une image avec la moitié du nombre de pixels dans chaque niveau de résolution.

La même procédure est appliquée pour les niveaux suivants.

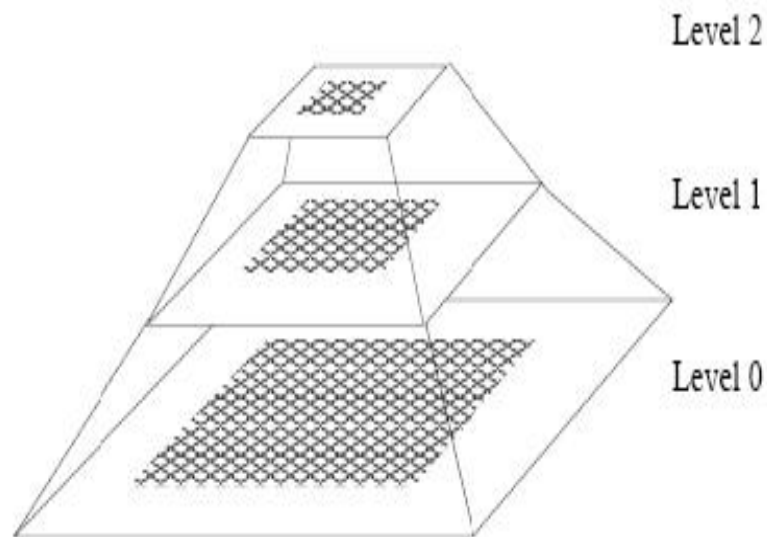


Figure. 3.2: Implémentation multi-résolution.

Les différentes méthodes de segmentation

Pour chaque niveau de résolution, un modèle actif d'apparence est construit. Pour la recherche, l'algorithme itératif décrit ci-dessus est appliqué à chaque niveau de résolution. En commençant par le plus haut niveau et réitéré jusqu'à ce que la convergence soit aboutie à ce niveau.

III.5.Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes de différentes méthodes de segmentation appliquées aux images IRM cardiaques. Cependant chaque méthode a ses avantages et ses inconvénients.

Nous avons commencé par les méthodes de classification de pixels. Ces méthodes sont déjà évaluées dans la littérature (chapitre2). L'inconvénient de ces approches est l'utilisation des niveaux de gris seulement comme critère de séparation.

Les approches issues de la théorie des modèles déformables tel que les ensembles de niveaux -Level Set - (modèle de Chan et Vesse) et les modèles actifs d'apparence sont aussi décrit dans ce chapitre. Ces méthodes sont très utilisées dans la détection des contours.

Cependant le modèle AAM reste un outil de segmentation très puissant du fait qu'il exploite les informations statiques de forme et de texture pour segmenter une image.

Chapitre IV

Segmentation par classification

IV.1.Introduction :

Après la présentation du fondement théorique des différentes approches de segmentation dans le chapitre précédent, nous présentons dans ce chapitre l'implémentation de quelques méthodes de segmentation basées sur la classification de pixels : Fuzzy c-means , Kernel-FCM, Expectation Maximization (FCM, KFCM et EM).

Ces méthodes sont très utilisées dans la segmentation des images médicales. Elles permettent de réaliser une segmentation globale sans caractérisation et localisation des régions d'intérêts. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la caractérisation des régions d'intérêts dans les images IRM cardiaques. Nous proposerons par la suite une méthode permettant de caractériser le ventricule gauche et droit sur des images IRM petit-axe, en faisant appel aux descripteurs de formes.

IV.2.Données expérimentales

IV.2.1. La base d'images :

La base de données utilisée pour ces expérimentations est composée d'un ensemble d'images IRM provenant de dix-huit patients, admis au CHU Henri Mondor de Créteil suite à un infarctus du ventricule gauche. Pour chaque patient dans la base, une séquence 3D+t est disponible. Cette séquence est formée d'un ensemble de séquences 2D+t, spatialement contiguës permettant d'imager la totalité du ventricule gauche [Najman et al, 2007].

Ces séquences sont acquises perpendiculairement au grand-axe du cœur par ciné-IRM. La coupe la plus basale incluse dans l'analyse est située juste en-dessous de la valve mitrale, à l'intérieur du ventricule gauche. Pour être incluse dans la base, le myocarde basal dans la séquence doit être visible sur toute sa circonférence en fin de systole (relaxation maximale

du MVG). A l'opposé, la coupe la plus apicale est celle qui contient la plus petite cavité du ventricule gauche en fin de systole.

IV.2.2. Segmentation manuelle

Pour chaque séquence 3D+t, une segmentation manuelle du ventricule gauche (VG) a été effectuée par deux experts cardiologues indépendamment, permettant ainsi de disposer, pour chaque patient, de deux vérités-terrain. Les ciné-IRM sont analysées comme une suite de coupes 2D petit-axe du VG. Sur chaque coupe, les experts tracent manuellement les contours endocardiques et épocardiques en fin de diastole et fin de systole. Le temps pris par chacun des experts pour segmenter une séquence 3D (2D+t) varie de 15 à 20 minutes. C'est pour cette raison qu'une segmentation manuelle n'est pas disponible pour chaque volume de la séquence 3D+t, mais uniquement pour les volumes télé-diastolique (relaxation maximale du VG) et télé-systolique (contraction maximale du VG).

IV.3. Résultats expérimentaux:

Nous présentons dans cette section les résultats de segmentation obtenus par les méthodes : FCM , KFCM et EM.

Pour chaque expérimentation, nous rappellerons tout d'abord brièvement le principe de chaque algorithme avec des exemples de segmentation.

IV.3.1. Résultats de l'algorithme FCM :

Rappel du principe de l'algorithme :

Nous pouvons résumer l'algorithme FCM par les étapes suivantes :

1. Fixer les paramètres qui sont:

c : nombre de classes .

ε : seuil représentant l'erreur de convergence.

m : degré de flou, généralement égal à 2.

Segmentation par classification

2. Initialiser la matrice des degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0, 1]$.
3. Mettre à jour la matrice prototype V.
4. Mettre à jour la matrice des degrés d'appartenances.
5. Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

$$\| U^{\text{ancien}} - U^{\text{nouveau}} \| < \epsilon.$$

Nous présentons dans les figures 4.1 et 4.2 les résultats de segmentation d'images IRM cardiaques en deux et trois classes en appliquant l'algorithme FCM.

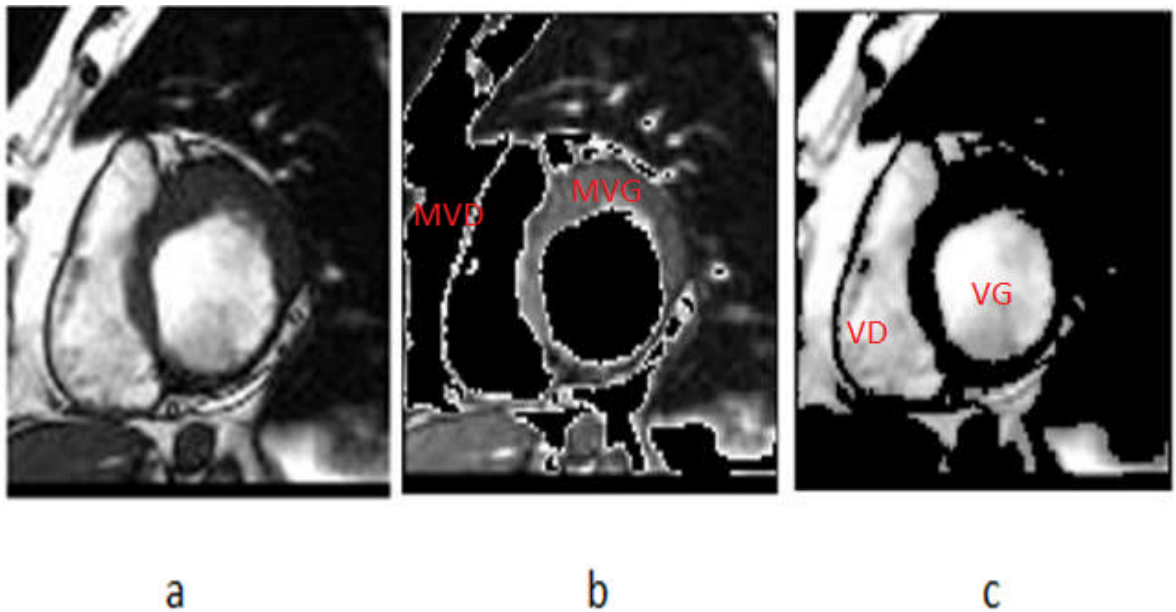


Figure.4.1 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche et droit. c) deuxième classe : ventricules droit et gauche.

D'après la figure 4.1.b , la première classe représente les régions de faible intensité. Cette classe inclue le myocarde gauche et droit. En revanche, la deuxième classe regroupe les régions de forte intensité comme le ventricule gauche et droit, figure 4.1.c.

Pour la même image, nous présentons dans la figure 4.2 les résultats de segmentation en trois classes.

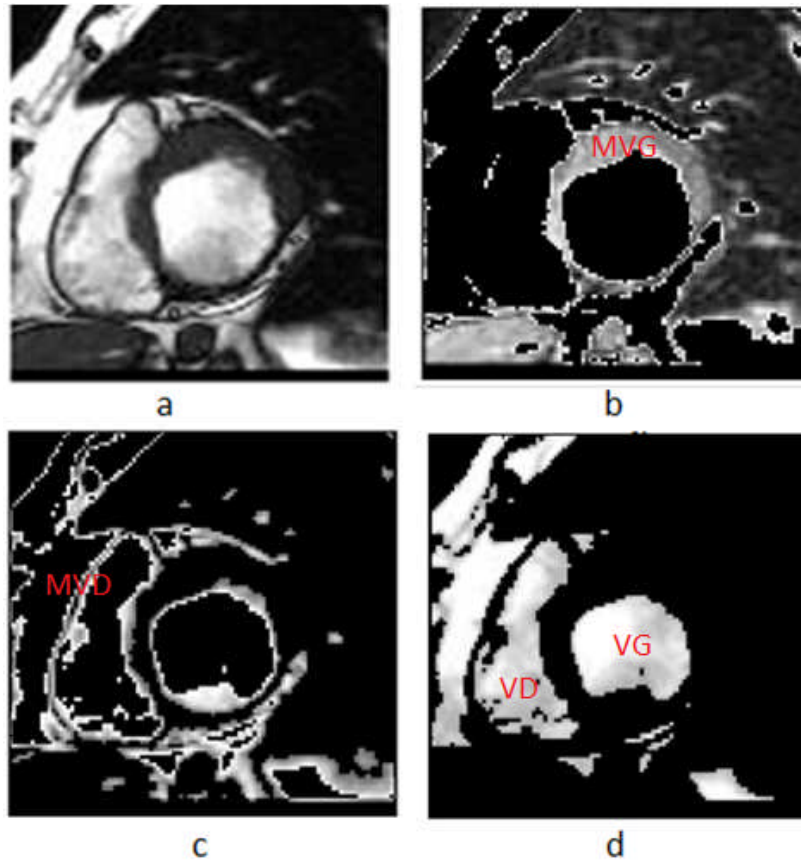


Figure.4.2 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche. c) deuxième classe : myocarde droit. d) troisième classe : ventricules droit et gauche.

La première classe représente les régions de faible intensité. Elle inclue le myocarde gauche comme région d'intérêt (figure 4.2.b). La deuxième classe regroupe les régions d'intensité moyenne comme myocarde droit, l'endocarde et une partie de l'épicarde (figure 4.2.c). Les ventricules droit et gauche sont représentés par la troisième classe (figure 4.2.d).

IV.3.2. Résultats de l'algorithme KFCM :

L'algorithme KFCM utilise une fonction noyau (kernel). Dans le travail de notre thèse c'est la fonction gaussienne qui a été choisie pour le calcul des centres $CC0_i$, et les degrés d'appartenances μ_{ik} .

Rappel du principe de l'algorithme :

- 1-Fixer : le nombre des classes c , le nombre max d'itération t_{max} , et $m > 1$, $\varepsilon > 0$ et δ (le paramètre de la fonction gaussienne).
- 2- Initialisation des centres CC_{0i} , et les degrés d'appartenances μ_{ik} .
- 3-Pour $t=1, 2, \dots, t_{max}$:
 - ❖ a-Calculer les degrés d'appartenance μ_{ik} et modifier les nouvelles valeurs des centres CC_i .
 - ❖ b-Calculer : $E^t = \max_{i,k} |\mu_{ik}^t - \mu_{ik}^{t-1}|$. Si $E^t \leq \varepsilon$
Terminer la boucle, sinon répéter (a).

Nous présentons dans figure 4.3 les résultats de segmentation pour la même image que celle de la figure 4.2 mais avec la méthode KFCM.

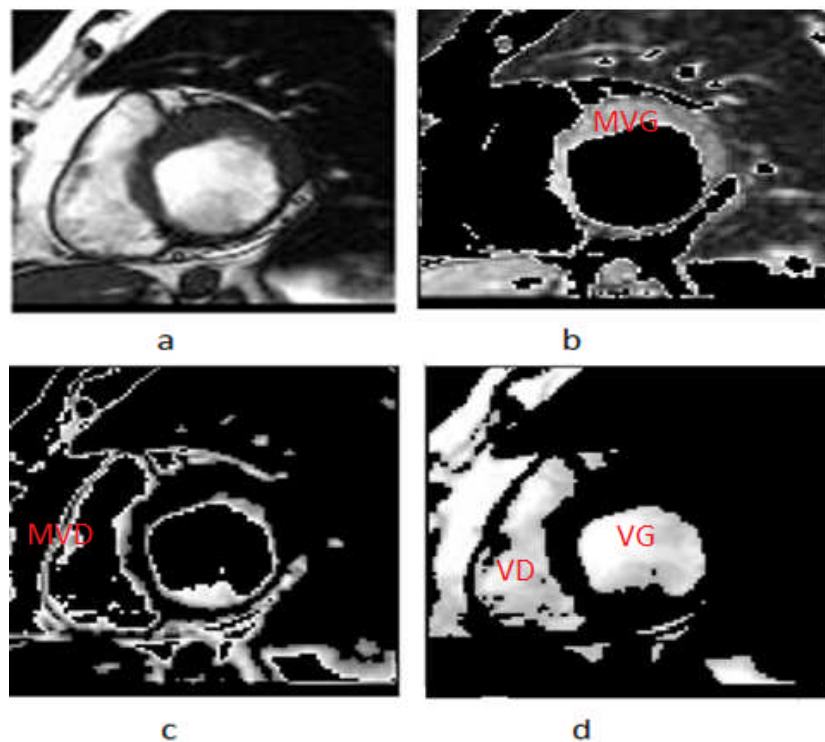


Figure.4.3 : a) image originale. b) première classe : myocarde gauche. c) deuxième classe : myocarde droit. d) troisième classe : ventricules droit et gauche.

Segmentation par classification

Nous constatons, que les classes obtenus par l'utilisation de la méthode KFCM sont similaires à celles obtenus par l'approche de segmentation FCM.

Afin d'analyser l'influence du nombre de classe sur le résultat de segmentation, nous présentons dans la figure. 4.4 un autre exemple avec quatre classes.

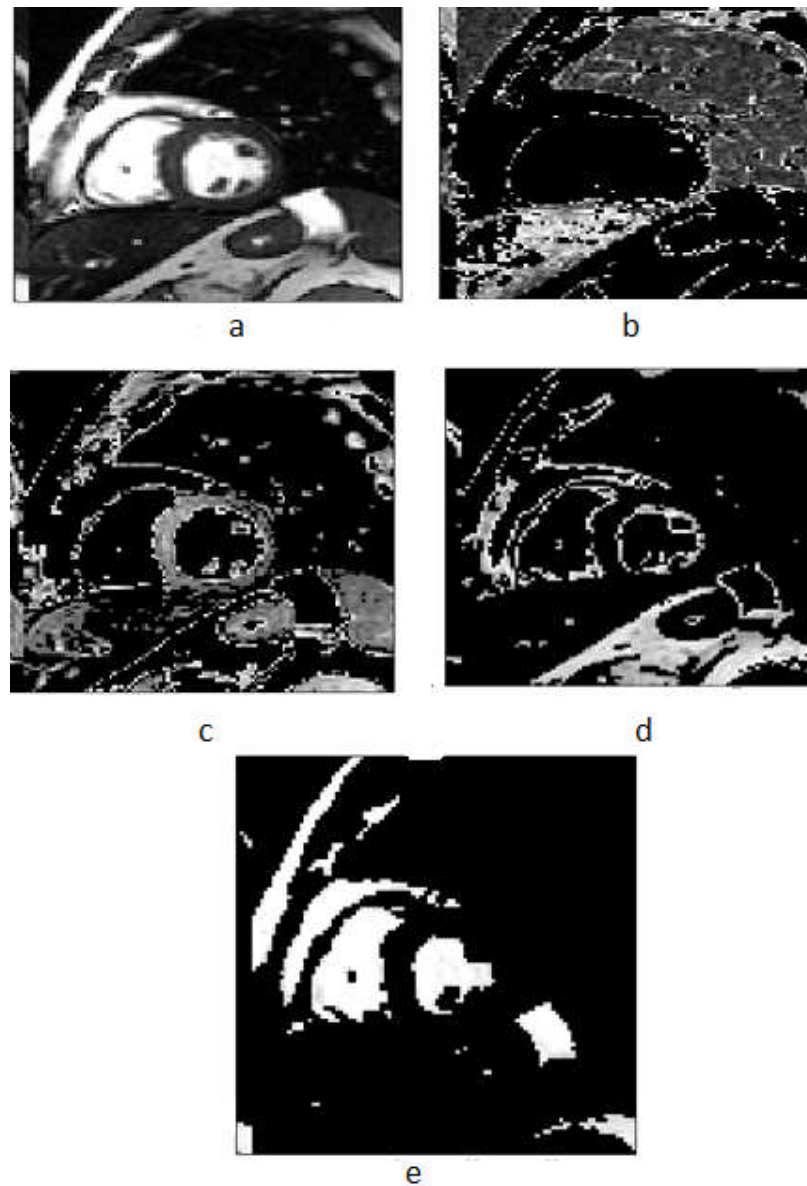


Figure.4.4 : a) image originale. b) première classe : régions de faible intensité. c) deuxième classe : myocarde droit et gauche . d) troisième classe : l'endocarde et l'épicarde. e) quatrième classe : les ventricules droit et gauche.

Dans cet exemple, la première classe représente les régions de faible intensité (figure 4.4.b). La deuxième classe regroupe les régions d'intensité moyenne comme le myocarde droit et gauche (figure 4.4.c). La troisième classe inclue l'endocarde et l'épicarde (figure 4.4.d). Les ventricules droit et gauche sont représentés par la quatrième classe (figure 4.4.e).

IV.3.3. Résultats de l'algorithme EM :

L'idée de cette méthode est que nous pouvons approximer l'histogramme de chacune des classes par une gaussienne. Pour plusieurs classes, l'histogramme de l'image représente une mixture de gaussiennes, chacune des gaussiennes possédant une moyenne, un écart-type et une proportion qui lui est propre, [Ammar et al, 2012c].

L'approche proposée par [LE THUC et al, 1999] suppose que l'image est une combinaison de champs aléatoires.

La densité de probabilité est définie par :

$$f(X) = \sum_{k=1}^n \alpha_k f(x / \theta_k) \quad \text{avec, } 0 \leq \theta_k \leq 1 \text{ et } \sum_{k=1}^n \alpha_k = 1 \quad (4.1)$$

K est le nombre de classes.

α_k est la probabilité a priori de la classe k

Ainsi si nous considérons un mélange de distribution normale :

$\theta_k = (\mu_k, \sigma_k)$ tel que :

$\mu_k = E[X/Y = k]$ est la moyenne

$\sigma_k = E[(X - \mu_k)(X - \mu_k)^t / Y = k]$ est la variance.

La densité de probabilité peut donc s'écrire dans le cas unidimensionnel :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} * \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_k}{\sigma_k} \exp\left(-\frac{(x-\mu_k)^2}{2*\sigma_k^2}\right) \quad (4.2)$$

La log-vraisemblance est donnée par :

Segmentation par classification

$$L(x; \theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta) \quad (4.3)$$

Le principe de cet algorithme est de maximiser la log-vraisemblance. Cette méthode comporte les étapes suivantes :

❖ L'étape espérance E :

- L'initialisation des probabilités a priori, des moyennes et des variances de chaque classe :

$$\alpha_k^{m=0} = \frac{1}{K} \text{ et } \theta_k = (\mu_k^{m=0}, \sigma_k^{m=0})$$

- Calculer la log-vraisemblance donnée par : $L(x; \theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta)$

❖ L'étape maximisation M , pour chaque itération :

- Nous estimons les probabilités a posteriori pour le pixel x_i qui appartient à la classe k à la m ieme itération

$$t_k^m = \frac{\alpha_k^m * f(x_i / \theta_k^m)}{\sum_{p=1}^K \alpha_p^m * f(x_i / \theta_p^m)} \quad (4.4)$$

- Nous calculons les probabilités a priori, des moyennes et des variances de chaque classe

Probabilités a priori $\alpha_k^{m+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_k^m(x_i)$

Moyennes des calasses $\mu_k^{m+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i t_k^m(x_i)}{\sum_{i=1}^n t_k^m(x_i)}$

Variances des classes $(\sigma_k^{m+1})^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_k^{m+1})(x_i - \mu_k^{m+1})^t t_k^m(x_i)}{\sum_{i=1}^n t_k^m(x_i)}$

Segmentation par classification

- Nous calculons la nouvelle valeur de la log-vraisemblance

$$L(x_i; \theta_k^m) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta_k^m)$$

- Critère de convergence : nous comparons la nouvelle valeur avec la valeur précédente. L'algorithme converge, si la différence obtenue est inférieure à une erreur fixée initialement.

Nous présentons dans la figure 4.5 quelques exemples d'images segmentées par l'utilisation de la méthode EM.

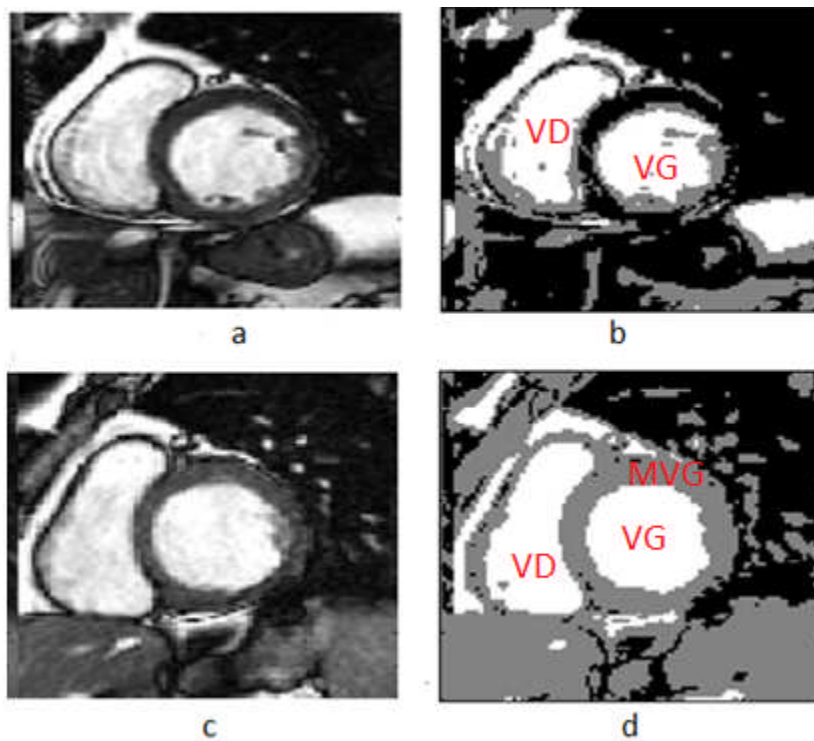


Figure. 4.5 : a) image originale. b) image après segmentation. c) image originale. d) image après segmentation.

Nous notons que Les trois algorithmes présentés sont de type itératif. Leurs temps d'exécution dépend principalement de leur vitesse de convergence. Nous avons constaté

Segmentation par classification

que les deux méthodes FCM et KFCM fournissent des résultats très similaires. C'est pour cette raison que nous allons évaluer et comparer les résultats des méthodes KFCM et EM.

Les résultats de segmentation sont évalués en utilisant la métrique de Hammoude [Hammoude, 1988], [Mendonc et al, 2007] donnée par la formule suivante :

$$E = \frac{Area(A \otimes B)}{Area(B)} = \frac{(A \cup B) - (A \cap B)}{(A \cup B)} \quad (4.5)$$

Où A présente les pixels de la région segmentée par un expert du domaine et B les pixels de la région donnée par l'algorithme de segmentation.

Cette métrique vaut 1 (100%) pour des formes similaires.

Patient	E1	E2
PAT01	97.81	98.15
PAT02	98.52	94.74
PAT03	99.65	92.10
PAT04	83.52	83.88
PAT05	89.12	93.92
PAT06	96.33	98.44
PAT07	93.58	97.78
PAT08	92.20	92.53
PAT09	97.44	98.82
PAT10	83.27	83.10
PAT11	94.69	96.35
PAT12	96.14	97.48
PAT13	91.07	90.44
PAT14	91.18	86.76
PAT15	92.20	93.84
PAT16	97.99	95.45
PAT17	94.76	92.18
PAT18	91.66	91.62

Tableau.4.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour EM.

D'après le tableau.4.1, nous obtenons une similarité moyenne de 93.40 %(expert1) et 93.20% (expert2).

Segmentation par classification

Patient	E1	E2
PAT01	93.06	93.40
PAT02	97.13	93.36
PAT03	88.40	96.62
PAT04	95.05	95.41
PAT05	93.38	98.20
PAT06	96.96	99.07
PAT07	93.26	97.46
PAT08	98.78	99.12
PAT09	96.49	97.88
PAT10	94.19	94.01
PAT11	96.67	98.33
PAT12	97.34	98.68
PAT13	90.76	91.39
PAT14	90.46	86.04
PAT15	99.53	97.89
PAT16	96.85	96.59
PAT17	92.00	89.43
PAT18	96.50	96.46

Tableau.4.2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour KFCM.

D'après le tableau.4.2, nous obtenons une similarité moyenne de 94.82 %(expert1) et 95.52 %(expert2).

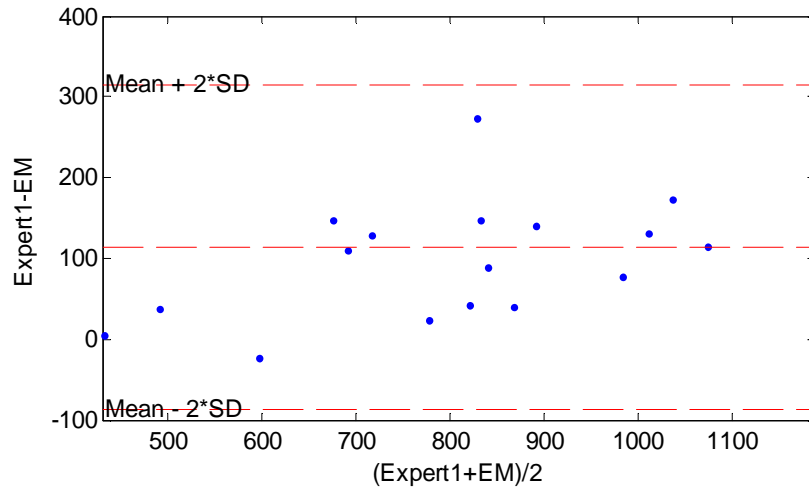
Afin d'obtenir une interprétation plus significative des résultats, nous avons tracé le graphique de Bland-Altman [Altman et al, 1983] pour l'expert1 et la méthode EM (figure. 4.6.a) et l'expert2 et la méthode EM (figure.4.6.b).

Le graphique de Bland-Altman compare les moyennes des mesures à leurs différences. Il est construit de la manière suivante :

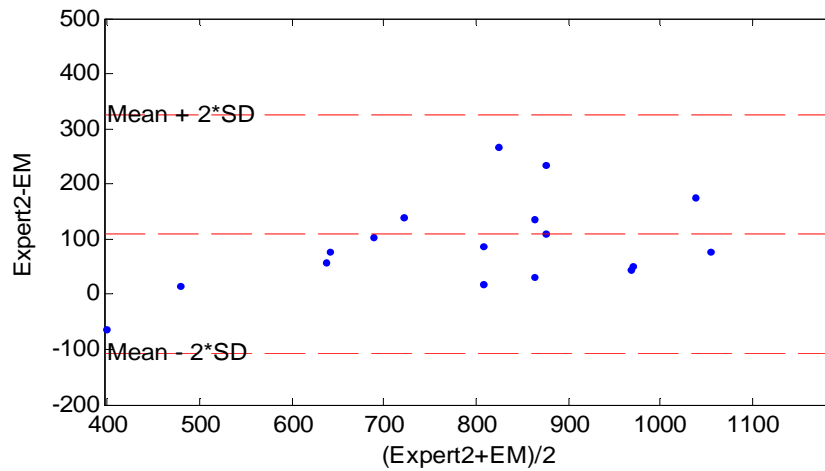
- La première étape consiste à déterminer la différence entre la méthode testée et la méthode de référence. Les deux limites de l'accord sont calculées par la moyenne de cette différence \pm deux déviations standards.

Segmentation par classification

- La deuxième étape consiste à faire un graphique où l'on écrit les différences entre les deux mesures en fonction de la valeur moyenne des deux mesures.



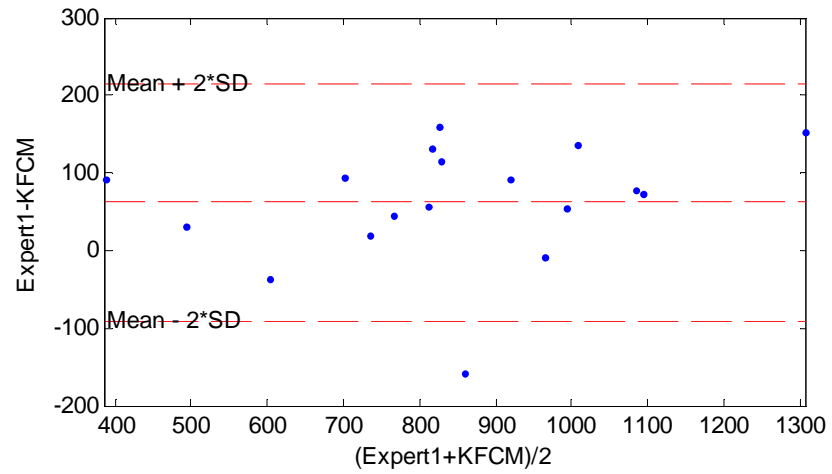
a



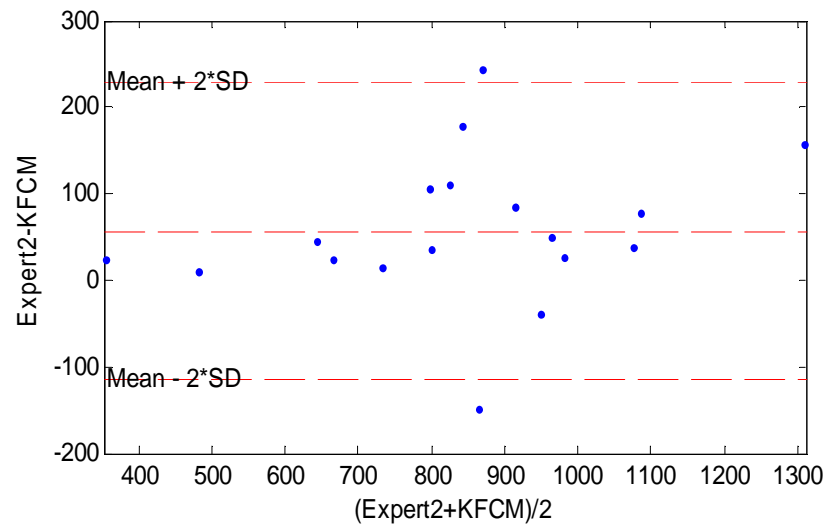
b

Figure.4.6 : a) Le graphe de Bland–Altman pour l’expert1 et la méthode EM. b) Bland–Altman pour l’expert2 et la méthode EM. Unité en nombre de pixel.

Nous avons également tracé le graphique de Bland-Altman pour l'expert1 et la méthode KFCM (figure.4.7.a) et l'expert2 et la méthode KFCM (figure.4.7.b).



a



b

Figure.4.7: a) Le graphe de Bland–Altman pour l’expert1 et la méthode KFCM. b) Bland–Altman pour l’expert2 et la méthode KFCM. Unité en nombre de pixel.

Nous remarquons d'après les résultats obtenus que l'algorithme EM donne des résultats comparables par rapport à ceux obtenus par les méthodes KFCM pour cette base de données.

IV.4. Caractérisation du ventricule droit et gauche :

Comme mentionné dans l'introduction, une segmentation globale reste insuffisante (figure.4.8).

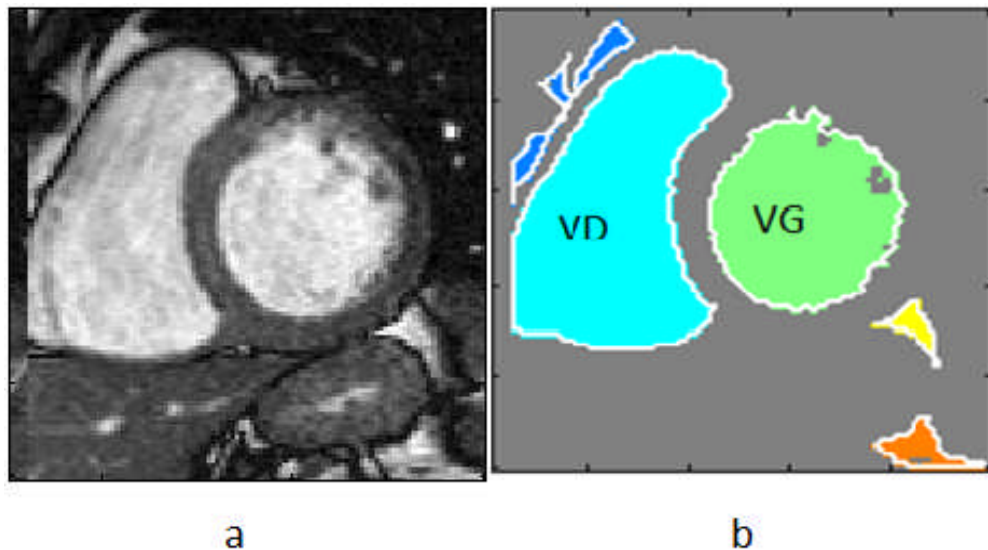


Figure .4.8 : a) image originale. b) image après seuillage.

Nous constatons d'après la figure 4.8.b, que le résultat de l'application d'algorithme de seuillage donne une image binaire qui contient non seulement le ventricule gauche (vert) et droit (bleu turquoise) mais aussi d'autres régions (orange, jaune et bleu).

Une étape de caractérisation est donc primordiale afin de déterminer les régions d'intérêts. Elle permet de localiser les structures cardiaques afin d'améliorer le diagnostic.

Dans le domaine de reconnaissance de forme, plusieurs descripteurs sont disponibles. Mais, le choix des descripteurs dépend de l'objet à caractériser. Un descripteur de forme est une valeur numérique ou un ensemble de valeurs qui sont construites pour décrire ce qu'est une forme. L'objectif est de quantifier une forme de manière à être en accord avec l'intuition humaine lors de l'observation d'une image. Les descripteurs doivent être suffisamment discriminants pour distinguer deux formes différentes. Dans le cas qui nous occupe, le ventricule gauche a généralement une forme circulaire, et le ventricule droit est plus allongé. Est c'est pour cette raison que nous avons choisi les attributs suivants :

Segmentation par classification

Compacité : c'est un facteur de circularité qui vaut 1 lorsque la région est un cercle, et diminue à mesure que le contour est très découpé ou que la région est allongée.

$$Fc = \frac{P(R)^2}{4\pi A(R)}$$

Périmètre de la région $P(R)$: ce descripteur est calculé comme la somme des distances entre pixels consécutifs du contour. Le résultat est sensiblement différent s'il est calculé à partir du contour intérieur ou extérieur de la région.

$A(R)$: Nombre de pixels de la région.

Circularité de Heywood : c'est un index de circularité défini par la formule suivante :

$$FCH = P(R)/(2\sqrt{\pi \cdot A(R)})$$

Rectangularité : est la tendance qu'a la forme à ressembler à un rectangle. Ce critère représente le rapport de l'aire entre la forme et la boîte englobante.

La boîte englobante entoure l'objet parallèlement à ses axes principaux.

Élongation : ce paramètre représente le rapport des dimensions de la boîte englobante. Il est estimée par le rapport entre la longueur de la boîte et sa largeur.

Facteur de type : c'est un facteur complexe qui relie la superficie au moment d'inertie.

$$F_t = \frac{A^2}{4\pi\sqrt{I_{xx} + I_{yy}}}$$

$$M_x \quad \text{Centre de masse X} \quad \frac{(\sum x)}{A}$$

$$M_y \quad \text{Centre de masse Y} \quad \frac{(\sum y)}{A}$$

$$\text{Moment d'inertie :} \quad I_{xx} = (\sum x^2) - A * M_x^2$$

$$\text{Moment d'inertie :} \quad I_{yy} = (\sum y^2) - A * M_y^2$$

Segmentation par classification

Afin d'évaluer l'influence de ces paramètres, nous avons sélectionné 20 images. Pour chaque image, nous avons appliqués des opérateurs morphologiques comme l'élimination des petites régions, et les éléments de bords afin de ne garder que le ventricule gauche et droit. La figure.4.9 illustre un exemple d'image IRM avant et après seuillage.

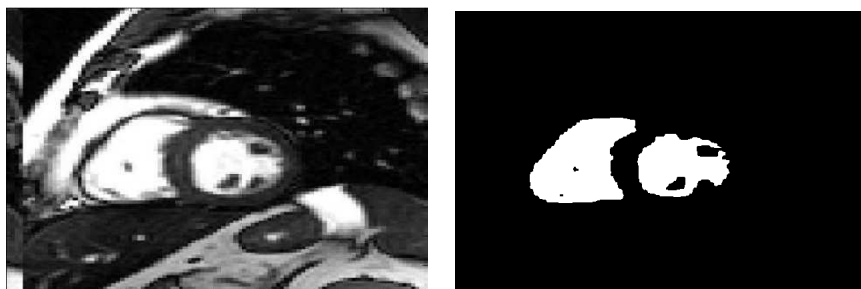


Figure. 4.9 : a) image originale. b) image après seuillage.

Les résultats du de calcul de l'élongation, de la compacité, de la circularité et du facteur de type sont donnés dans les tableaux 4.3 et 4.4.

Numéro d'image	Elongation	Compacité	Circularité de Heywood	Facteur de type
1	2.60714	0.52741	1.31822	0.79825
2	2.32096	0.48421	1.51182	0.70092
3	2.65885	0.4709	1.52033	0.63872
4	2.65016	0.53643	1.54828	0.74666
5	2.00472	0.56314	1.31202	0.80064
6	3.09439	0.47471	1.57541	0.6301
7	2.72524	0.53326	1.39263	0.74418
8	3.06443	0.50802	1.4657	0.79007
9	3.47423	0.50462	1.37851	0.77374
10	3.71585	0.48397	1.43883	0.74732
11	2.24387	0.65984	1.24348	0.82891
12	2.12439	0.59915	1.40498	0.80854
13	2.19113	0.64279	1.27269	0.80449
14	2.71129	0.5253	1.31886	0.68617
15	2.35884	0.5051	1.41027	0.72147
16	2.54022	0.55919	1.35732	0.72377
17	2.30574	0.56541	1.5224	0.73673
18	2.28226	0.67094	1.25738	0.8411
19	2.59779	0.61284	1.58362	0.8512
20	2.60763	0.55005	1.33456	0.71174

Tableau.4.3. Elongation, compacité, circularité de Heywood et facteur type pour le ventricule droit.

Numéro d'image	Elongation	Compacité	Circularité de Heywood	Facteur de type
1	1.98736	0.71678	1.11434	0.96905
2	1.82478	0.68484	1.1607	0.98626
3	1.94391	0.70245	1.12842	0.98114
4	1.42741	0.75006	1.05913	0.98996
5	1.91045	0.70946	1.22149	0.98423
6	1.63949	0.76	1.06857	0.97693
7	1.59772	0.60667	1.19944	0.91964
8	1.64983	0.61222	1.15517	0.93749
9	1.79139	0.65184	1.08786	0.9604
10	1.77087	0.66518	1.08367	0.97101
11	1.87796	0.66875	1.49338	0.87646
12	2.13049	0.71361	1.36894	0.96666
13	1.60767	0.6803	1.2463	0.98379
14	1.49793	0.7473	1.07354	0.95407
15	1.58084	0.65837	1.16272	0.95839
16	1.90053	0.57903	1.39825	0.84254
17	1.71435	0.74715	1.04643	0.98961
18	1.42965	0.73452	1.05242	0.99487
19	1.582	0.72032	1.09901	0.98071
20	1.83489	0.73321	1.14168	0.98378

Tableau.4.4. Elongation, compacité, circularité de Heywood et facteur type pour ventricule gauche.

Pour avoir une interprétation graphique de l'importance de ces quatre paramètres, une représentation en boîte à moustaches est donnée dans les figures 4.11, 4.12, 4.13 et 4.14.

La boîte à moustaches est un digramme utilisé principalement pour comparer un même paramètre pour deux populations différentes [Tukey, 1977]. Ce diagramme résume seulement quelques caractéristiques de position du paramètre étudié (médiane, quartiles, minimum, maximum ou déciles). Il s'agit de tracer un rectangle allant du premier quartile au troisième quartile et coupé par la médiane. On ajoute alors des segments aux extrémités menant jusqu'aux valeurs extrêmes.

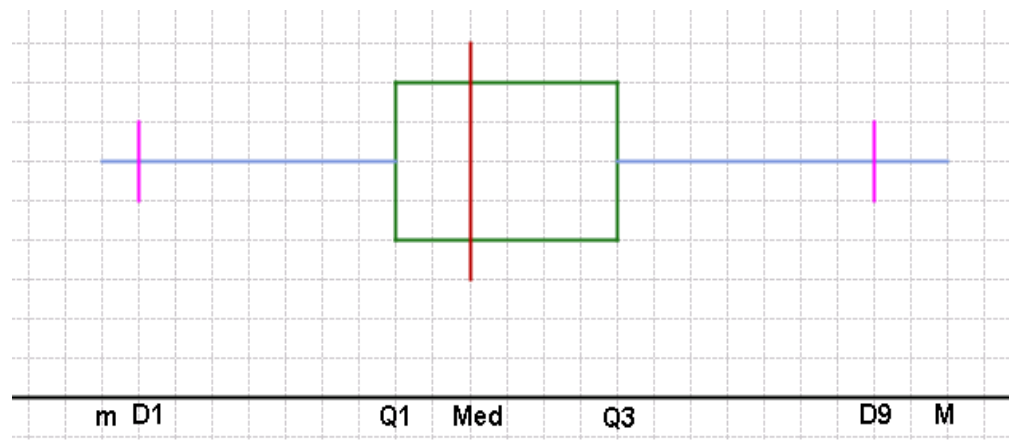


Figure. 4.10 : Représentation en boîte à moustaches.

Sur la boîte à moustaches représentée dans la figure 4.10, m indique le minimum, D1 le premier décile, Q1 le premier quartile, Med est la médiane, Q3 le troisième quartile, le dernier décile D9, et le maximum M.

Nous montrons également dans la figure 4.11 la représentation en boîte à moustaches du paramètre d'élongation pour les ventricules gauche et droit segmentés sur 20 images différentes.

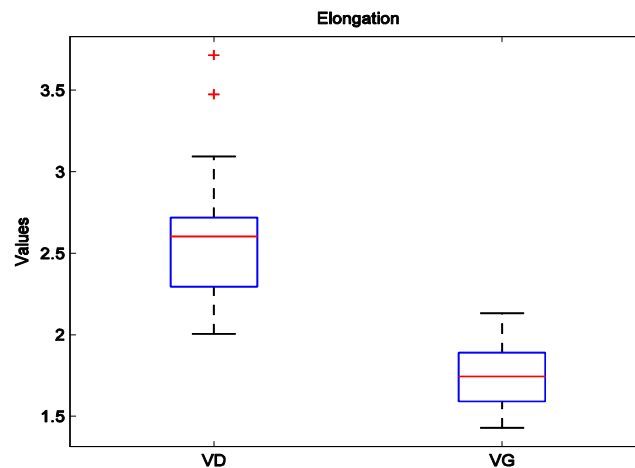


Figure. 4.11 : Facteur d'élongation pour les ventricules gauche et droit.

Nous constatons que le ventricule droit possède le facteur d'élongation le plus élevé généralement. Pour les images choisies le facteur d'élongation est supérieur à 2 pour le ventricule droit, et il est inférieur à 2 pour le ventricule gauche. Nous présentons ainsi dans

la figure 4.12 la représentation en boîte à moustaches du paramètre de compacité pour le ventricule gauche et droit segmentés sur 20 images différentes.

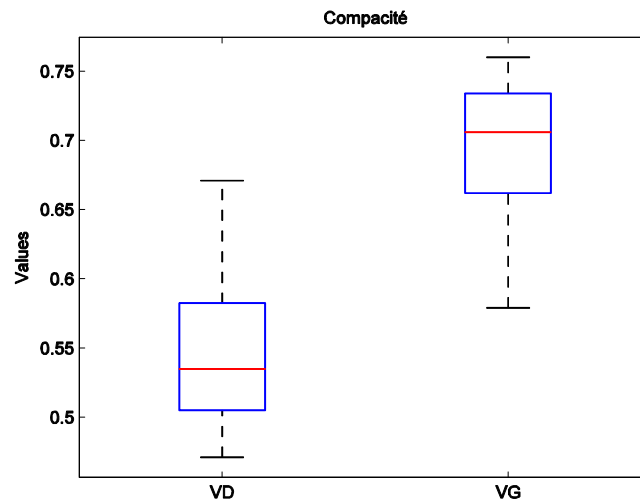


Figure .4.12 : La compacité pour les ventricules gauche et droit.

Nous constatons que le ventricule gauche est caractérisé par un facteur de compacité proche de 1. Pour le ventricule droit ce facteur est inférieur à 0.6 généralement.

Nous présentons dans la figure 4.13 la représentation en boîte à moustaches du paramètre de circularité de Heywood pour les ventricules gauche et droit segmentés sur 20 images différentes.

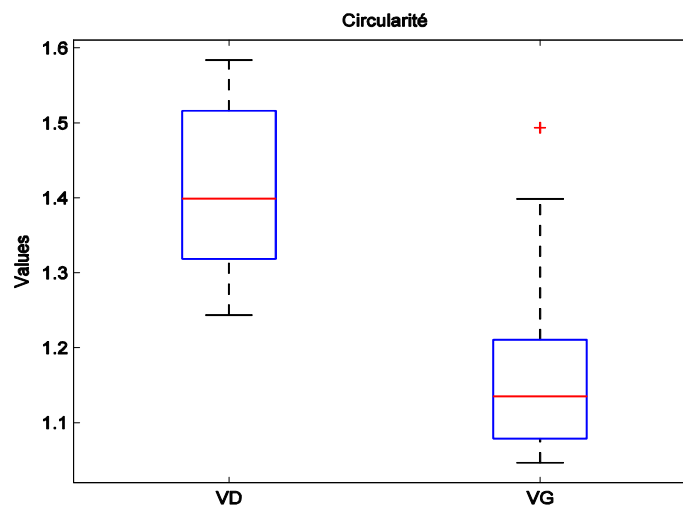


Figure. 4.13 : L'index de circularité de Heywood pour les ventricules gauche et droit.

Segmentation par classification

Nous constatons que le ventricule gauche possède un facteur de circularité compris généralement entre 1 et 1.2. Pour le ventricule droit ce facteur est supérieur à 1.3.

Nous présentons dans la figure 4.14 la représentation en boite à moustaches du paramètre de facteur de type pour les ventricules gauche et droit segmentés sur 20 images différentes.

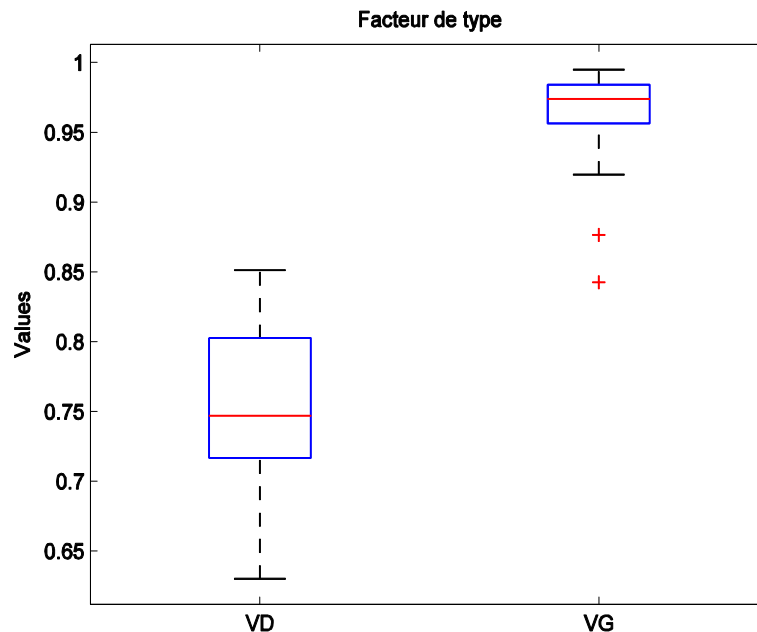


Figure.4.14 : Le facteur de type pour les ventricules gauche et droit.

Nous constatons que le ventricule gauche possède un facteur type proche de 1. Pour les images choisies le facteur de type est compris entre 0.9 et 1. Concernant le ventricule droit ce facteur est inférieur à 0.8.

Nous constatons d'après les représentations en boite à moustaches des différents descripteurs que le paramètre discriminant du ventricule droit est le facteur d'élongation.

Nous remarquons que pour les 20 images sélectionnées, le ventricule droit est caractérisé par un facteur d'élongation supérieur à 2.

En revanche le facteur de type, la circularité et la compacité sont les paramètres caractérisant le ventricule gauche.

Cependant en analysant ces trois descripteurs, nous pouvons dire que le facteur de type est le meilleur paramètre qui caractérise la circularité du ventricule gauche. En effet, pour les 20 images des tableaux 3 et 4, le facteur de type est compris entre 0.9 et 1, sauf pour l'image 16 où le facteur type est de 0.84 pour le ventricule gauche et 0.72 pour le ventricule droit, et l'image 11 où le facteur type est de 0.87 pour le ventricule gauche et 0.82 pour le ventricule droit.

L'image 11 est représentée par la figure 4.15.

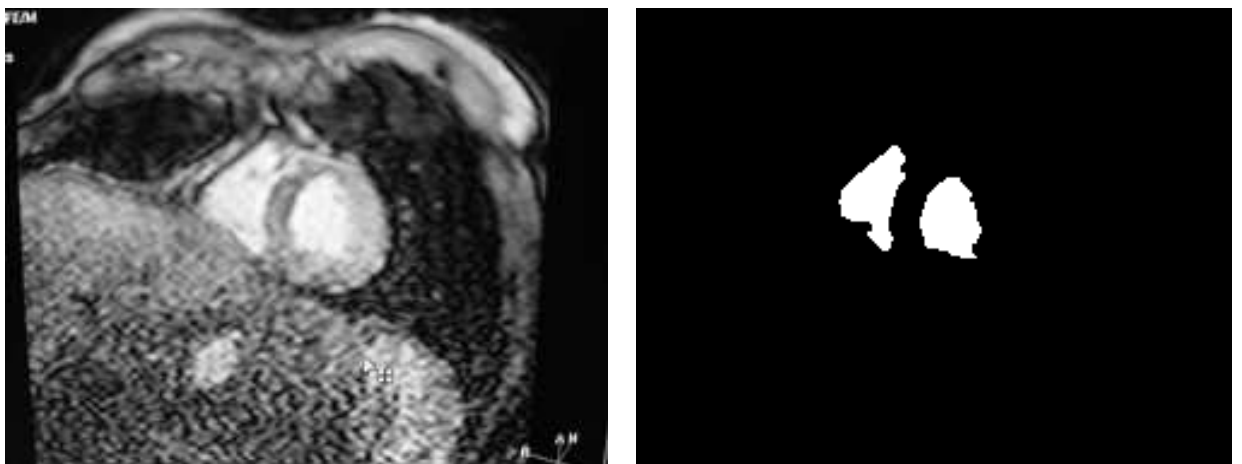


Figure. 4.15 : a) image originale. b) image après seuillage.

Concernant la figure 4.10.a, le ventricule gauche possède un facteur d'élongation de 1.87, une compacité de 0.66, un facteur de circularité de Heywood de 1.49 et un facteur de type de 0.87.

Tandis que pour le ventricule droit, le facteur d'élongation est 2.24, la compacité est 0.65, le facteur de circularité de Heywood est 1.24 et le facteur de type est 0.82.

IV.5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons traité un problème de caractérisation des structures d'intérêt dans une image IRM cardiaque.

Le but de cette caractérisation est de proposer un outil de segmentation avancée qui permet une localisation des objets d'intérêts après une segmentation globale en utilisant les méthodes de classification : FCM, KFCM, EM et les opérateurs de seuillage manuelle et automatique.

Afin de caractériser le ventricule droit et gauche, nous avons sélectionné les descripteurs de formes suivants : l'élongation, la compacité, la circularité de Heywood et le facteur type.

Pour évaluer la discrimination et la pertinence de ces paramètres une représentation en boîte à moustaches a été proposée.

L'étude effectuée sur les images sélectionnées montre que le facteur d'élongation peut être utilisé comme paramètre caractéristique du ventricule droit.

Pour le ventricule gauche, le facteur de type est le meilleur paramètre caractéristique du ventricule gauche.

Cependant malgré l'application de ces descripteurs sur des images présentant des déformations du ventricule gauche, cette étude reste à valider sur une large base des données.

Les résultats obtenus sont très prometteurs et peuvent être utilisés dans d'autres travaux de recherche.

Chapitre V

Détection du ventricule gauche

V.1.Introduction :

La détection et la localisation du ventricule gauche dans les images cardiaques est une étape très importante dans le processus de diagnostic des maladies cardiaques. Elle permet de résoudre les problèmes de variabilité inter expert, et de réduire le temps de segmentation des images IRM, surtout en ce qui concerne les images IRM 3D et 4D, où les médecins sont appelés à segmenter manuellement un nombre important d'images. Dans ce chapitre nous proposons et présentons une méthode de détection des contours endo-cardiaques suivie par une segmentation de leurs contours par une approche basée les par ensembles de niveaux.

Dans ce cadre nous pouvons noter que l'initialisation des contours actifs et des algorithmes basés sur les ensembles de niveaux est une tâche très importante et déterminante dans le processus de segmentation. En effet, une mauvaise initialisation peut générer des résultats imprévus.

Nous présenterons au début de ce chapitre les inconvénients de l'initialisation manuelle lors de la segmentation des contours endo-cardiaques, et par la suite nous proposerons trois méthodes d'initialisation : une première méthode semi-automatique, ainsi que deux approches automatiques. Nous présenterons ensuite une méthode de segmentation utilisant l'algorithme des ensembles de niveaux.

V.2. Segmentation des contours endo-cardiaques avec initialisation manuelle :

L'algorithme de Chan-Vese [Chan and Vese et al, 1999] est un exemple de modèles de contours actifs géométriques. Ce modèle est basé sur l'évolution d'un contour initiale, selon une équation d'évolution. L'objectif est de faire évoluer le contour jusqu'aux limites de la région recherchée.

Il existe diverses façons de définir l'équation d'évolution, par exemple, le contour peut se déplacer à une vitesse qui dépend de la courbure locale à un moment donné ou de l'image de gradient en ce point.

L'algorithme de Chan-Vese (CV) que nous proposons d'utiliser pour la segmentation des contours endo-cardiaques peut être implémenté par une méthode dite par ensemble de niveaux (level set).

Comme tous les modèles déformables, le modèle CV nécessite une initialisation. Les détails de l'algorithme sont déjà présentés dans le chapitre 3.

Nous avons commencé par tester le modèle de Chan et Vese avec une initialisation manuelle. Pour initialiser le contour nous avons choisi un carré comme masque initial.

Si nous plaçons le carré au centre du ventricule gauche, c.à.d. à la position la plus réaliste possible du ventricule gauche, nous obtenons segmentation correcte et efficace (figure.5.1).

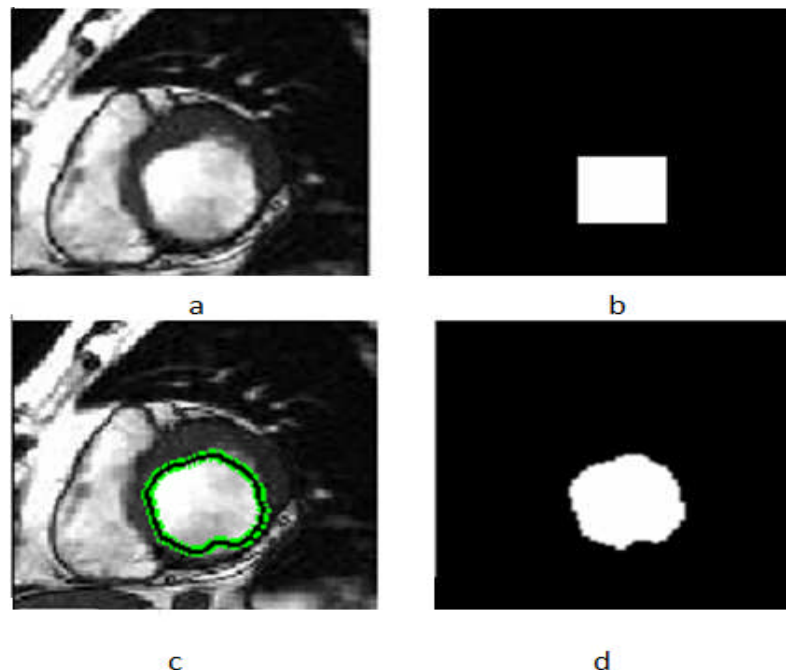


Figure. 5.1. Initialisation manuelle. (a) image IRM cardiaque. (b) masque initial (c) le contour trouvé. (d) la cavité ventriculaire gauche détectée.

Nous avons constaté qu'avec l'utilisation d'un masque d'une taille un peu plus grande, nous obtenons non pas seulement la cavité gauche, mais aussi d'autres régions comme par exemple le ventricule droit (Voir figure.5.2).

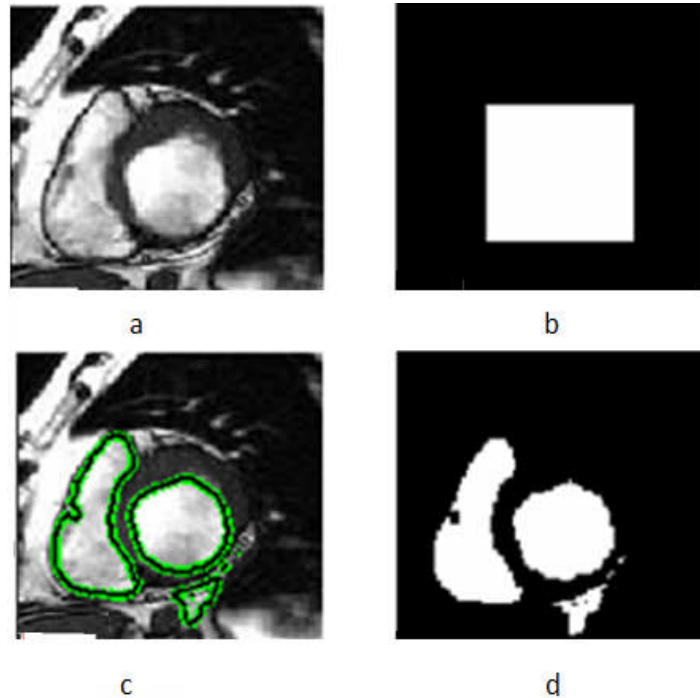


Figure .5. 2. Initialisation manuelle. (a) image IMR cardiaque. (b) masque initial (c) les contours trouvés. (d) la cavité ventriculaire gauche et d'autres régions.

Nous remarquons d'après le résultat présenté dans la figure 5.2.d que des régions sans intérêts sont aussi détectées. Afin de surmonter ce problème, une initialisation automatique ou semi-automatique est nécessaire.

Dans la suite de ce chapitre, nous proposons trois méthodes de détection, et dont le but est de permettre une initialisation efficace et automatisée de la méthode de segmentation proposée par ensemble de niveaux : la première approche de détection est déjà proposée dans la littérature et est basée sur la Transformée de Hough Circulaire. La deuxième est une approche semi-automatique basée sur l'introduction de la position du ventricule gauche par l'expert dans le processus de segmentation. La troisième méthode d'initialisation totalement automatique fait partie de nos contributions dans cette thèse, et est basée sur l'évaluation de l'index de circularité.

V.3. Méthodes de détection et d'initialisation de la segmentation

V.3.1. Transformée de Hough Circulaire :

La transformée de Hough (HT) est reconnue comme étant une technique robuste de détection des formes. Cette méthode permet de détecter les objets même en présence de bruits. La Transformée de Hough Circulaire (THC) développée par Duda [Duda et al, 1972], a pour but de trouver des objets circulaires dans une image. La THC transforme un ensemble de points caractéristiques dans l'espace d'image en un ensemble de voix accumulées dans un espace de paramètres. Ensuite, pour chaque point caractéristique, les votes sont accumulés dans un tableau accumulateur pour toutes les combinaisons de paramètres possibles. Les éléments du réseau qui contiennent le plus grand nombre de votes indiquent la présence de la forme recherchée (un cercle dans le cas de la THC).

Pour avoir les meilleurs résultats de détection lors de l'application la THC à une image, il est nécessaire de transformer l'image originale en une image binaire. Il est également nécessaire de détecter les bords des objets dans l'image binaire résultante avant d'appliquer la THC.

Le modèle de cercle est décrit par l'équation (5.1) suivante :

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (5.1)$$

Où : a et b sont les coordonnées du centre du cercle et r est le rayon du cercle.

Chaque point (x,y) de l'image devient un cône dans l'espace des paramètres (a,b,r). Et pour un rayon fixé, chaque point (x, y) correspond à un cercle de l'espace (a, b, r).

Algorithme (Détection de cercles avec la THC):

- Initialisation d'un tableau : A(a,b,r),
- Pour chaque rayon r et chaque point du contour (x,y), on incrémente tous les points (a,b,r) qui satisfont l'équation du cercle (5.1)

Détection du ventricule gauche

- On sélectionne les maxima de A, c.à.d. les points dans l'espace de Hough où tous les cercles se coupent. Ce point correspond au centre du cercle.

Cependant, lorsque le nombre de paramètre augmente, la transformée de Hough devient très coûteuse en terme de temps de calcul. Elle n'est donc judicieuse que pour des recherches dont le nombre de paramètres reste faible. De plus, les votes ont tendance à se disperser avec l'augmentation des paramètres.

Nous présentons dans la figure 5.3 des exemples de cercles détectés sur des images IRM :

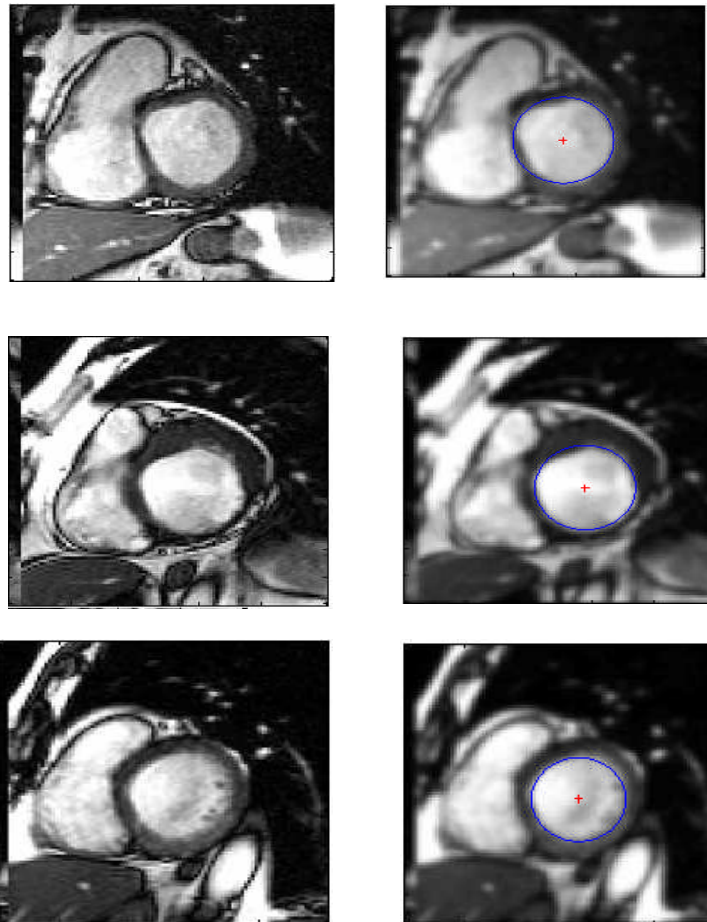


Figure. 5.3. Image IRM avec des cercles détectés par la THC.

V.3.2. Méthode d'initialisation semi-automatique :

La deuxième méthode que nous présentons dans ce chapitre est une approche semi-automatique, où l'expert introduit la position spatiale du ventricule gauche. La figure 5.4 illustre le principe de cette méthode.

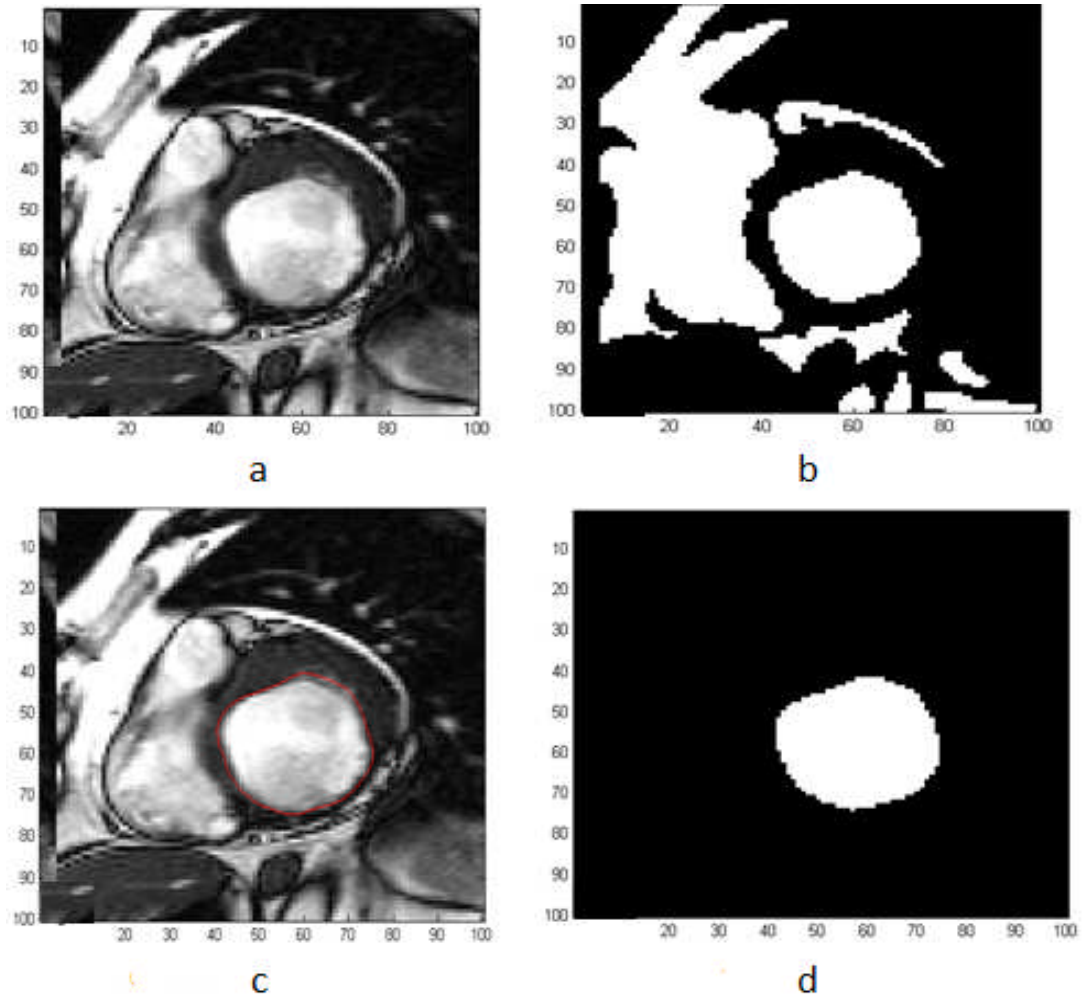


Figure 5.4. (a) Image IRM. (b) Image après seuillage (c) Le contour final. (d) Extraction de la cavité gauche.

Comme le montre la Figure.5.4, la position spatiale du centre de gravité (selon x et y) de la cavité ventriculaire gauche est comprise entre 40 et 70 (pixels) pour les deux coordonnées (x, y) (à la fois pour les lignes et les colonnes). Cette valeur a été fixée expérimentalement. Pour notre application le centre du ventricule gauche est située entre 40 et 70 pour les deux coordonnées (x, y). Mais pour d'autres images IRM avec d'autre résolution, cette information doit être estimée par l'utilisateur.

V.3.3.Méthode d'initialisation basée sur l'index de circularité :

La méthode proposée ci-dessous est la première contribution de notre thèse. Cette méthode de détection est basée sur l'évaluation de l'index de circularité. Nous avons utilisé cette méthode pour l'initialisation de l'algorithme de segmentation par ensembles de niveaux - Level Set -, et cela en utilisant l'image binaire obtenue à partir d'une opération de seuillage. Pour la localisation de la cavité ventriculaire gauche, nous proposons une méthode basée sur l'évaluation d'une mesure simple qui indique la circularité d'un objet.

Pour déterminer si un objet est rond, on estime pour chaque zone de l'objet sa surface et son périmètre, et cela pour toutes les régions dans l'image. La métrique est définie par l'équation 5.2 :

$$métrique = \frac{4 * \pi * A(R)}{périmètre^2} \quad (5.2)$$

Cette mesure est égale à 1 pour un objet rond.

Cependant dans les images petit-axe, la frontière endocardique n'est pas toujours définie avec des intensités maximales. C'est pour cette raison que nous avons proposé le lissage de l'image originale avec un noyau gaussien afin d'homogénéiser la frontière endo-cardique gauche.

Sur la figure 5.5, nous montrons un exemple qui illustre la différence entre la cavité ventriculaire gauche détectée à partir de l'image originale et de l'image après lissage.

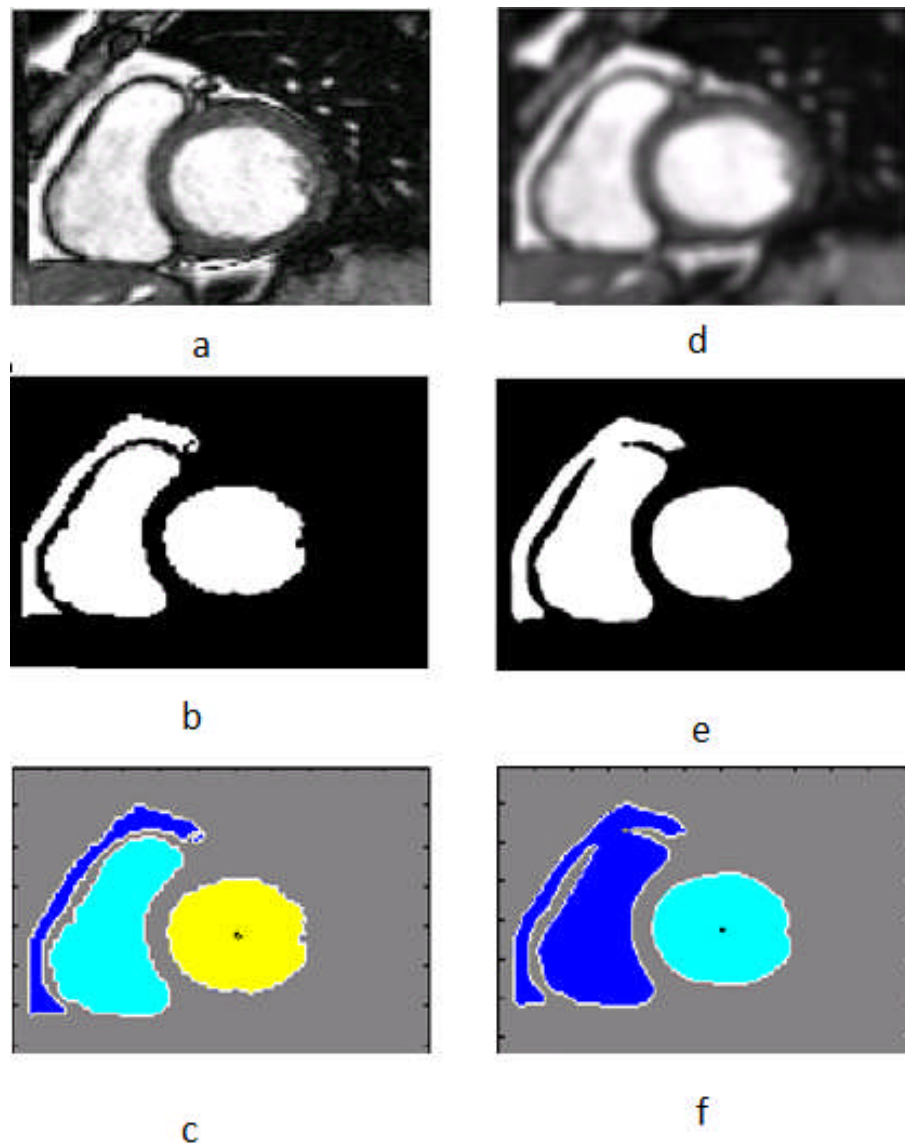


Figure.5.5: (a) Image IRM originale. (b) Image binaire.(c) Annotations des régions. (d) L'image originale après lissage. (e) Image binaire correspondante (3-d). (f) Annotations des régions.

Nous constatons clairement que la métrique obtenue avant le lissage (0,6478) est inférieure à la métrique LV obtenue après lissage (0,8638), d'où l'intérêt de l'application du lissage gaussien avant le calcul de la métrique de circularité.

La figure 5.6, montre la différence des métriques de circularités obtenues entre les images avant et après lissage, calculées pour 18 images de la base utilisée.

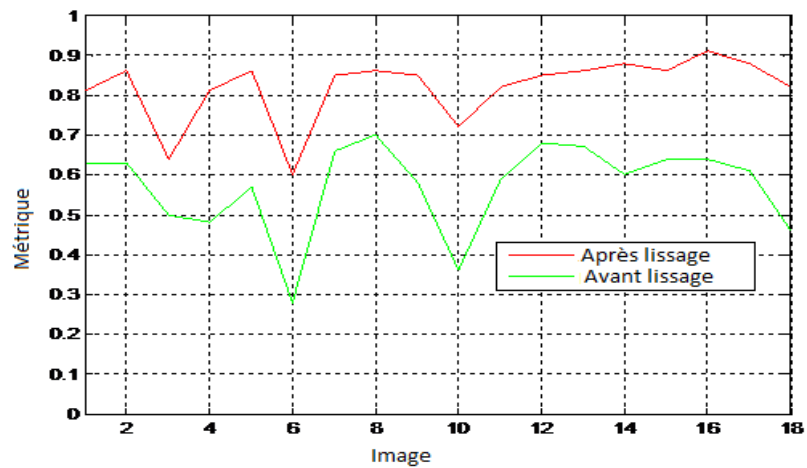


Figure.5.6: Evaluation de la circularité avant et après lissage.

La méthode de détection proposée dans cette thèse, débute par un seuillage de l'image originale en utilisant la méthode d'Otsu. Après cette étape, nous éliminons les plus petites régions (voir figure.5.7). Ensuite les régions qui correspondent aux plus grands indices de circularité sont annotées.

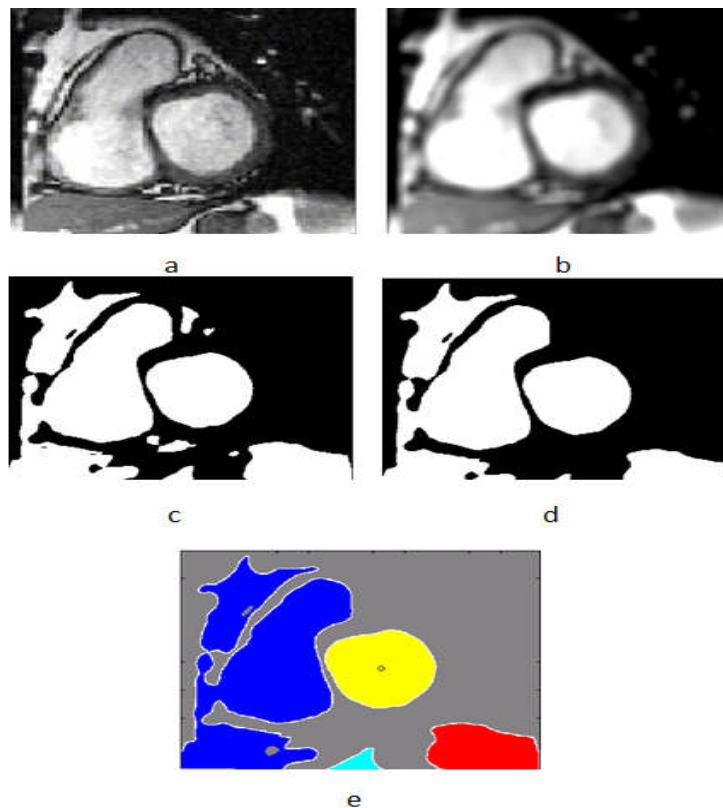


Figure.5.7: (a) Image IRM originale. (b) Image après lissage. (c) Image binaire correspondante. (d) éliminations des petites régions. (f) Annotations des régions.

Détection du ventricule gauche

Nous constatons que l'approche de détection est très efficace surtout dans la phase diastolique où le ventricule gauche a une forme circulaire. L'avantage de cette approche par rapport à la transformation de Hough circulaire, est la simplicité de son implémentation. Si la THC nécessite une accumulation de tous les points qui participent à la formation d'un cercle de rayon donné, cette méthode, localise le ventricule gauche en se basant seulement sur l'index de circularité. Le diagramme de la figure.5.8 résume le principe des trois méthodes d'initialisation proposées dans cette section.

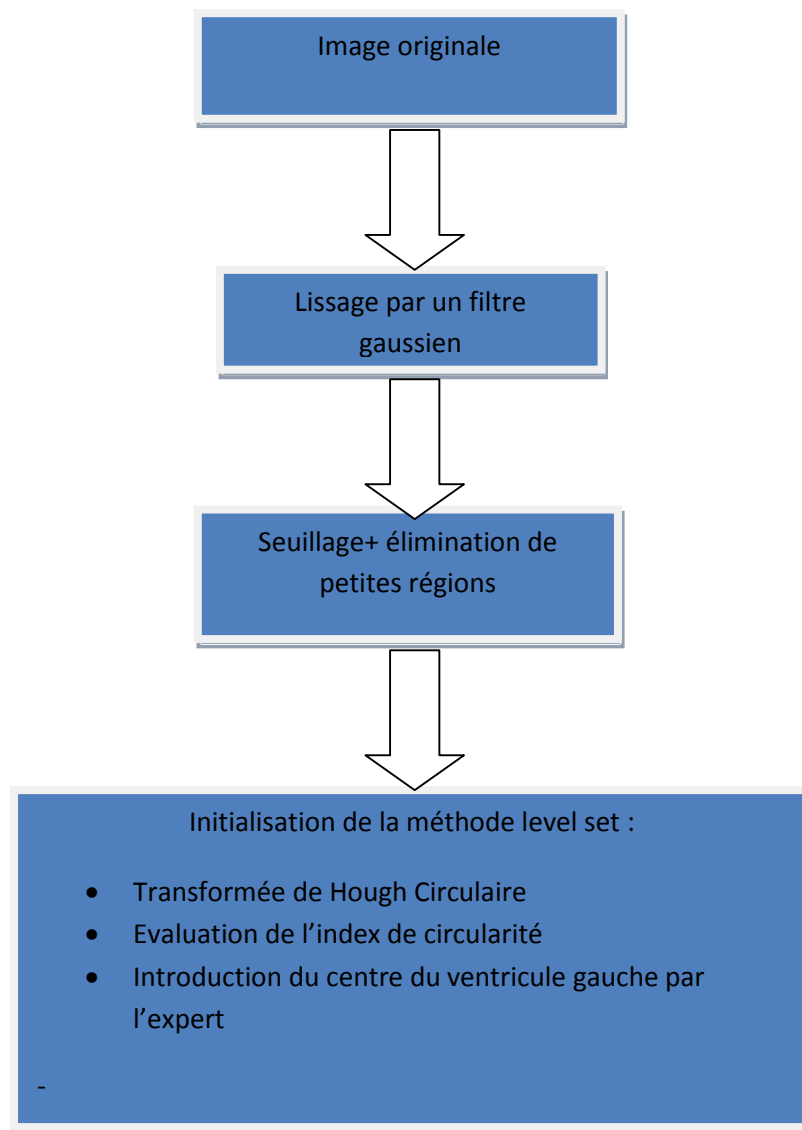


Figure.5.8: Les méthodes d'initialisation proposées.

Pour chaque méthode, une étape de prétraitement est nécessaire. Nous lisons tout d'abord l'image originale puis nous appliquons une opération de seuillage à l'image lissée par un filtre gaussien. Après le seuillage une opération morphologique est appliquée dans le but d'éliminer les petites régions dans l'image binaire.

V.4. Segmentation du ventricule gauche par ensemble de niveaux:

Nous détaillons dans cette section la méthode de segmentation proposée. Cette méthode est basée sur l'initialisation automatique d'un algorithme d'ensemble de niveaux en se basant sur l'index de circularité pour localiser la position du ventricule gauche.

Généralement, les modèles déformables sont classés en deux catégories :

- les modèles explicites ou paramétriques : ces modèles consistent à déformer une représentation paramétrique du contour ou courbe continue en minimisant une fonction d'énergie E . L'inconvénient majeur de ce modèle est lié à l'énergie à minimiser qui dépend des paramètres du contour. En effet les changements topologiques, comme la fusion ou la séparation, sont difficiles à réaliser.
- Les modèles implicites ou géométriques : ces modèles sont basés sur une représentation implicite des modèles comme un ensemble de niveaux d'une fonction de dimension supérieure. L'avantage de ces modèles est leur adaptation facile aux changements topologiques.

Les méthodes basées sur les ensembles de niveaux -level set- font parties des approches géométriques, mais elles sont très coûteuses en temps de calcul. La fonction level set doit être périodiquement réinitialisée comme une fonction de distance signée durant son évolution. Afin de surmonter ce problème [Li et al, 2005] ont proposés une méthode sans réinitialisation. Nous décrivons dans le reste de la section cette méthode sans réinitialisation que nous proposons d'utiliser.

Nous décrivons ici cette méthode.

Soit I une image, et g la fonction indicatrice de contour définie par:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (5.2)$$

Où G_σ est un noyau gaussien avec l'écart type σ . La formulation level set la plus populaire proposée par Malladi et Sethian [Malladi et al 1995] est donnée par :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g |\nabla \phi| * \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu \right) \quad (5.3)$$

Où $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \kappa$ est la courbure moyenne de la fonction de level set et ν est une force permettant de pousser ou de tirer le contour.

$$\kappa(\phi) = \frac{\phi_{xx} \phi_y^2 - 2\phi_{xy} \phi_x \phi_y + \phi_{yy} \phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \quad (5.4)$$

ϕ_x et ϕ_{xx} , désignent la première et la deuxième dérivée partielle de la fonction $\phi(x, y)$ par rapport à x .

ϕ_y et ϕ_{yy} , désignent la première et la deuxième dérivée partielle de la fonction $\phi(x, y)$ par rapport à y .

Dans le modèle de Chunming Li [Li et al, 2005], l'énergie externe relative à la fonction $\phi(x, y)$ est définie comme suite:

$$\mathcal{E}_{g,\lambda,\nu}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) \quad (5.5)$$

Avec $\lambda > 0$ et ν des constantes, et les termes de la longueur $L_g(\phi)$ et de l'aire $A_g(\phi)$ sont définis par :

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy \quad (5.6)$$

et

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy \quad (5.7)$$

Où δ est la fonction Dirac, et H est la fonction Heaviside. Alors, on définit la fonctionnelle de l'énergie totale par :

$$\varepsilon(\phi) = \mu P(\phi) + \varepsilon_{g,\lambda,v}(\phi) \quad (5.8)$$

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (5.9)$$

L'énergie externe conduit l'ensemble des points du niveau zéro vers les contours de l'objet. Cependant l'énergie interne $\mu P(\phi)$ pénalise la déviation de la fonction ϕ pendant son évolution. La première variation de la fonctionnelle ε dans (5.6) peut s'écrire comme suite:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = -\mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] - \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v g \delta(\phi) \quad (5.10)$$

Où Δ est l'opérateur de Laplace. Cependant la fonction ϕ qui minimise la fonctionnelle satisfait l'équation d'Euler-Lagrange : $\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = 0$.

Le processus qui minimise ε est le flux du gradient (gradient flow) suivant:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta(\phi) \quad (5.11)$$

Le flux de gradient équation, (5.11) représente l'équation d'évolution de la fonction level set.

Les deuxième et troisième termes de la partie droite de l'équation 5.11, $\lambda L_g(\phi)$ et $\nu A_g(\phi)$ correspondent au flux du gradient de l'énergie.

Ces termes sont responsables de tirer la courbe du niveau zéros vers les contours de l'objet.

V.5. Résultats et discussions

V.5.1. Données expérimentales

Nous utilisons pour l'expérimentation des méthodes décrites dans ce chapitre la même base de tests du chapitre 4.

Cette base met également à disposition les résultats de segmentation obtenus par un algorithme basé sur la morphologie mathématique. La méthode automatique est appliquée sur chacune des 18 séquences spatio-temporelles [Cousty et al, 2007].

V.5.2. Segmentation de l'endocarde :

Nous présentons ici d'abord les résultats obtenus par l'application de l'algorithme de segmentation du ventricule gauche proposée et qui ont été publiés dans [Ammar et al ,2012a]. Cette approche de segmentation se résume par les deux étapes suivantes:

- Seuillage de l'image par l'algorithme d' Otsu [Otsu, 1979]. Suite à cela, nous obtenons une image binaire que sera utilisée comme masque initial pour la formulation par ensemble de niveaux utilisée pour la segmentation.
- Dans la deuxième étape, nous appliquons l'algorithme des ensembles de niveaux afin de trouver la frontière endocardiale finale.

Afin de surmonter les difficultés causées par les hétérogénéités d'intensités dues au flux du sang et à l'inclusion du muscle papillaire dans la cavité, nous lissons l'image initiale par un filtre de noyau gaussien.

Il est nécessaire d'examiner l'influence du paramètre sigma du noyau gaussien sur les résultats de segmentation. En effet, après une étude effectuée en appliquant différents paramètres sigma nous avons choisi le paramètre $\sigma = 1$.

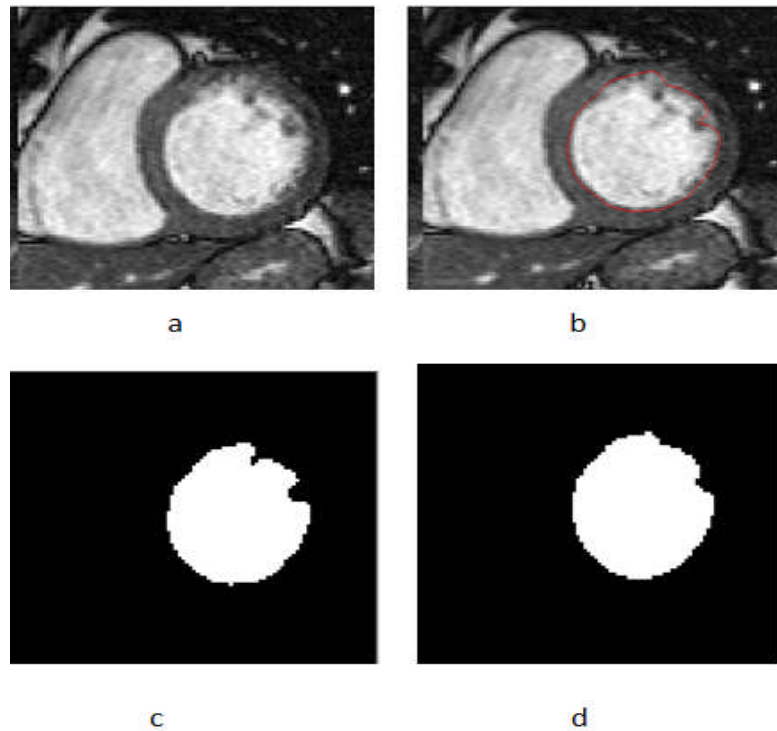


Figure.5.9: (a) Image IRM. (b) le contour détecté. (c) La cavité gauche segmentée sans lissage. (d) La cavité gauche segmentée après lissage.

V.5.3. Evaluation des résultats :

Les résultats de segmentation sont évalués en utilisant la métrique de Hamoude [Hamoude, 1988], [Mendonc et al, 2007] donnée par la formule suivante:

$$E = \frac{Area(A \otimes B)}{Area(B)} = \frac{(A \cup B) - (A \cap B)}{(A \cup B)} \quad (5.13)$$

Détection du ventricule gauche

Avec A représentant les pixels de la région segmentée par un expert du domaine et B les pixels de la région donnée par l'algorithme de segmentation.

Les paramètres de l'algorithme Level set sont fixés comme suite :

Epsilon=3.5: paramètre de la fonction Dirac .

$\mu = 0.1$: coefficient du terme de l'énergie interne $P(\phi)$

$\lambda = 1$;:coefficient de pondération du terme de la longueur $L_g(\phi)$

$\nu = -0.5$: coefficient de pondération du terme de la surface $A_g(\phi)$;

La figure 5.10 présente la cavité gauche délimitée par les deux experts (5.10-b et 5.10-c), et la cavité obtenue par la méthode proposée (5.10-d).

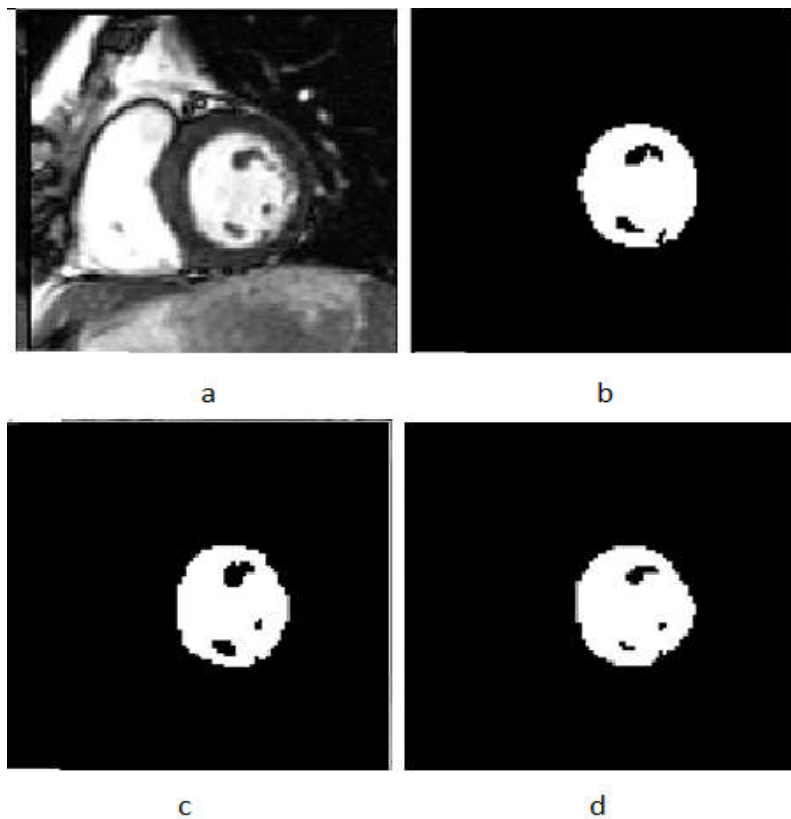


Figure. 5.10: (a) image IRM. (b) Segmentation par l'expert1.(c) Segmentation par l'expert2. (d) Segmentation par notre approche.

Les deux experts sont des médecins spécialistes.

D'autres résultats de segmentation sont présentés dans la figure 5.11

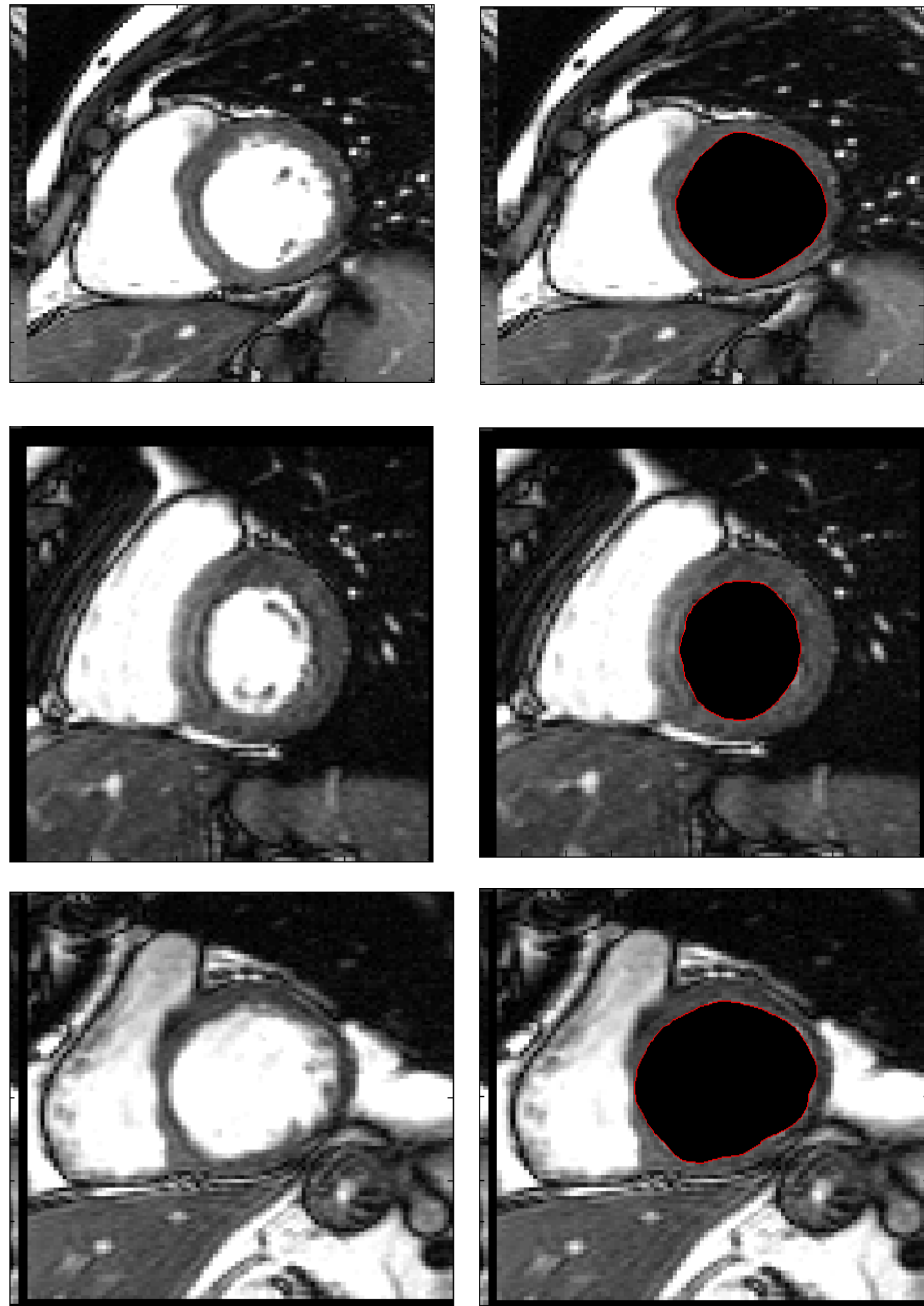


Figure. 5.11: Résultats de segmentation pour différentes images IRM, par l'application de l'approche de segmentation proposée.

Détection du ventricule gauche

Nous remarquons clairement que la méthode de segmentation proposée donne des résultats plus précis, surtout pour les images ayant un contraste élevé entre le myocarde et le ventricule gauche.

Afin d'évaluer notre approche de segmentation, nous avons calculé un index de similarité donné par la formule 5.11.

Nous avons comparé tout d'abord notre méthode avec la segmentation manuelle des deux experts pour la base utilisée. Pour cela nous avons choisi 18 images (18 patients), et les résultats obtenus sont donnés dans le tableau.5.1.

Patient	E1	E2
PAT01	96.31	96.65
PAT02	99.62	96.60
PAT03	96.29	95.45
PAT04	96.46	96.82
PAT05	93.98	98.81
PAT06	99.12	97.02
PAT07	95.44	99.65
PAT08	99.67	99.33
PAT09	98.06	99.45
PAT10	95.04	94.86
PAT11	98.38	99.95
PAT12	99.95	98.61
PAT13	97.87	98.51
PAT14	98.05	97.47
PAT15	99.16	99.20
PAT16	94.51	98.94
PAT17	98.99	98.42
PAT18	99.69	99.96

Tableau.5.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole.

D'après le tableau.5.1, nous obtenons une similarité moyenne de 97.85 % (expert1) et 97.89 % (expert2).

Détection du ventricule gauche

Nous avons également évalué l'erreur de segmentation pour l'algorithme automatique proposé dans [Cousty et al, 2007], où les auteurs ont développé un algorithme automatique basée sur l'algorithme de lignes des partages des eaux. Les résultats de segmentation automatiques sont disponibles pour la base de données utilisée dans ce travail. Le tableau.5.2 donne les résultats d'erreur métrique pour les mêmes patients sélectionnés dans le tableau.5.1 à la phase de fin diastole, avec cet algorithme LPE.

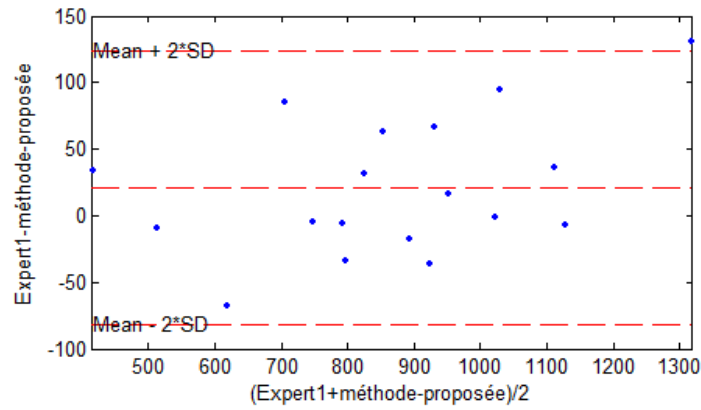
Patient	E1	E2
PAT01	94.96	95.30
PAT02	98.72	94.94
PAT03	88.40	96.62
PAT04	94.82	95.19
PAT05	95.02	99.85
PAT06	98.20	99.69
PAT07	94.05	98.25
PAT08	98.64	98.98
PAT09	96.94	98.32
PAT10	93.17	92.99
PAT11	97.04	98.70
PAT12	96.09	97.42
PAT13	94.25	93.61
PAT14	98.16	97.36
PAT15	97.87	99.51
PAT16	98.40	95.04
PAT17	98.91	96.33
PAT18	93.10	93.36

Tableau.5.2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour L'algorithme LPE.

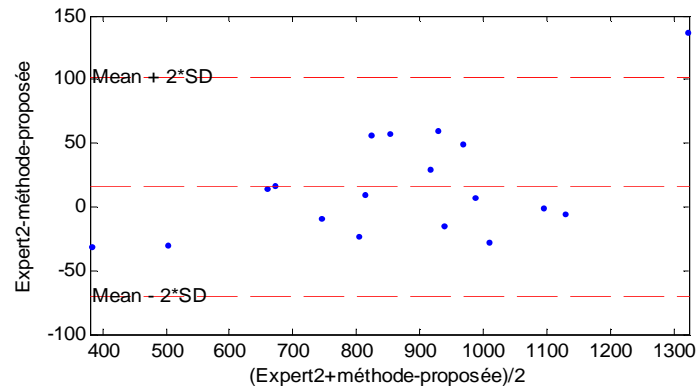
Nous remarquons qu'une moyenne de 95,93% de similarité pour l'expert1 a été obtenue par la méthode automatique proposée dans [Najman et al, 2007], [Cousty et al, 2007] et 96,75% pour l'expert2.

Afin d'obtenir une interprétation plus significative des résultats, nous avons tracé le graphique de Bland-Altman [Altman et al, 1983] pour l'expert1 et la méthode proposée, figure.5.12.a, et l'expert2 avec la méthode proposée, figure.5.12.b.

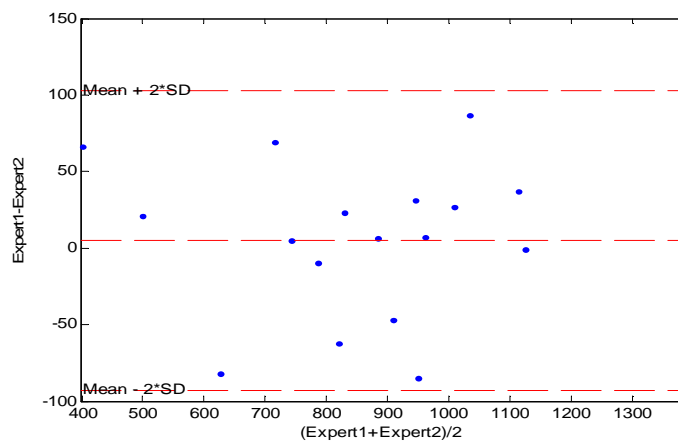
Détection du ventricule gauche



a



b



c

Figure.5.12: (a) Le graphe de Bland–Altman pour l’expert1 et la méthode proposée. (b). Le graphe Bland–Altman pour l’expert2 et la méthode proposée. Le graphe Bland–Altman pour l’expert1 et l’expert2, (unité en nombre de pixel).

Détection du ventricule gauche

Nous pouvons clairement constater, à partir des graphes présentés dans la figure.5.12, l'accord entre les deux experts et la méthode proposée. Ceci implique que la zone du ventricule gauche (VG) mesurée avec la méthode proposée est en accord avec la zone du VG obtenue par les deux experts. La variabilité inter-observateur a été montrée dans la figure.5.12.c. Pour montrer la robustesse de notre méthode, nous présentons quelques exemples de segmentations dans la figure.5.13.

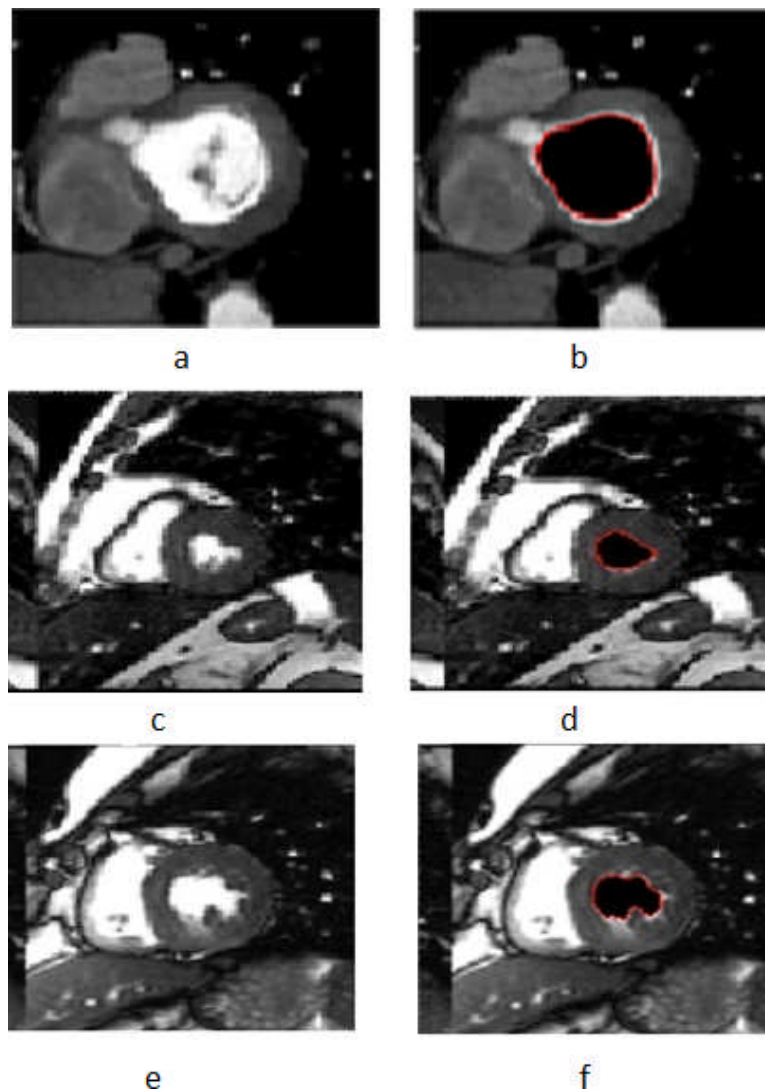


Figure. 5.13: différents résultats de segmentation : trois images IRM différentes (a, c, e). Les contours endocariques segmentés (b, d, f).

Généralement les pathologies du myocarde et les déformations du ventricule gauche affectent la circularité du ce dernier.

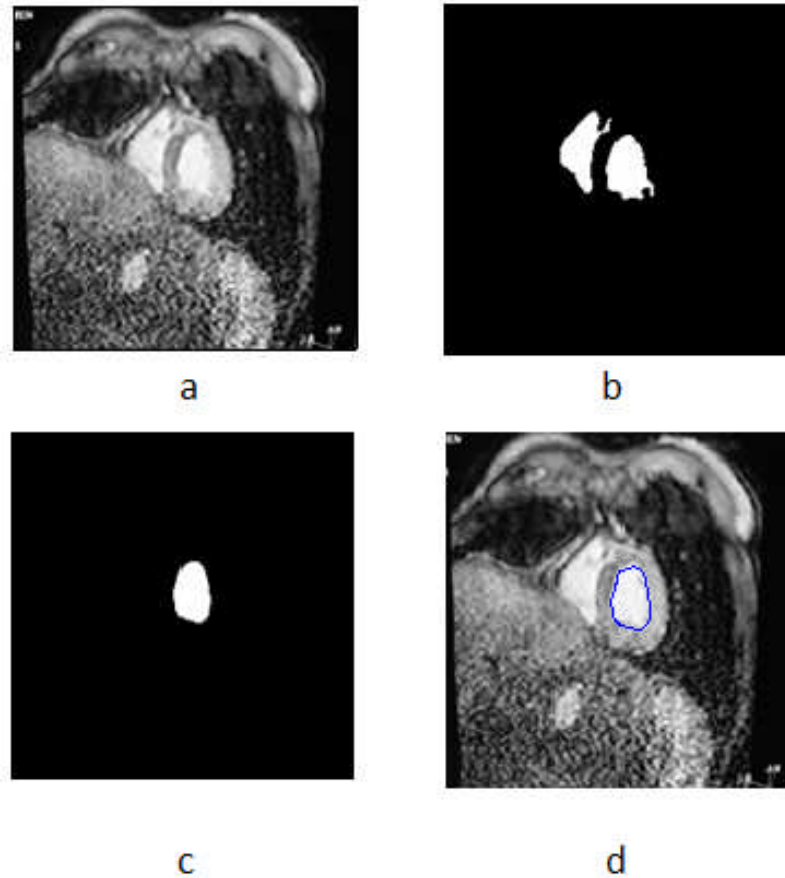


Figure.5.14: (a) Image IRM. (b). Image après seuillage utilisée comme masque initial. (c). La cavité détectée après segmentation. (d) Image avec contour final.

Comme le montre la figure.5.14, le résultat du seuillage, montre deux régions, figure. 5.14.b, qui sont à la fois le ventricule gauche (0,58) et le ventricule droit (0,41). Nous constatons clairement que le ventricule gauche n'a pas exactement une forme circulaire, mais possède la valeur de circularité la plus grande.

Nous avons testé aussi notre algorithme en utilisant des images IRM de rehaussement de phase et des images IRM de perfusion. Ces images sont caractérisées par un contraste très faibles et plus d'inhomogénéités, figure.5.15 et figure. 5.16.

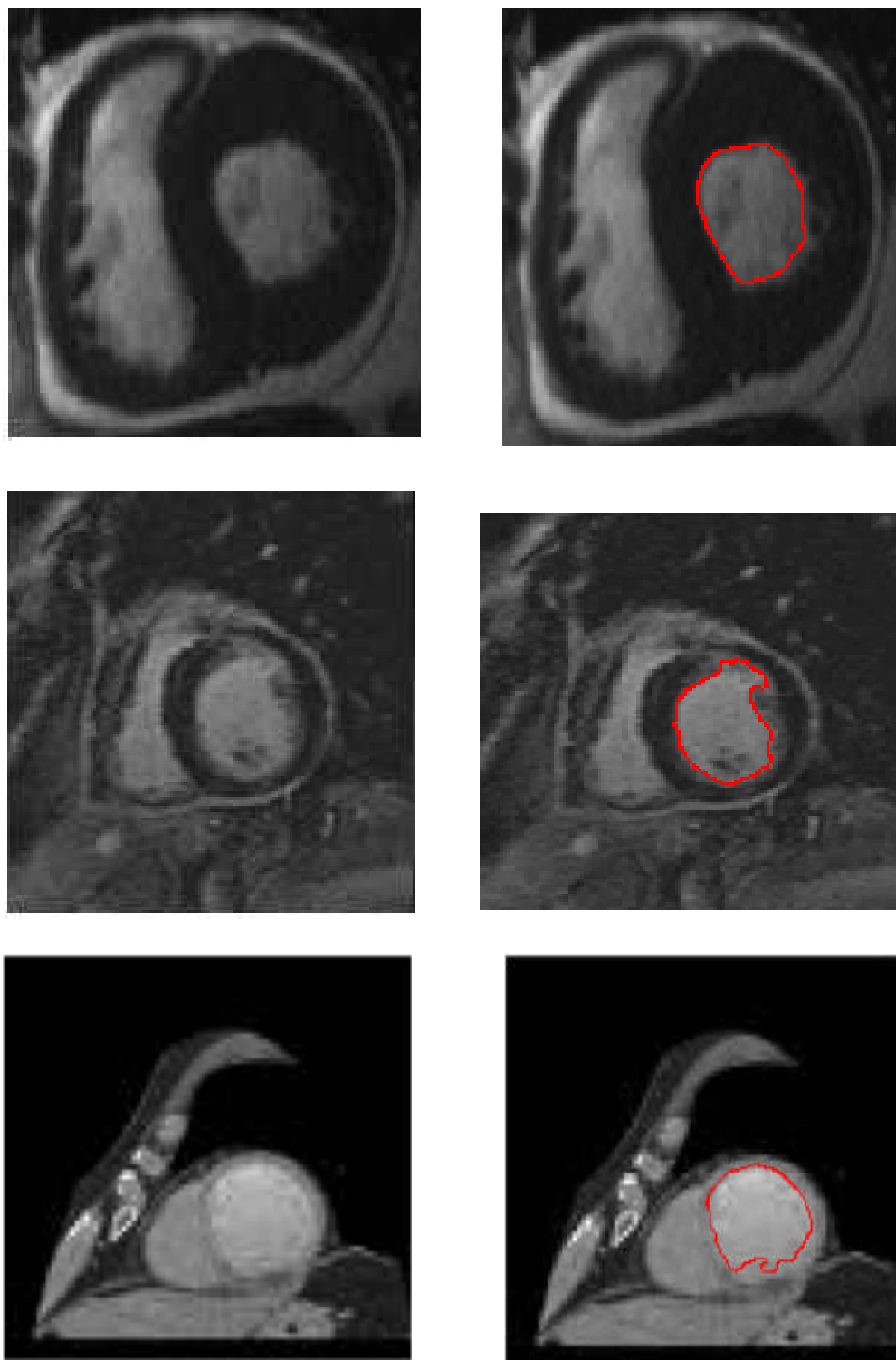


Figure.5.15: IRM avec réhaussement de contraste.

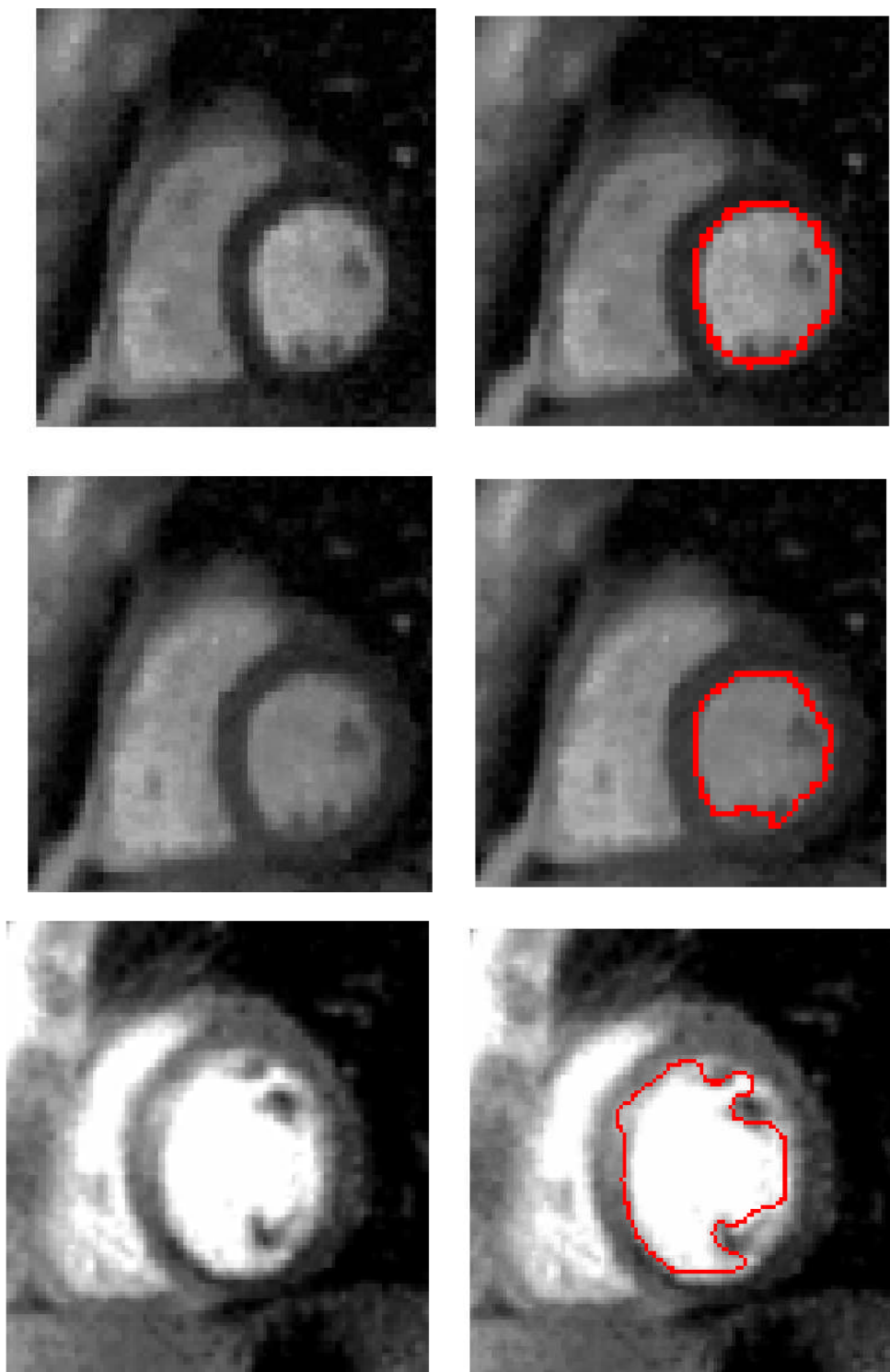


Figure.5.16: IRM de perfusion.

Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée donne des résultats acceptables pour ce type d'images.

V.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons évalué une méthode automatique appliquée à la détection et la segmentation de la cavité ventriculaire gauche et de la frontière endo-cardique dans les images IRM petit-axe.

Cette méthode prend en considération les inhomogénéités d'intensité qui se produisent souvent dans la cavité ventriculaire gauche, et qui peuvent entraîner des difficultés considérables dans la segmentation d'images. Un filtre gaussien a été utilisé pour résoudre ce problème.

Nous avons proposé une binarisation de l'image originale par la méthode d'OTSU, et nous avons utilisé l'image binaire obtenue comme masque initial pour un algorithme de segmentation basé sur approche de segmentation par ensembles de niveaux (Level Set). Pour l'initialisation de la segmentation nous avons proposé une localisation de la cavité ventriculaire gauche en utilisant une approche originale basée sur l'évaluation d'une mesure de circularité.

Afin d'évaluer notre méthode, une mesure d'erreur a été évaluée entre la méthode proposée et la segmentation manuelle obtenue par de deux experts (Expert1 et Expert2), et cela pour 18 images en fin de la diastole. Les résultats obtenus prouvent que l'approche proposée est très prometteuse. Nous avons obtenu une moyenne de 97,78% pour l'expert1 et de 97,89% pour l'expert2. Ces résultats sont comparables à ceux obtenus avec par une autre approche de segmentation connue dans la littérature qui est la Lignes de partage des eaux, et qui ont été présentés dans le tableau.5.2.

Chapitre VI***Segmentation des images IRM par Le modèle AAM*****VI.1. Introduction :**

Dans les chapitres quatre et cinq nous avons présenté les résultats de segmentation obtenus par la proposition et l'application de deux méthodes de segmentation complètement différentes. La première méthode est basée sur la classification de pixels, tandis que la deuxième utilise un algorithme de segmentation par ensemble de niveaux associée à trois méthodes d'initialisation.

Ces deux méthodes produisent des résultats acceptables pour la détection du contour endocardique. Cependant, la difficulté de segmentation rencontrée réside au niveau de la frontière épocardique. En effet, l'endocarde est bien contrasté, au contraire de l'épicarde qui présente un faible contraste entre les voisinages, surtout du côté des poumons.

Afin de résoudre ce problème nous avons proposé comme alternatif aux deux précédentes approches une méthode de segmentation qui s'appuie sur un modèle de forme à priori. Cette méthode est nommée : modèle active d'apparence - active appearance Model - ou AAM.

Nous présentons de ce chapitre un processus automatique de segmentation cardiaques qui exploite les avantages des modèles AAMs, en se basant sur la distance de Hausdorff.

VI.2. Segmentation par les Modèles actifs d'apparence :

Les modèles actifs d'apparence [Cootes et al, 1998], [Cootes et al, 2001] permettent de faire une analyse combinée d'une forme donnée, en exploitant à la fois sa texture et son contour. Les modèles AAMs sont créés à partir d'un ensemble d'exemples sur lesquels des points d'intérêts sont spécifiés. Les variations entre les positions des points de contours et aussi entre les textures, sont apprises par une méthode basée sur l'analyse en composantes principales (ACP). L'algorithme AAMs se décompose en trois étapes. La première est la phase de création du modèle déformable. Elle est suivie d'une modélisation de la relation

entre les paramètres de contrôle du modèle. Enfin, l'étape de recherche permet l'ajustement du modèle aux nouvelles images.

VI .2.1. Principe du modèle (AAM)

Le modèle moyen AAM est créé à partir d'un échantillon d'images appelé ensemble d'apprentissage. En pratique, l'utilisateur trace les contours définissant la forme de l'objet d'intérêt dans chaque image dans l'ensemble d'apprentissage, figure.6.1. L'information sur les changements de formes observées dans l'ensemble d'apprentissage est utilisée pour modéliser la variation de la forme à segmenter. Pour ce faire, une analyse en composantes principales (ACP) est appliquée afin de modéliser la variation de la forme et du niveau de gris observée dans l'ensemble d'apprentissage.



Figure. 6.1. Exemple d'annotation manuelle.

Après l'étape d'annotation, un processus d'alignement basé sur une analyse procustrienne est appliqué aux vecteurs de formes obtenus. La forme et la texture moyenne sont calculées après cette étape. Le modèle actif d'apparence, tel que décrit par Cootes, Taylor et Edwards [Cootes et al, 2001] exige une combinaison statistique des formes et des modèles de texture pour former un modèle d'apparence hybride. Ce modèle est ensuite utilisé pour segmenter de nouvelles images à l'aide d'un algorithme dit de recherche. Le modèle d'apparence représente à la fois la forme et la texture de la variabilité vu dans un ensemble d'apprentissage.

Après avoir aligné toutes les formes de l'ensemble d'apprentissage par rapport à la forme moyenne à l'aide d'une analyse de Procruste, une analyse en composantes principales ACP est appliquée pour obtenir le modèle statistique de forme suivant :

$$x = \bar{x} + Q_s c \quad (6.1)$$

Où \bar{x} étant la forme moyenne, et Q_s une matrice contenant les principaux modes de variation de la forme, et c un vecteur contrôlant la déformation de la forme synthétisée.

La figure 6.2 montre quatre variations de vecteurs propres appliquées à une forme moyenne.

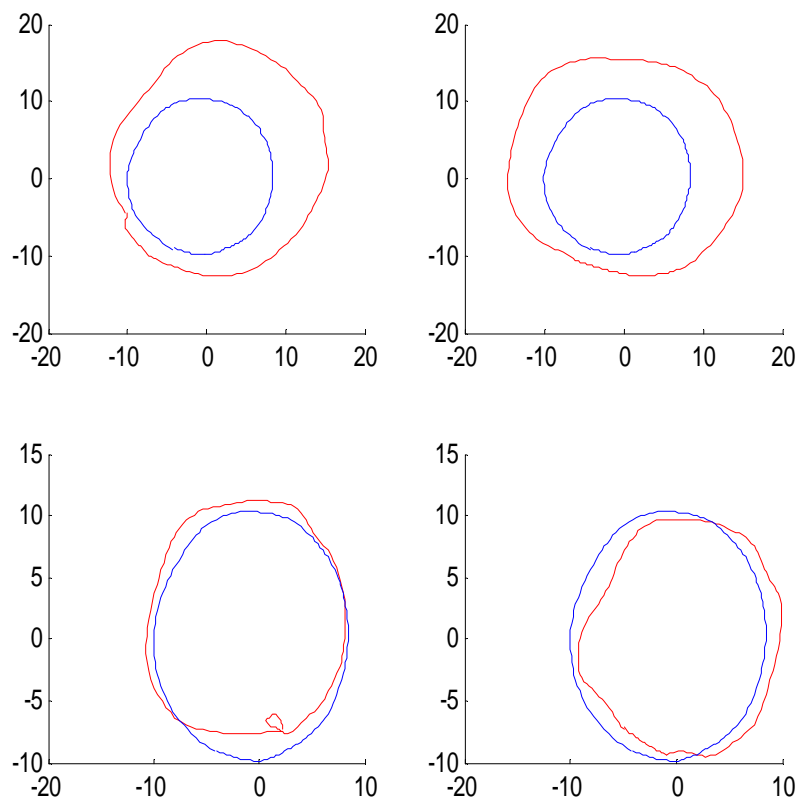


Figure. 6.2: exemples de quelques variations de vecteurs propres (quatre). Le rouge représente la variation des vecteurs propres de la forme et le bleu représente la forme moyenne \bar{x} .

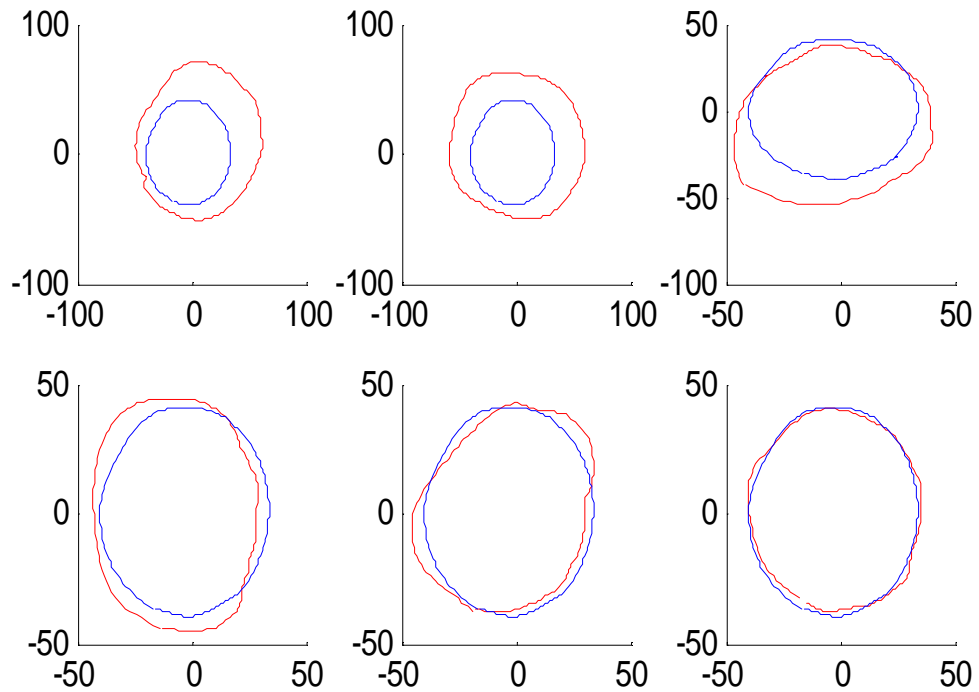


Figure. 6.3: exemples de quelques variations de vecteurs propres (six). Le rouge représente la variation des vecteurs propres de la forme et le bleu représente la forme moyenne \bar{x} .

Pour construire le modèle statistique de la texture, chaque image de la base d'apprentissage est déformée par un algorithme de triangulation pour que ces points de contrôle correspondent à ceux de la forme moyenne. Après une étape de normalisation pour égaliser la dynamique des niveaux de gris, le modèle statistique de la texture est donné par la formulation suivante, équation 6.2:

$$g = \bar{g} + Q_g c \quad (6.2)$$

Où \bar{g} , étant la texture moyenne, et Q_g une matrice contenant les principaux modes de variation de la texture, et c un vecteur contrôlant la déformation de la texture synthétisée.

Nous présentons aussi dans la figure 6.4 la texture moyenne et les trois vecteurs propres.

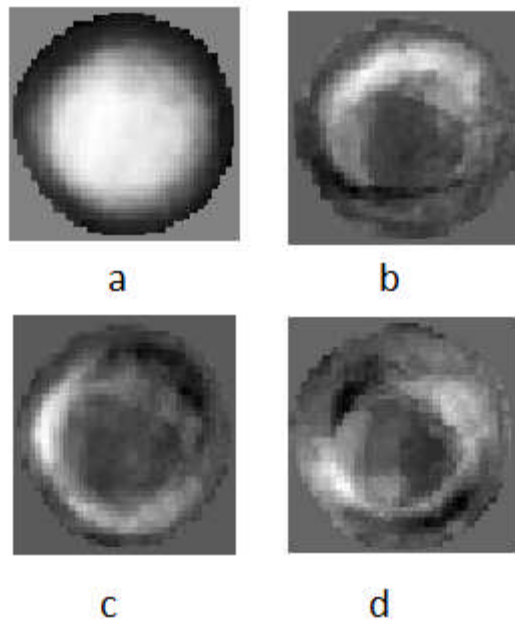


Figure.6.4 : a. texture moyenne. b. premier vecteur propre. c. deuxième vecteur propre. d. troisième vecteur propre.

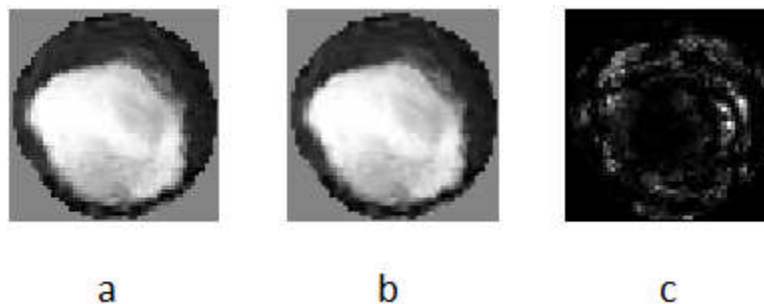


Figure.6.5 : a. texture originale b. texture décrite par le modèle. c. différence entre texture originale et la texture du modèle.

L'objectif de la phase de recherche AAM est de trouver les paramètres du modèle qui permettent de générer l'image de synthèse la plus proche possible de l'image de test. Afin de rendre le modèle robuste par rapport à la pose initial du modèle moyen et aux minimas

locaux, nous proposons dans ce travail la construction et l'utilisation d'un modèle multi-échelle. Ce modèle est basé sur l'application successive de différents modèles moyens créés à des échelles multiples. En effet, au cours de la recherche, la première échelle grossière est utilisée pour détecter l'objet suivi par les échelles plus fines.

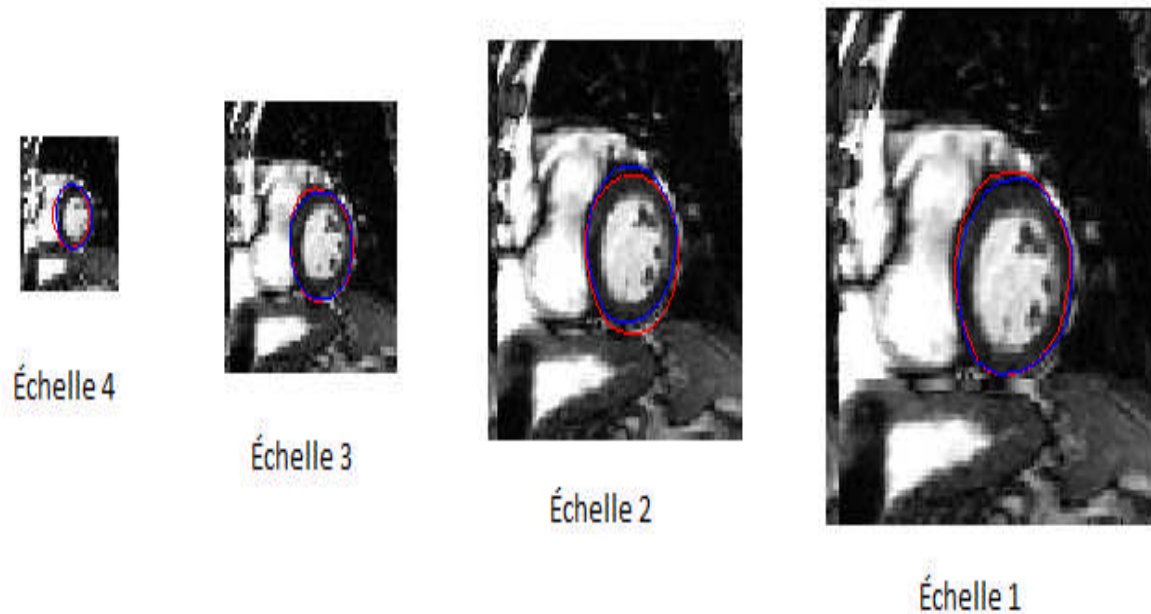


Figure.6.6 : Exemple de segmentation avec 4 échelles.

La phase de recherche commence par l'échelle 4. Le contour final trouvé pour cette échelle est utilisé comme contour initial pour l'échelle suivante.

Pour notre application, nous avons utilisé 20 images pour construire le modèle moyen. Le modèle multi-échelle proposé est utilisé pour segmenter les contours endocardiques dans les images IRM de tests. Pour ce faire, nous plaçons la forme moyenne à l'emplacement spécifié manuellement dans un premier temps, ensuite nous appliquons l'algorithme de recherche utilisant le modèle moyen multi-échelles pour trouver l'emplacement et l'apparence de la forme endocardique, voir figure 6.7.

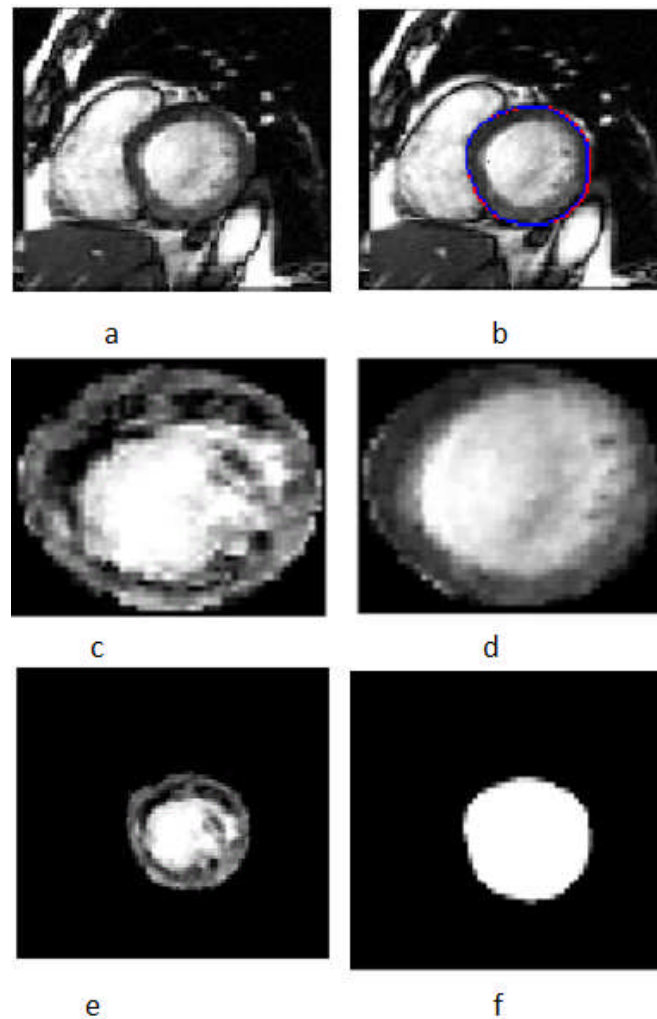


Figure .6.7: Exemple de segmentation d'images IRM cardiaques. (a) Image IRM. (b) Le résultat de segmentation. (c) Les intensités du modèle. (d) Les intensités réelles. (e) La région obtenue avec ses intensités réelles (f). La région totale segmentée.

Comme indiqué dans la section précédente, le modèle de recherche est utilisé pour trouver l'emplacement du contour endocardique dans une image IRM de test. Toutefois, la position de départ est généralement choisie manuellement à l'aide d'un clic de l'utilisateur. Si le clinicien prévoit un nombre important d'images à segmenter comme pour le cas des images cardiaques 3D, où de nombreuses coupes sont acquises durant chaque cycle cardiaque, la sélection manuelle devient très fastidieuse. Afin de surmonter ce problème, nous

proposons dans ce travail une nouvelle méthode de détection automatique de la meilleure position de départ pour le processus de segmentation. Cette détection permet une pose précise est automatique du modèle moyen dans l'image de test à segmenter, au début du processus de recherche.

VI .2.2. Initialisation automatique

L'initialisation automatique du modèle AAM est une étape très implorante. En effet elle permet de gagner en temps d'exécution. D'autre part une mauvaise initialisation peut conduire le modèle à de mauvais résultats.

À cet effet, une initialisation automatique est très recommandée. Nous décrivons dans cette section une nouvelle méthode d'initialisation automatique associée à la segmentation d'images IRM cardiaque en utilisant le modèle AAM. Nous proposons en effet une nouvelle méthode basée sur l'évaluation de la distance de Hausdorff entre les régions de l'image après binarisation et un modèle qui représente l'endocarde, pour détecter la position spatiale du ventricule gauche. Cette contribution a été publiée dans [Ammar et al, 2012b].

La distance de Hausdorff

Dans de nombreux domaines tels que la vision par ordinateur ou la reconnaissance des formes, il est souvent nécessaire de comparer les formes et les motifs afin d'obtenir une valeur numérique décrivant leurs ressemblances. La distance de Hausdorff est une mesure de distance permettant de comparer les formes et les motifs [Huttenlocher et al, 1993]. L'idée que nous proposons dans ce travail est d'utiliser cette distance pour la détection et la localisation ventriculaire gauche.

Nous commençons cette procédure de détection par un pré-traitement qui consiste à appliquer un algorithme de seuillage à l'image traitée. Nous procédons ensuite à l'évaluation de la distance de Hausdorff entre toutes les régions de l'image et un modèle qui représente la frontière endocradique.

Théoriquement, la distance de Hausdorff H entre deux ensembles $A = \{a_1, \dots, a_p\}$, et $B = \{b_1, \dots, b_p\}$ est définie comme suit :

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (6.3)$$

avec:

$$\vec{h}(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (6.4)$$

La distance de Hausdorff $H(A, B)$ est nulle si et seulement si $A = B$. Elle augmente lorsque des différences de plus en plus importantes apparaissent entre les deux ensembles A et B .

Le modèle proposé représente la forme moyenne de l'endocarde. Ce modèle est donné dans la figure.6.8.

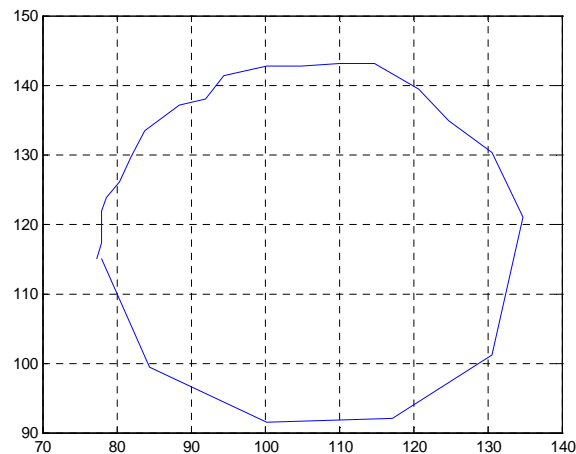


Figure. 6.8: le modèle du ventricule gauche.

Nous proposons deux méthodes pour créer le modèle du ventricule gauche :

- **Méthode manuelle:** l'expert définit les bordures de ce modèle par la sélection manuelle de certains points. Le modèle créé par cette approche est irrégulière dans les bordures.
- **Méthode automatique:** nous utilisons également le modèle AAM moyen comme le modèle représentant la bordure endocardique.

VI. 3. Résultats et interprétations :

Nous présentons dans la figure.6.9, les résultats obtenus par l'application de l'approche proposée utilisant le modèle AAM avec une initialisation automatique basée sur le calcul de la distance de Housdorff.

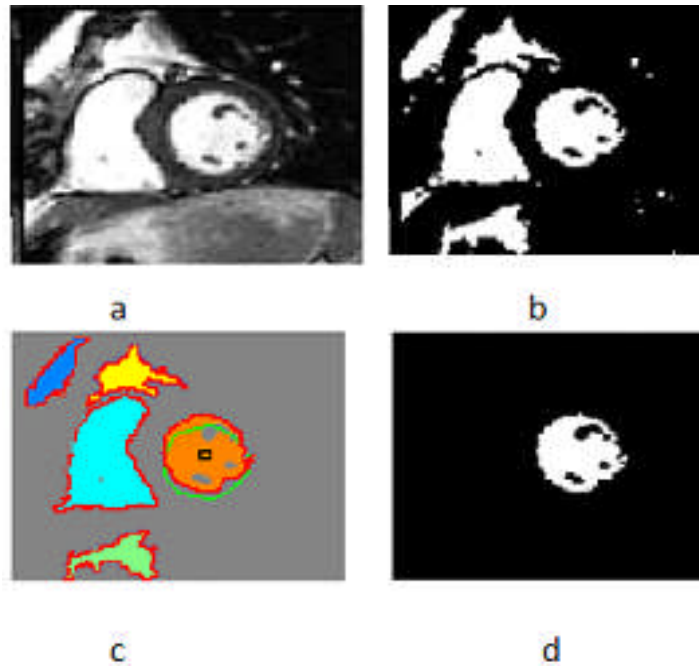


Figure.6.9: (a) Image IRM. (b) Image binaire. (c) Les contours des régions (rouge), et le contour du modèle (vert). (d) La cavité ventriculaire gauche détectée.

La figure.6.9.b est une image binaire obtenue après un procédé de seuillage (Otsu). Après cette étape, nous éliminons les plus petites régions, et ensuite nous évaluons la distance de Hausdorff entre le modèle créé (en vert) et les contours de toutes les régions (rouge), comme illustré dans la figure.6.9.c. Ainsi, l'étape finale consiste à détecter et à localiser la cavité ventriculaire gauche (figure.6.9.d).

La localisation de la cavité ventriculaire gauche a été utilisée pour poser le modèle obtenu à partir du modèle actif d'apparence construit lors de la phase d'apprentissage sur l'image.

Une description complète des différentes étapes du processus automatique de segmentation est illustrée à la figure.6.10.

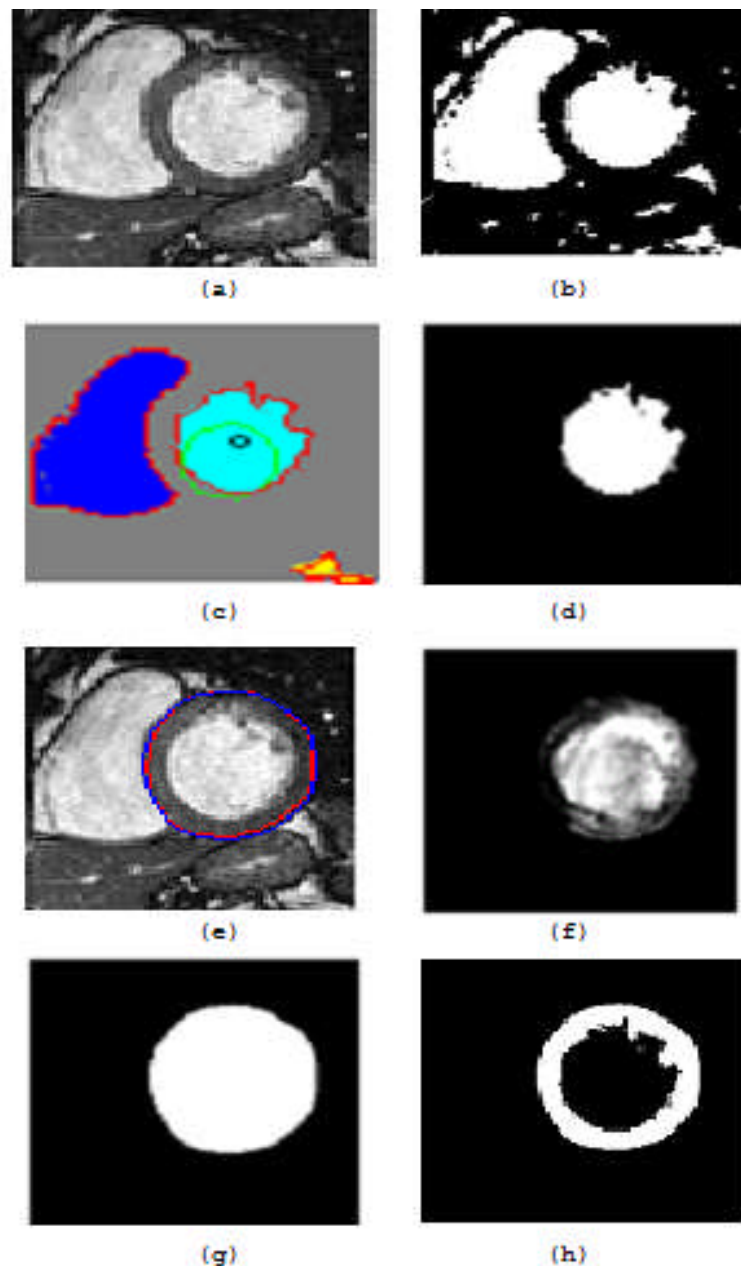


Figure. 6.10: Exemple de segmentation d'image IRM cardiaque. (a) Image IRM. (b) Image après seuillage. (c) Les contours de toutes les régions (rouge), et le modèle (vert). (d) La cavité détectée. (e) L'épicarde détecté. (f) Les intensités réelles. (g) La région totale segmentée. (h) Le myocarde segmenté.

Le but de notre méthode est de segmenter et de localiser les différentes régions d'intérêts dans les images IRM petit-axe. Les principales régions segmentées sont: la cavité ventriculaire gauche (figure6.10.d) et le myocarde (Figure6.10.h).

Pour délimiter le myocarde, on soustrait de la superficie totale obtenue par la segmentation AAM (voir figure.6.10.g) la cavité ventriculaire gauche détectée en utilisant la distance de Hausdorff (figure 6.10.d). D'autres exemples de segmentation pour des images IRM différentes sont présentés dans la figure.6.11.

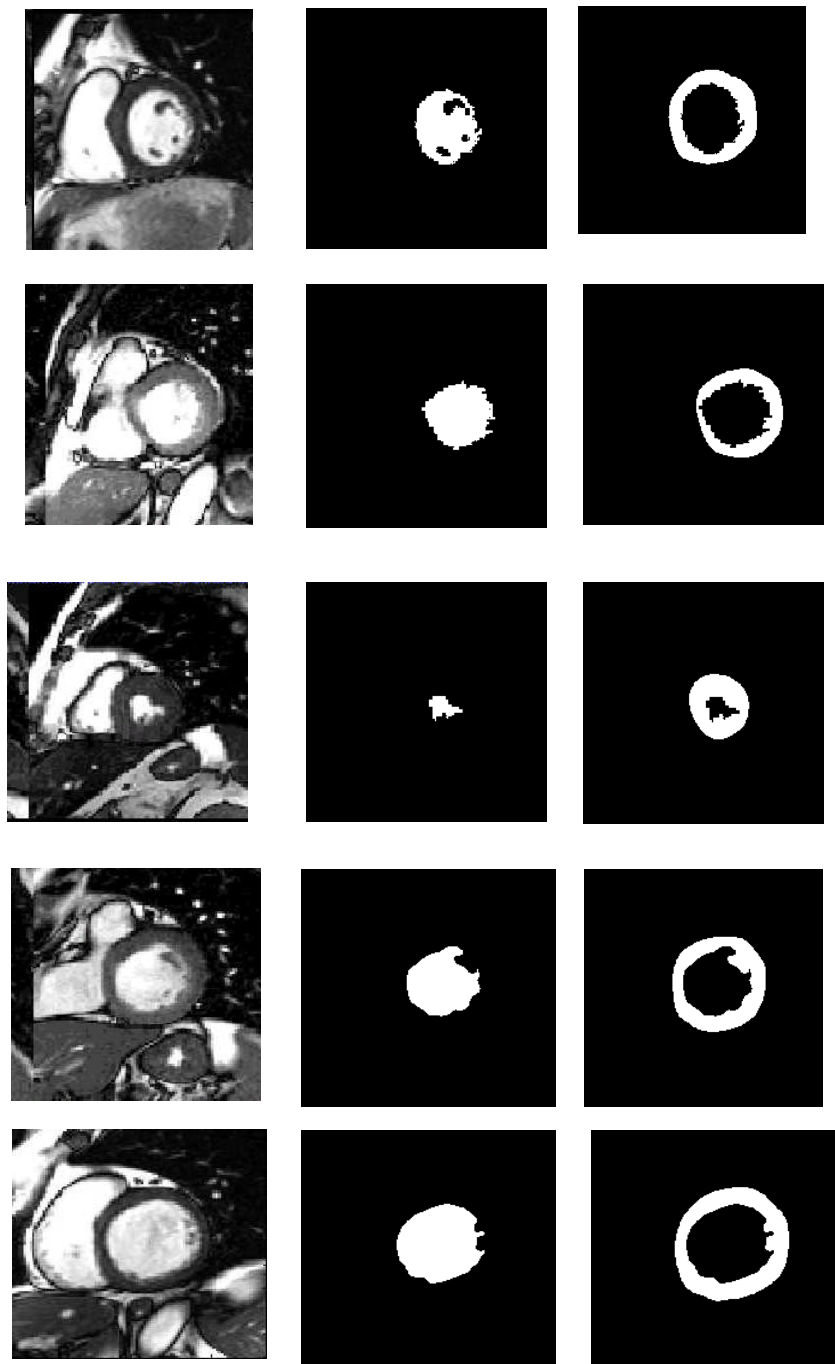


Figure. 6.11: Exemples d'images IRM segmentées par la méthode proposée.

Pour montrer l'efficacité de cette méthode, nous présentons d'autres cas difficiles sur la figure.6.12.

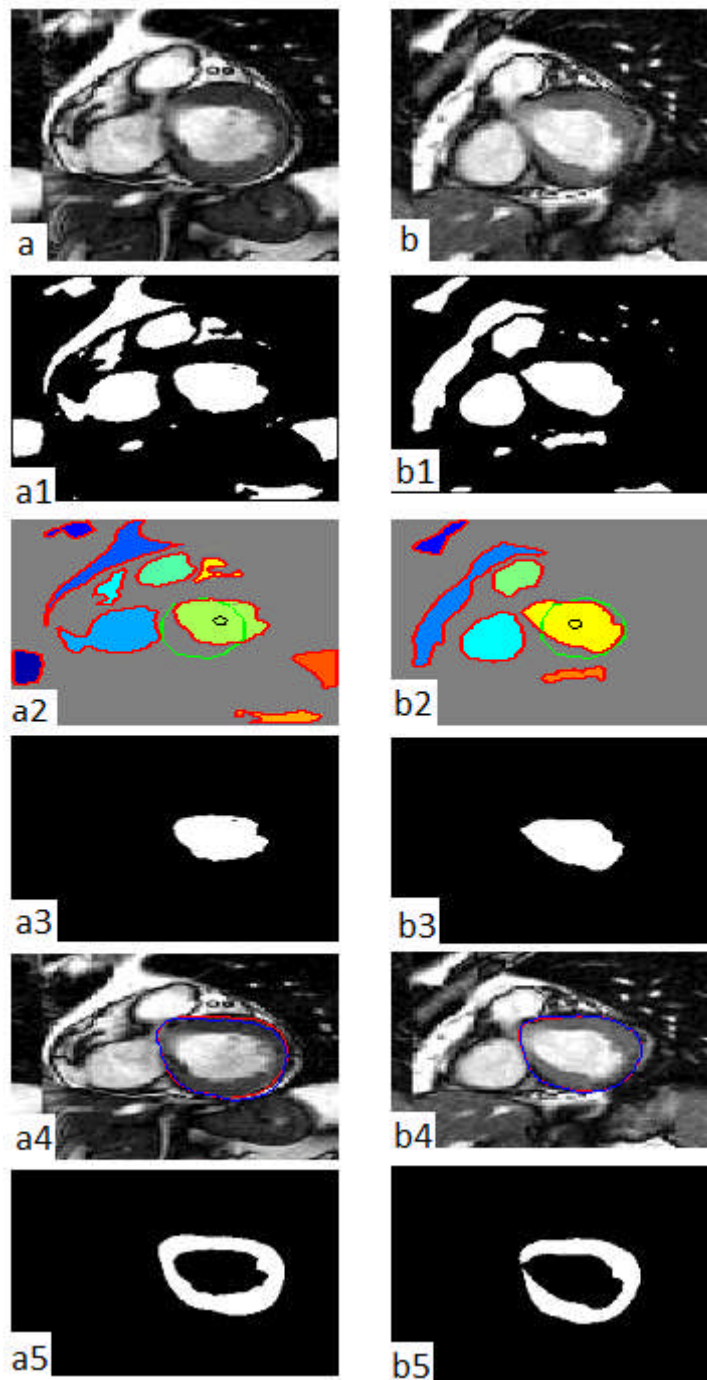
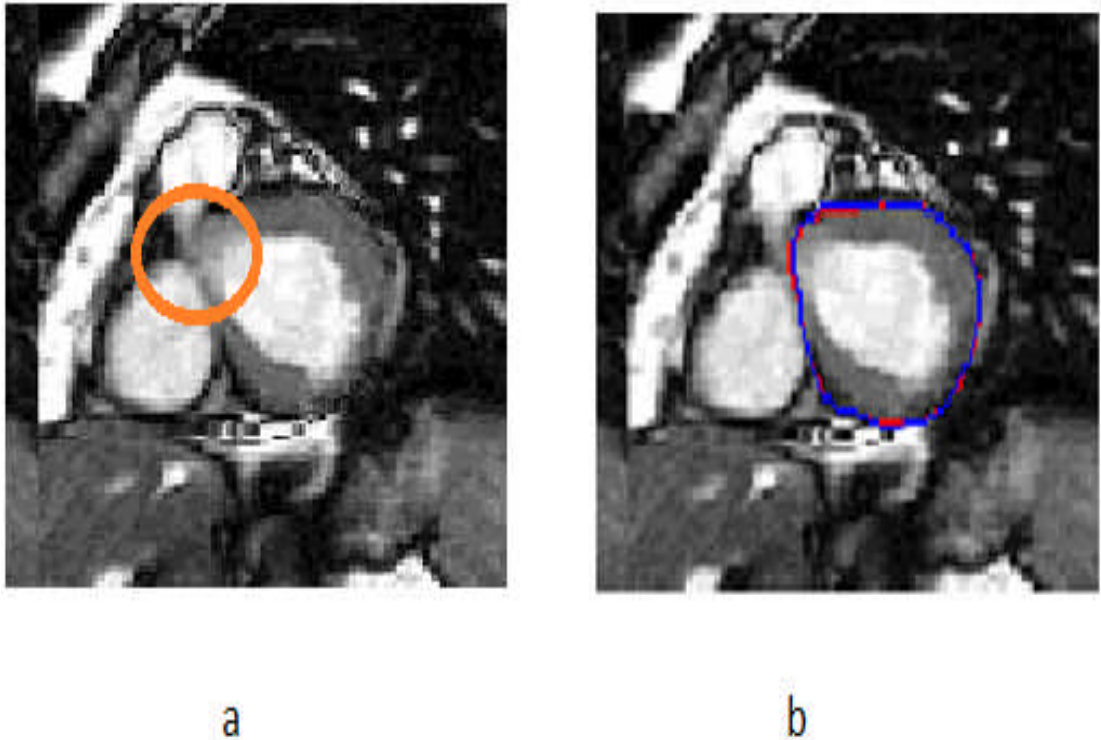


Figure. 6.12: Exemples de segmentation de cas difficiles. (a, b).Deux images IRM. (a1, b1.) Images après seuillage. (a2, b2). Les contours de toutes les régions (rouge), et le modèle (vert). (a3, b3). Les deux cavités détectées. (a4, b4). Les contours épicaudiques détectés.(a5,b5). Les deux myocards segmentés.



Pour tous les exemples présentés, l'inclusion du ventricule (figure.6.13.a) gauche et le ventricule droit (la région délimitée par le cercle orange) rend la segmentation du myocarde très difficile. Dans genre de situations, l'utilisation du modèle AAM est très utile et donne des résultats de segmentation beaucoup plus précis (figure.6.13.b).

VI.4. Evaluation des résultats:

Les résultants de segmentation sont évalués en utilisant toujours la métrique de Hammoude [Hammoude, 1988] donnée par la formule suivante:

$$E = \frac{Area(A \otimes B)}{Area(B)} = \frac{(A \cup B) - (A \cap B)}{(A \cup B)} \quad (6.5)$$

Où A présente les pixels de la région segmentée par un expert du domaine et B les pixels de la région donnée par l'algorithme de segmentation.

Segmentation des images IRM par Le modèle AAM

Le tableau.6.1 donne la mesure de similarité de 10 patients sélectionnés à partir de la base de données utilisée dans notre étude. La métrique a été évaluée entre la méthode proposée et les deux experts (E1 pour Expert1 et E2 pour Expert2).

Image	E1(%)	E2(%)
Image1	96.79	98.27
Image2	94.59	95.08
Image3	99.83	99.07
Image4	96.29	99.68
Image5	91.86	97.83
Image6	94.39	96.49
Image7	97.59	98.65
Image8	93.79	96.21
Image9	97.57	97.77
Image10	96.38	99.28

Tableau.6.1: l'erreur métrique calculée en fin diastole.

D'après le tableau.6.1, nous obtenons une similarité moyenne de 95,91% (expert1) et 97.83% (expert2).

Nous avons également évalué cette erreur pour l'algorithme automatique proposé dans [Cousty et al 2007], où les auteurs ont développé un algorithme automatique de segmentation du ventricule gauche basée sur l'algorithme de lignes des partages des eaux.

Les résultats de segmentation automatiques sont disponibles pour la base de données utilisée dans ce travail.

Le tableau.6.2 donne les résultats d'erreur métrique pour cet algorithme LPE, et cela pour les mêmes patients sélectionnés dans le tableau.6. 1 à la phase de fin diastole.

Image	E1 (%)	E2 (%)
Image1	96.47	97.95
Image2	94.35	94.84
Image3	98.52	97.77
Image4	97.26	98.71
Image5	91.86	97.83
Image6	93.62	95.72
Image7	97.63	98.69
Image8	93.94	96.36
Image9	96.56	96.76
Image10	98.32	95.74

Tableau.6. 2: l'erreur métrique calculée en fin diastole pour L'algorithme LPE.

Pour la méthode proposée dans [Cousty et al 2007], des similarités moyennes de 95.85% pour l'expert1 et de 97.04% pour l'expert2 ont été obtenu.

Afin d'obtenir une interprétation plus significative des résultats, la représentation de Bland-Altman [Altman et al, 1983] pour l'expert1 et la méthode proposée (figure.6.14.a) et l'expert2 et la méthode proposée (figure.6.14.b) sont présentés dans la figure 6.14.

Segmentation des images IRM par Le modèle AAM

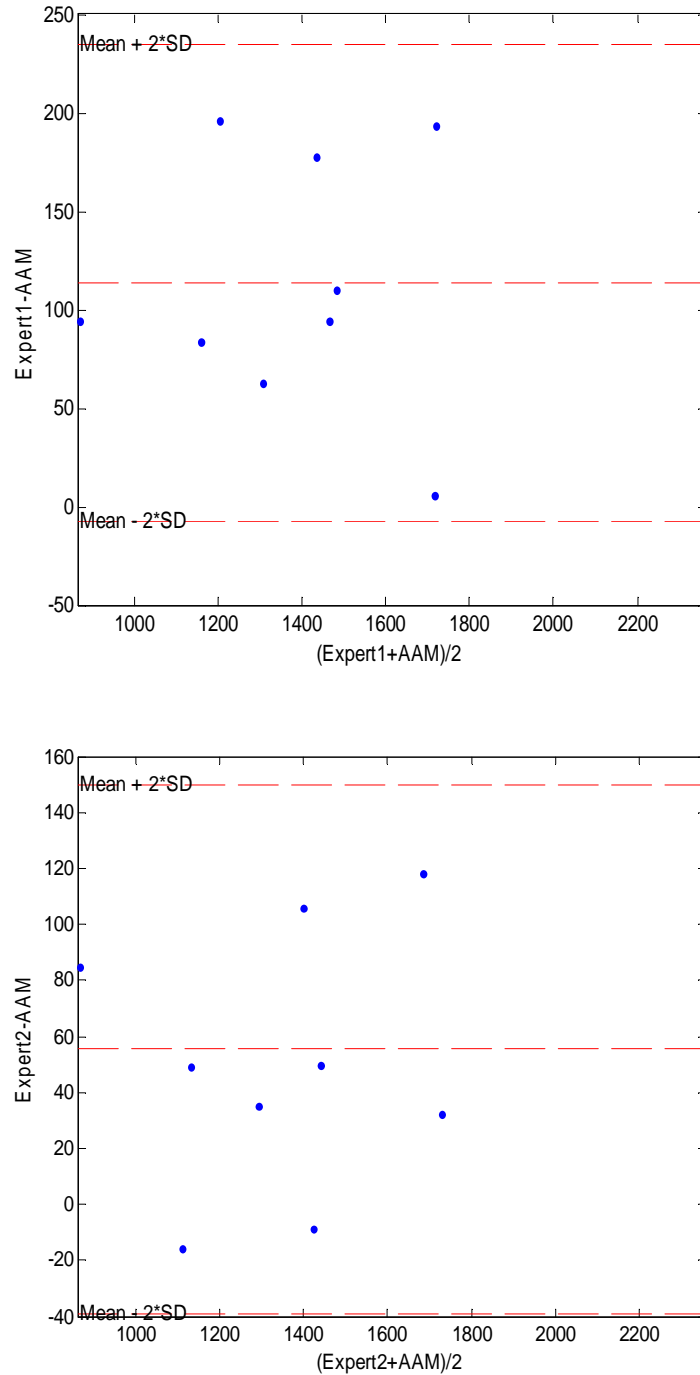


Figure.6. 14 :(a) Bland–Altman pour l’expert1 et la méthode proposée (b) Bland–Altman pour l’expert2 et la méthode proposée.

La représentation de Bland-Altman, est une méthode graphique qui permet de comparer deux techniques.

Dans cette méthode graphique les différences entre les deux techniques sont tracées par rapport à la moyenne des deux techniques.

Nous pouvons clairement constater, à partir de ces tracés, sur la figure.6.14, l'accord dans le résultat de la segmentation entre les deux experts et la méthode proposée.

VI.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons décrit une méthode de segmentation automatique basée sur le modèle actif d'apparence appliquée à la détection de la cavité ventriculaire gauche et le myocarde dans des images IRM petit axe.

Nous avons proposé une méthode automatique permettant la pose initiale du modèle moyen AAM lors de la phase de recherche.

L'algorithme proposé dans ce chapitre permet de segmenter automatiquement les images IRM cardiaques en utilisant un procédé de seuillage comme pré-traitement, et d'évaluer ensuite la distance de Hausdorff entre toutes les régions dans l'image résultante et un modèle de la frontière endocardique. Le centre détecté de la cavité ventriculaire gauche est utilisé pour initialiser le processus de segmentation avec l'approche AAM. Nous avons obtenu des résultats de segmentation satisfaisants. Nous notons également que nous avons détecté exactement le ventricule gauche dans 36 images en utilisant la distance de Hausdorff.

Conclusion générale

Le développement des outils de traitement et d'analyse d'images présente aujourd'hui un domaine de recherche très motivant. L'automatisation d'un tel processus est devenue l'objectif de la majorité des chercheurs travaillant en vision par ordinateur. Malgré les difficultés qui peuvent être rencontrées pour automatiser ce genre de processus, comme par exemple, la variabilité des données inter et intra sujets, les chercheurs essayent de surmonter ce problème en faisant appel aux techniques de reconnaissance des formes.

L'objectif de cette thèse était de participer à la résolution de cette problématique majeure du développement de la vision par ordinateur par la proposition de deux algorithmes de segmentation des images IRM cardiaques, dont l'objectif est de localiser et de caractériser les structures d'intérêts dans une image IRM cardiaques.

Comme mentionné dans le chapitre état de l'art, le but de la localisation des régions d'intérêt est d'initialiser les algorithmes de segmentation qui nécessitent une initialisation, comme les contours actifs, les méthodes d'ensemble de niveau et aussi les modèles ASM et AAM.

Le deuxième objectif de ce travail est la détection de ces régions après l'application d'un algorithme de segmentation globale comme la méthode FCM, KFCM et EM.

La première contribution de notre thèse est la caractérisation des objets d'intérêts après une segmentation globale en utilisant les méthodes de classification : FCM, KFCM, EM.

Pour caractériser le ventricule gauche et droit nous avons fait appel aux descripteurs de formes. En effet, le ventricule gauche a généralement une forme circulaire, et le ventricule droit est plus allongé. Est c'est pour cette raison que nous avons choisi les attributs suivants : l'élongation, la compacité, la circularité de Heywood et le facteur type.

Pour évaluer la discrimination et la pertinence de ces paramètres une représentation en boîte à moustache a été proposée.

Conclusion générale

Nous avons constaté que le facteur d'élongation est un paramètre discriminant pour le ventricule droit. Pour le ventricule gauche, l'indice de circularité de Heywood, la compacité et le facteur de type sont les paramètres les plus discriminants.

En exploitant les descripteurs de formes cités au paravent, nous avons proposé une deuxième contribution, et cela en se basant sur l'évaluation de la circularité de la cavité gauche, dans le but d'initialiser un algorithme d'ensemble de niveau. Les résultats obtenus sont très prometteurs.

La troisième contribution est basée sur l'exploitation de la puissance des modèles AAM pour la segmentation des images IRM cardiaques. Le processus a été automatisé en utilisant la distance de Hausdorff. Cette méthode permet d'obtenir des résultats satisfaisants surtout pour la segmentation de l'épicarde. Cependant, ces algorithmes présentent toujours des lacunes surtout dans le cas des images de faible contraste.

Comme perspectives de notre travail nous proposons d'améliorer la détection du ventricule gauche et le ventricule droit en faisant appel aux techniques de détection de forme comme la transformée de Hough généralisée.

Une deuxième perspective de la thèse est de cibler plusieurs pathologies afin de proposer un outil d'aide au diagnostic faisant appel aux techniques intelligentes pour faire une classification correcte et précise de ces pathologies.

Références bibliographiques:

[Altman et al, 1983]: DG. Altman, JM. Bland: Measurement in medicine: the analysis of method comparison studies. *Statistician*. Vol.32: 307–317. 1983.

[Ammar et al, 2012a]: M. Ammar , S. Mahmoudi, M.A. Chikh, A. Abbou. Endocardial Border Detection in Cardiac Magnetic Resonance Images Using Level Set Method . *Journal of Digital Imaging (springer)*.DOI 10.1007/s10278-011-9404-z. Vol. 25: 294–306. 2012

[Ammar et al, 2012b]: M. Ammar, S. Mahmoudi, M.A. Chikh, A. Abbou .Automatic segmentation of cardiac magnetic resonance images using Active Appearance Models and Hausdorff distance. *Journal of Mechanic in Medicine and Biology*. Vol.12, No. 4 (2012) 1250059 (19 pages). World Scientific Publishing Company.DOI: 10.1142/S0219519412500595.

[Ammar et al, 2012c]: **M. Ammar**, S. Mahmoudi, M.A. Chikh, A. Abbou .Segmentation de la cavité cardiaque gauche dans les images IRM par l’algorithme Espérance-Maximisation(EM).(BIOMEIC’12) — OCTOBER 10-11,2012, TLEMEN (ALGERIA).

[BÂTY, 2007] : Xavier BÂTY. RECALAGE DE SÉQUENCES CARDIAQUES SPATIO-TEMPORELLES IRM ET TEP/SCAN. Spécialité : Traitement d’images. ÉCOLE DOCTORALE D’ANGERS. 2007

[Bezdek et al, 1981]: J.C. Bezdek. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press,New York, 1981.

[BOISGONTIER, 2010] : Hervé BOISGONTIER. Détection automatique de changements en IRM de diffusion : Application à la sclérose en plaques. Présentée pour obtenir le grade de Docteur de l’Université de Strasbourg. Spécialité : Traitement d’images et vision par ordinateur.2010.

[Boudewijn et al, 2001]: P.F. Lelieveldta. Boudewijn, C. Mitchellb. Steven, J. van der Geesta.Rob, G. Boscha. Hans, Sonkab. Milan, H.C. Reibera. Johan. Time continuous segmentation of cardiac MR images using Active Appearance Motion Models. *International Congress Series* 1230, pages: 961–966. 2001.

[Chakraborty et al, 1996]: A. Chakraborty, LH .Staib, JS. Duncan. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information. *IEEE Trans Med Imaging*. Vol.15(6):859-870. 1996.

[Chan and Vese et al, 1999]: T. Chan and L. Vese. Active contours without edges, *IEEE Trans. Image Process*. [UCLACAM Report 98-53] and An active contour model without edges, in *Proceeding of the Second International Conference, Scale- Space ’99. Corfu.Greece,*

September 26–27, (M. Nielsen, P. Johansen, O. F. Olsen, and J. Weickert, Eds.). *Scale-Space Theories in Computer Vision*, pages: 141–151. 1999.

[Christopher et al, 2008]: D. Christopher, Garson, Bing Li, Scott T. Acton, John A. Hossack. Guiding automated left ventricular chamber segmentation in cardiac imaging using the concept of conserved myocardial volume. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. Vol.32: 321-330. 2008

[Cocosco et al, 2004]: C. Cocosco, T. Netsch, , J. Senegas, , D. Bystrov, , W. Niessen, M. Viergever. Automatic cardiac region-of-interest computation in cine 3D structural MRI. In: *Proc. of the Conference on Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS)*. Chicago, pages : 1126–1131. 2004

[Comas et al, 2005]: Laurent COMAS. Modèles et algorithmes pour la scintigraphie cardiaque. THESE Présentée à L'UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté Pour l'obtention du Grade de Docteur de l'Université de Franche-Comté Spécialité INFORMATIQUE Soutenue le 15 décembre 2005.

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

[Cootes et al, 1998] T.F. Cootes, G.J Edwards, and C.J. Taylor "Active Appearance Models", *Proc. European Conference on Computer Vision* 1998.

[Cootes et al, 2001] T.F. Cootes, G.J Edwards, and C.J. Taylor "Active Appearance Models". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001.

[Cootes et al, 2004] T.F. Cootes and C.J.Taylor. *Statistical Models of Appearance for Computer Vision*. Imaging Science and Biomedical Engineering, University of Manchester, Manchester M13 9PT, U.K. <http://www.isbe.man.ac.uk>. March 8, 2004.

[Cousty et al, 2007]: J. Cousty, L. Najman, M. Couprie, S. Clément-Guinaudeau, T. Goissen and J. Garot ,Automated Accurate and Fast Segmentation of 4D cardiac MR image, sert, *Procs of Functional Imaging an Modeling of the Heart*, LNCS 4466, pages: 474-483. 2007.

[Cousty et al, 2010]: J. Cousty , L. Najman, M. Couprie, S. Clément-Guinaudeau, T. Goissen and J. Garot Segmentation of 4D cardiac MRI: automated method based on spatio-temporal watershed cuts. *Image and Vision Computing*. Volume 28 Issue 8, August, Pages 1229-1243. 2010.

[Dempster et al, 1977] : A.Dempster, N.Laird, and D. Rubin,. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 39(1):1–38. 1977.

[Diethelm et al, 1989] : L.Diethelm , J.Simonson , R.Dery , R.Gould ,N. Schiller , M.Lipton . Determination of left ventricular mass with ultra fast CT and two-dimensional echocardiography. *Radiology*. vol. 171: 213–217. 1989

[DOU, 2006] : Mme Weibei DOU. Segmentation d'images multi-spectrales basée sur la fusion d'informations : application aux images IRM.DOCTORAT de l'UNIVERSITE de CAEN Spécialité : Traitement du Signal et des Images. UNIVERSITE de CAEN/BASSE-NORMANDIE. le 29 Septembre 2006.

[Duda et al , 1972] : R.O. Duda, and P.E. Hart. Use of the Hough transformation to detect lines. 1972

[ElBerbari et al,2007]: R. ElBerbari, F. Frouin, A. Redheuil, E.-D.Angelini c, E. Mousseaux, I. Bloch, A. Herment, Development and evaluation of an automatic segmentation method of endocardial border in cardiac magnetic resonance images. *ITBM-RBM*. Vol.28: 117-123. 2007.

[Fieno et al, 2002]: D. Fieno, W. Jaffe, O. Simonetti, R. Judd, J. Finn : Assessment of accuracy for measurement of left ventricular mass in an animal model. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. vol. 15:526–531. 2002.

[Gering et al,2003]: D. Gering. Automatic segmentation of cardiac MRI. In: *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*. No. 1 in LNCS, pages: 524-532. 2003.

[Hammoude,1988]: A. Hammoude: Computer-assisted endocardial border identification from a sequence of two-dimensional echocardiographic images. Ph.D. dissertation, Univ. Washington, Seattle, WA, 1988.

[Huang et al, 2007] : J. Huang, X. Huang, D. Metaxas, , L. Axel, Dynamic Texture based Heart Localization and Segmentation in 4-D Cardiac Images. In: *Proc. Of the IEEE Intl Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro (ISBI)*, pages: 852–855. 2007.

[Huttenlocher et al, 1993]: D.P. Huttenlocher, G.A. Klanderma, W.J. Rucklidge, Comparing images using the Hausdorff distance, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* Vol.15 (9): 850–863. 1993.

[Jolly et al , 2001]: M.P. Jolly, N. Duta, G. Funke-Lea. Segmentation of the left ventricle in cardiac MR images. In: Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2001. No. 1. Vancouver, BC, Canada, pages: 501–508. 2001.

[Jolly et al, 2008] : M.-P.Jolly. Automatic recovery of the left ventricular blood pool in cardiac cine MR images. In: Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). LNCS 5241, pages: 110–118. 2008.

[Kermani et al, 2009] : S. Kermani., M.H. Moradi, H. Abrishami-Moghaddam, H. Saneei,M.J. Marashi, D. Shahbazi-Gahruei. Quantitative analysis of left ventricular performance from sequences of cardiac magnetic resonance imaging using active mesh model. Computerized Medical Imaging and Graphics. Vol. 33 : 222–234. 2009.

[Lalande, 2012] : Alain Lalande. IRM cardio-vasculaire des séquences d'acquisition aux paramètres physiologiques. Habilitation à diriger des recherches Discipline Biophysique et Médecine Nucléaire. Université de Bourgogne. Soutenance le 29 mai 2012, à Dijon.

[LE FOL et al, 2005] : T. LE FOL, C. CAVARO-M'ENARD, C. DIMA. Segmentation automatique d'œdèmes cérébraux chez les traumatisés crâniens graves. Manifestation des Jeunes Chercheurs francophones dans les domaines des STIC. 417-420. 2005.

[LE THUC et al, 1999] : V. LE THUC ,A. TALEB-AHMED,T. SAINT MICHEL, M AYACHI, J.P PRUVO. Contribution à la segmentation automatique de l'encéphale à partir de coupes IRM.Vision Interface '99, Trois-Rivières, Canada, 19-21 May.1999.

[Li et al , 2005]: C. Li, C . Xu, C. Gui, MD. Fox: Level set evolution without reinitialization: A new variational formulation. In: Proceedings of CVPR'05 1, pages: 430–436. 2005.

[Lin et al, 2006]: X. Lin, R. Cowan, A. Young. Automated detection of left ventricle in 4D MR images: experience from a large study. In: Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). No. 9 in LNCS, pages: 728-35. 2006.

[Lynch et al, 2006] : M.Lynch , O. Ghita , PF. Whelan , Automatic segmentation of the left ventricle cavity and myocardium inMRI data. Comput Biol Med . Vol.36(4): 389-407.2006.

[Malladi et al, 1995] : R. Malladi , JA. Sethian, BC. Vemuri. 1995. Shape modeling with front propagation: a level set approach. IEEE Trans Pattern Anal. Mach. Intell. Vol.17:158–75.1995.

[Mendonc et al, 2007]: T. Mendonc , RS. Andre . Comparison of segmentation methods for automatic diagnosis of dermoscopy images. In: IEEE EMBS, France, 1-4244-0788-5. 2007.

[Monitillo et al , 2002] :A. Monitillo, D. Metaxas , L. Axel. Automated segmentation of the left and right ventricles in 4D cardiac , SPAMM images. MICCAI, LNCS 2488: 620-33. 2002.

[Michael et al,2004]: R.K. Michael . Kausa, V.B. Jens, W. Jurgen, V.P. Wiro Niessenband Vladimir Pekar, Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI. Medical Image Analysis,Vol. 8(3): 245-254. 2004.

[Minka, 1998]: T. Minka. Expectation-Maximization as lower bound maximization. Tutorial published on the web at <http://www-white.media.mit.edu/~tpminka/papers/em.html>.1998.

[Muller et al, 2001] : K.R. Muller, S. Mika, et al. An Introduction to Kernel-based Learning algorithms. IEEE Trans. Neural Networks, vol. 12(2): 181-202. 2001.

[Najman et al, 2007] : L. Najman, J. Cousty, M. Couprie, H. Talbot, S. Clément-Guinaudeau, T. Goissen et J. Garot. An open, clinically-validated database of 3D+t cine-MR images of the left ventricle with associated manual and automated segmentations. In: Insight Journal, 2007 special issue entitled ISC/NA-MIC Workshop on Open Science at MICCAI. 2007.

[Neal et al, 1988]: R. Neal and G. Hinton. A view of the EM algorithm that justifies incremental, sparse, and other variants. In Jordan, M., editor, *Learning in Graphical Models*. Kluwer Academic Press. 1998.

[Otsu, 1979]: N. Otsu. A threshold selection method for gray-level histograms. IEEE Trans. Syst. Man Cybernet 1, pages :62–66. 1979.

[Pavani et al, 2010] : S.K. Pavani, D. Delgado, A. Frangi. Haar-like features with optimally weighted rectangles for rapid object detection. Pattern Recognition 43 (1): 160-172.2010

[Pednekar et al, 2006] : A. Pednekar, U. Kurkure, R. Muthupillai, S. Flamm. Automated left ventricular segmentation in cardiac MRI. IEEE Trans Biomed Eng 53 (7) : 1425-1428. 2006

[Petitjean et al, 2011] : Petitjean C, Dacher JN. A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images. Med Image Anal. 2011 Apr;15(2):169-84. doi: 10.1016/j.media.2010.12.004. Epub 2010 Dec 24.

[Pham et al, 2001] : QC. Pham, F. Vincent , P. Clarysse , P. Croisille , IE. Magnin. A FEM-based deformable model for the 3D segmentation and tracking of the heart in cardiac MRI.Dans: ISPA 2001.Proceedings of the 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. In conjunction with 23rd International Conference on Information Technology Interfaces. Pula, Croatia, pages: 250-254.2001.

[Pluempitiwiriyaewej et al, 2005]: C. Pluempitiwiriyaewej , JMF. Moura , W.Fellow, , Ho C. STACS: new active contour scheme for cardiac MR image segmentation. IEEE Trans Med Imaging. 24(5):593-603.2005.

[Rodriguez et al, 2006]: I. Rodriguez, D. Ennis, H. Wen. Noninvasive measurement of myocardial tissue volume change during systolic contraction and diastolic relaxation in the canine left ventricle. Magnetic Resonance in Medicine. vol. 55:484–490.2006.

[Santarelli et al, 2003]: MF. Santarelli, V. Positano , C.Michelassi , M.Lombardi , L. Landini. Automated cardiac MR image segmentation: theory and measurement evaluation. Med Eng Phys. 25(2):149-159.2003.

[Schaerer et al, 2010]: J. Schaerer, C. Casta , J. Pousin , P. Clarysse. A dynamic elastic model for segmentation and tracking of the heart in MR image sequences. Med Image Anal. 14(6):738-749.2010.

[Schwarz et al, 2007]: T. Schwarz, T. Heimann, I. Wolf, HP. Meinzer. 3D Heart Segmentation and Volumetry Using Deformable Shape Models.ISSN 0276–6574. Computers in Cardiology. Vol.34:741–744.2007

[Steven et al, 2002] : C.M. Steven , G.B. Johan, P.F. Boudewijn , Rob J. van der Geest, Johan H. C. Reiber, and Milan Sonka*, *Fellow, IEEE*. 3-D Active Appearance Models: Segmentation of Cardiac MR and Ultrasound Images. IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, Vol. 21(9): 1167-1178. 2002.

[Swingen et al, 2004] : C. Swingen , X. Wang , M. Jerosch-Herold. Evaluation of myocardial volume heterogeneity during end-diastole and end-systole using cine MRI. Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance. vol.6: 829–835.2004

[Tsuiki et al, 1980] : K. Tsuiki, E. Ritman. Direct evidence that the left ventricular myocardium is incompressible throughout systole and diastole. Tohoku Journal of Experimental Medicine. vol. 132: 119–120.1980.

[Tukey, 1977]: J.W.. TUKEY, « Exploratory Data Analysis » - EDA, Reading, MA, (Addison-Wesley). 1977.

[Viola et al, 2001]: P. Viola, M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pages : 511-518. 2001

[Wang et al, 2009] : G. Wang, Y. Guo; S. Zhangk, Y. Ma, A Novel Segmentation Method for Left Ventricular from Cardiac MRI Images Based on Improved Markov Random Field Model. Image and Signal Processing, CISP '09, pages : 1 – 5. 2009.

[Wu et al, 2002]: K.L. Wu, M.S. Yang, Alternative c-means clustering algorithms. Pattern Recognition vol.35: 2267-2278, 2002.

[Yun Zhu et al, 2010]: P. Yun Zhu , X. Sinusas, A.J. Duncan, J.S. Segmentation of the Left Ventricle From Cardiac MR Images Using a Subject-Specific Dynamical Model. IEEE Transactions on Medical Imaging.Vol.29(3) : 669-687. 2010

[Zhang, 2007]: Zhang, Honghai. "Segmentation And Computer-aided Diagnosis Of Cardiac MR Images Using 4-D Active Appearance Models." dissertation, University of Iowa, 2007. <http://ir.uiowa.edu/etd/154>.

[Zhang et al, 2002] : L. Zhang, W.D. Zhou, L.C. Jiao. Kernel clustering algorithm. Chinese J. Computers, vol. 25(6): 587-590. 2002 (in Chinese).