République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

Universitairé Yahia FARES de Médéa

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique et informatique



Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de magister en Electronique

Option : Instrumentation et microélectronique

Segmentation multi-échelles des images cardiaques pour la détection des maladies cardiovasculaires

Présenté par :

Mme. BENSARI Lamia

Soutenu le 17 Mai 2014 devant le jury composé de :

Président:	**BATEL N**	**MCA**	**(université de Médéa).**
Rapporteur:	**GUESSOUM A**	**Professeur**	**(université de Blida).**
Examinatrice:	**BENBLIDIA N**	**MCA**	**(université de Blida).**
Examinateur:	**OULDZMIRLI M**	**MCA**	**(université de Médéa).**
Invité:	**REGUIEG F.Z**	**MCB**	**(université de Blida).**

2013/2014

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon dieu tout puissant, pour la santé et la prospérité.

Je remercie du fond de mon cœur Mme REGUIEG pour son suivi de mon projet, et pour ces précieux conseils et encouragements.
Mes remerciements vont également à Mr GUESSOUM, mon promoteur.
Je tiens à remercier exclusivement Mme BENBLIDIA pour son aide au début de mon projet.
Enfin, ce qui est très clair pour moi c'est que je n'aurais jamais pu commencer, m'accrocher et finir ce travail toute seule, je n'aurais jamais pu le faire sans ta volonté, ton amour et ta grâce! Merci Othmane.

Dédicaces

A ma chère maman

A tous qui aiment Lamia…

ملخص

تجزئة الصور الطبية مرحلة لا يمكن تجاوزها أثناء تحليل الصورة. وهي معالجة ذات مستوى منخفض يسبق مرحلة القياس, الفهم و التقرير. يكمن هدفه في تقسيم الصورة إلى مناطق متجانسة.

وفي هذا السياق, قمنا في هذه المذكرة بدراسة تجزئة الصورة القلبية لاكتشاف هياكل الأورطية التاجية, وهذا بالاعتماد على طريقة التجزئة متعددة السلالم باستعمال تقنية الاهتزازات, اعتمادا على كاشف الحواف متعدد السلالم لـ "كاني".

الكلمات المفتاحية

الصور الطبية, تجزئة الصورة القلبية, هياكل الأورطية التاجية, التجزئة متعددة السلالم, الاهتزازات

Résumé

La segmentation d'images médicales est une étape incontournable dans tout processus d'analyse d'image. C'est un traitement de bas niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision. Son objectif consiste à partitionner l'image en régions connexes et homogènes, au sens d'un critère d'homogénéité, difficile à définir surtout dans le cas de régions texturées.

Dans ce contexte, nous avons étudié dans ce mémoire, la segmentation des images cardiaques; pour détecter les structures aortiques coronaires, en se basant sur la segmentation multi-échelles en utilisant la technique des ondelettes, autour du détecteur de contours multi-échelles de Canny. Les contours de l'image supposée régulière, sont observés à différentes échelles et modélisés comme des courbes de singularités de l'image, le long desquelles la régularité est maximale. Les points de contours sont alors repérés, comme les sommets de lignes des maximas du module de ce détecteur.

Mots clés

Images médicales, segmentation des images cardiaques, les structures aortiques coronaires, détecteurs de contours, segmentation multi-échelles, ondelettes.

Abstract

Medical image segmentation is an essential step in the process of image analysis. It is a low-level processing that procedes the step of mesuring, understanding and decision. Its goal is to partition the image into homogeneous regions and related in the sense of a homogeneity criterion difficult to defineespecially in the case of textured regions.

In this context, we studied in this paper, the segmentattion of cardiac image; to detect coronary aortic structures, based on the multi-scales edges using wavelet technique, around the detector Canny multi scales edges. The contours of the supposed image regularly are observed at different scales and modalised as curves singularities of the image, along which the regularity is maximum. The contour points are then identified as the peaks of line maxima of the detector module.

Keywords

Medical image, segmentation of cardiac image, aortic structures, edge detectors, multi-scales segmentation, wavelet.

Sommaire

Introduction générale……..…1

I Système cardiovasculaire et imagerie cardiaque en IRM …….....3

I.1 Introduction…….....3

I.2 Système cardiovasculaie.…….3

I.2.1 Structure et fonctions du muscle cardiaque…….....4

I.2.2 Cycle cardiaque…….7

I.2.3 Adaptation au signal ECG……8

I.3 Système vasculaire et artères coronaires……..9

I.3.1 Structure des artères coronaires…….....9

I.3.2 Zones coronaires et segments myocardiques.....10

I.4 Notions sur les maladies cardiovasculaire……..11

I.5 Imagerie par résonance magnétique……13

I.5.1 IRM cardiaque……..…...14

I.5.2 Orientation des plans de coupes en IRM cardiaque ……...…15

I.6 Conclusion ……....…16

II Techniques de segmentation en imagerie…….……17

II.1 Introduction……...17

II.2 Prétraitement…….18

II.2.1 Modification d'histogramme……..18

II.2.2 Rehaussement du contraste…….19

II.2.3 Réduction de bruit……..19

II.3 Segmentation…….20

II.3.1 Approches de la segmentation……20

II.3.1.1 Approche frontière (contour)……...20

II.3.1.2 Approche région……..26

II.3.2 Algorithme de (CANNY – DERICHE)…….27

II.4 Conclusion…….27

III Analyse d'images numériques par les ondelettes.....28

III.1 Introduction…….28

III.2 Analyse temps-fréquence…….28

III.2.1 Transformée de Fourier…….28

Sommaire

III.2.2 Transformée de Fourier à fenêtre glissante.....29
III.3 Analyse temps-échelle.....30
III.3.1 Transformée en ondelettes ……...30
III.3.1.1 Définition d'ondelettes …….30
III.3.1.2 Famille d'ondelettes ……..30
III.3.1.3 Différents types d'ondelettes…….31
III.3.2 Transformée d'ondelettes unidimensionnelle……32
III.3.2.1 Transformé en ondelettes continue…….…...32
III.3.2.2 Transformé en ondelettes discrète…….34
III.3.3 Transformée d'ondelettes bidimensionnelle……..35
III.3.4 Analyse multirésolution……....35
III.3.4.1 Définition ……..…35
III.3.4.2 Ondelettes et l'analyse multirésolution……...35
III.4 Détecteur multi-échelles de Canny …….37
III.4.1 Formule mathématique du DMC……..37
III.4.2 Inversion de la formule du DMC…….39
III.4.3 Implémentation de l'opérateur DMC……39
III.4.3.1 Analyse…….….39
III.4.3.2 Reconstruction…….…..41
III.5 Conclusion…….……..41
IV Applications et résultats.....43
IV.1 Introduction……....43
IV.2 Description de la méthodologie…….……44
IV.3 Applications……45
IV.3.1 Segmentation multi-échelles pour trois opérateurs différents.....45
IV.3.2 Segmentation par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois différents niveaux……....49
IV.3.3 Segmentation par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux avec trois différents types d'ondelettes……..53
IV.4 conclusion……56
Conclusion et perspectives.....60
Références Bibliographiques……62

Introduction générale

L'obésité et le tabagisme sont devenus le problème de santé le plus commun du 21EME siècle, qui vont également contribuer à augmenter de façon importante la prévalence des maladies cardiovasculaires, du diabète, de l'hypertension artérielle, des accidents vasculaires cérébraux, d'embolies pulmonaires et, d'anomalies respiratoires.

L'imagerie médicale constitue aujourd'hui un outil extraordinaire d'aide au diagnostic pour le médecin. Les modalités d'acquisition de l'information 'image' sont nombreuses et la qualité d'images manipulées s'accroît. La radiographie par rayon X constitue la part la plus importante du marché. Cependant, l'imagerie par Résonance magnétique (IRM), la tomographie de même que la radiographie RX ont un avantage pour la qualité des images, en termes de résolution.

L'IRM cardiovasculaire, malgré son émergence récente, occupe une place de plus en plus importante en routine clinique. Elle se distingue des autres modalités d'imagerie par son innocuité, son excellente résolution spatiale, son bon contraste et par sa capacité d'imager des données anatomiques et fonctionnelles (contractilité et viabilité) en un seul examen.

L'interprétation des examens cliniques est fortement dominée par l'analyse visuelle qui est fonction de l'acuité et de l'expertise de l'opérateur. La majorité des analyses quantitatives ou semi-quantitatives nécessite une segmentation des structures cardiaques, essentiellement du ventricule gauche; cette segmentation est réalisée le plus souvent manuellement ou semi-automatiquement. Ainsi cette analyse reste su jette à une variabilité inter et intra-observateur et, est difficilement applicable dans la pratique quotidienne.

Le but de notre mémoire, est la segmentation d'images médicales, qui est une étape incontournable dans tout processus d'analyse d'image. C'est un traitement de bas niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision. Son objectif consiste à partitionner l'image en régions connexes et homogènes au sens d'un critère d'homogénéité difficile à définir surtout dans le cas de régions texturées.

Dans ce contexte, l'objectif de notre sujet exact est de se pencher plus en détail sur le sujet de la segmentation des images cardiaques, en particulier sur la segmentation multi-échelles en utilisant la technique des ondelettes pour la détection des structures cardiovasculaires.

Dans ce cadre, nous avons ce mémoire en quatre chapitres.

- Le premier chapitre décrit le contexte médical constituant un élément indispensable pour mieux comprendre le problème posé.

- Le second chapitre est consacré à la présentation des étapes de traitement d'images, en se basant sur le module de la segmentation.

- Le troisième chapitre introduit la segmentation des images numériques, par la méthode des ondelettes; ainsi que le choix de la méthodologie adoptée, suivant le détecteur multi échelles de Canny (DMC).

- Le dernier chapitre illustre et discute, les différents résultats expérimentaux obtenus, par l'application du (DMC) sur des images cardiaques.

Chapitre I

Système cardiovasculaire et imagerie cardiaque en IRM

I.1 Introduction

Le cœur est un organe vital dont les éventuels dysfonctionnements peuvent avoir des conséquences fatales; les maladies cardiovasculaires et spécialement les pathologies ischémiques sont parmi les plus meurtrières dans le monde. La détection et la prévention de telles pathologies, constitue donc un enjeu majeur de la médecine moderne.

En effet, le pronostic d'un patient ayant fait un infarctus du myocarde, dépend non seulement de la localisation et de la taille de l'infarctus, mais également de l'évaluation précise de la viabilité myocardique résiduelle qui permettra idéalement de définir une stratégie thérapeutique bien adaptée.

Les modalités d'imagerie (scintigraphie, échocardiographie, imagerie par résonance magnétique "IRM") ont été mises au point spécialement pour acquérir des images du cœur en mouvement.

Ce premier chapitre donne un aperçu général sur l'anatomie du cœur, le contexte médical ainsi que l'imagerie cardiaque en IRM; car cette technique est considérée comme l'imagerie de référence pour l'étude des pathologies ischémiques.

I.2 Système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire est constitué principalement de deux parties principales:

- partie du cœur lui-même,
- partie vasculaire.

L'appareil circulatoire comporte donc:

- une pompe appelée cœur,
- des vaisseaux transportant le sang (artères et veines) qui acheminent dans l'organisme le sang, l'oxygène et les aliments nécessaires aux cellules, aux tissus et éliminent les déchets.

I.2.1 Structure et fonctions du muscle cardiaque

Le cœur est un muscle creux comportant quatre cavités (deux oreillettes et deux ventricules). Ce muscle est encore appelé myocarde, c'est un muscle strié qui se contracte automatiquement. Il se situe dans le thorax, entre les 2 poumons, au-dessus du diaphragme. Il se trouve dans la partie médiastinale [(1)] antérieure (figure I.1).

Le coeur se présente sous le format d'une pyramide triangulaire, il est ferme et rouge. Il pèse, chez l'homme 300 g et chez la femme 270 g [1].

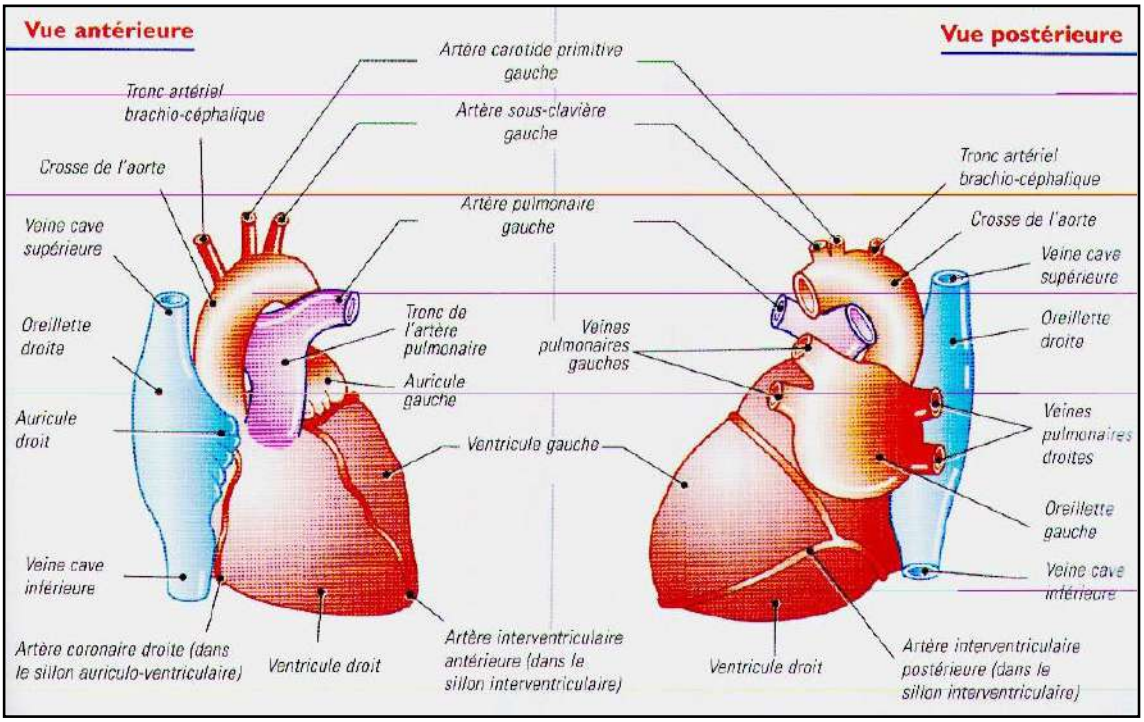


Figure I.1: vues antérieure et postérieure du cœur [1].

. Le cœur a la fonction vitale d'assurer à l'organisme, une circulation sanguine permanente et suffisante suivant une action cyclique, caractérisée par la fréquence cardiaque. C'est un organe musclé, constitué de quatre chambres et situé dans la partie antérieure et médiane du thorax. Les deux chambres supérieures, sont appelées les oreillettes, tandis que les deux chambres inférieures sont appelées les ventricules. Le cœur se subdivise en deux parties: le cœur droit comprenant l'oreillette droite (OD) et le ventricule droit (VD) et, le cœur gauche comprenant l'oreillette gauche (OG) et le ventricule gauche (VG). La paroi qui sépare ces deux parties, est appelée le septum (figure I.2).

Le cœur droit fait partie de la circulation pulmonaire. L'oreillette droite, collecte le sang qui a parcouru tout le corps (sang "bleu") et l'envoie vers le ventricule droit afin qu'il soit éjecté dans les poumons pour y être réoxygéné.

1: médiastin= région médiane du thorax situé entre les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale.

Le cœur gauche, assure une partie essentielle de la circulation systémique. L'oreillette gauche collecte passivement, le sang fraîchement oxygéné (sang "rouge") qui a traversé les poumons et, l'achemine au ventricule gauche qui éjecte le sang dans l'ensemble du corps [2].

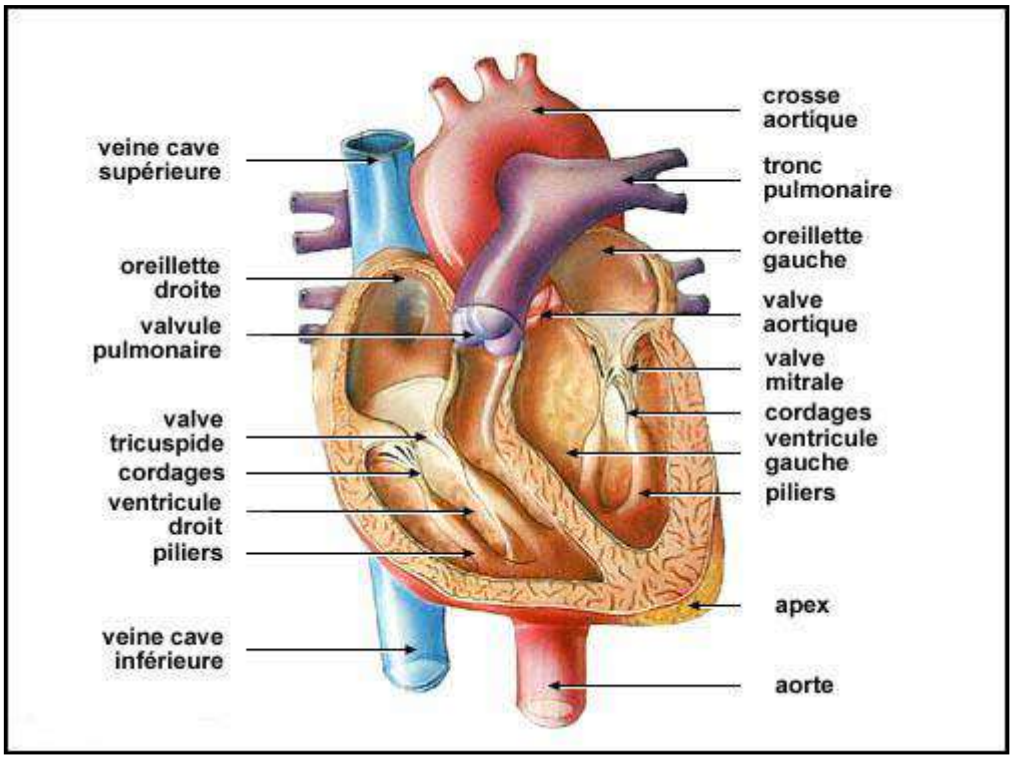


Figure I.2: anatomie du cœur (coupe 4 cavités) [3].

La masse musculaire cardiaque est très asymétrique. En effet le cœur gauche représente 70% de la masse totale. La force contractile du VG est, en raison de son travail en régime de haute pression, supérieure à celle du VD dont les parois sont nettement plus minces.

Le myocarde constitue la paroi musculaire du cœur. On désigne par épicarde son contour extérieur et, par endocarde son contour intérieur. La figure I.3 montre deux plans de coupe différents : (au dessus) grand axe 4-cavités; (au dessous) une coupe petit axe représentative sur laquelle nous désignons le myocarde et ses bords endocardiques et épicardiques, ainsi que les muscles papillaires à l'intérieur de la cavité. Sur ce plan de coupe (petit axe), le ventricule gauche est de forme pseudocirculaire et le ventricule droit de forme triangulaire [2].

Les muscles papillaires sont des cônes musculaires, saillants à la surface de la paroi des ventricules cardiaques. Ils sont le lieu d'insertion des cordages des valves atrioventriculaires. Dans le VG, on distingue deux muscles papillaires, un antérieur qui est implanté au niveau du tiers moyen du bord antérieur du VG, et le muscle papillaire postérieur implanté un peu plus près de l'apex que le précédent, sur le bord postéro-inférieur du VG comme le montre la figure I.3. Ces deux muscles naissent par plusieurs racines qui se continuent vers la pointe du ventricule. La contraction des muscles

papillaires débute avant celle des parois du ventricule. Ils sont essentiels au bon fonctionnement des valves atrio-ventriculaires, notamment lors de la diastole [2].

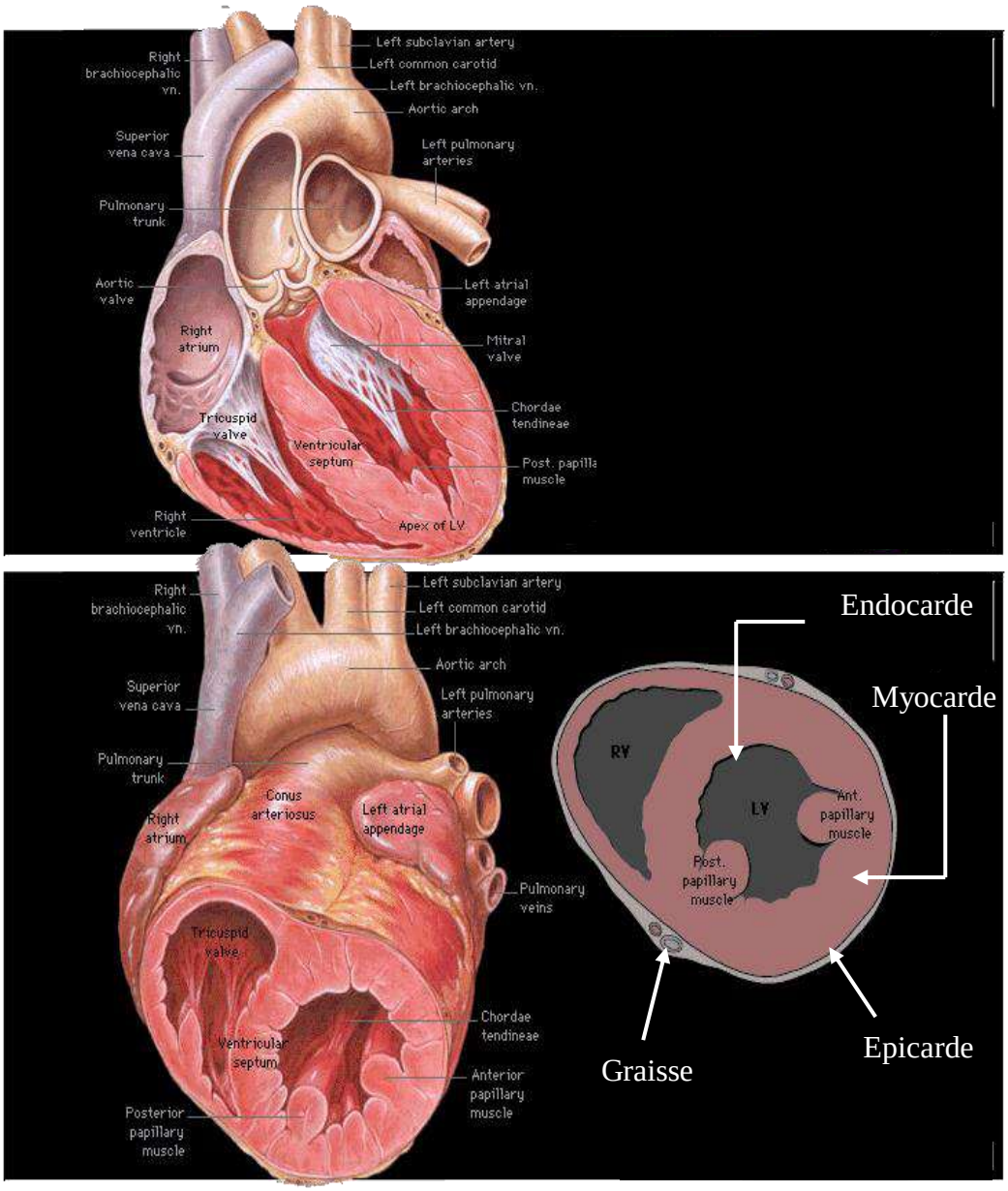


Figure I.3: deux différents plans de coupe du cœur: coupe grand axe 4 cavités (au dessus); coupe petit axe avec son schéma (au dessous) [4].

I.2.2 Cycle cardiaque

Le rythme cardiaque moyen est de 75 battements par minute, ce qui correspond à une période moyenne du cycle cardiaque de 800 ms, faisant succéder la systole [(1)] à la diastole [(2)].

Au cours d'un cycle cardiaque normal, la systole débute par une élévation de pression sans modification de volume (figure I.4): c'est la contraction isovolumétrique. Lorsque la pression ventriculaire, dépasse la pression diastolique aortique, la valve aortique s'ouvre; commence alors la phase d'éjection au cours de laquelle, la pression ventriculaire continue initialement de croître pour passer par un maximum et se met à décroître; parallèlement, le volume ventriculaire diminue, passant du volume télédiastolique (*VTD*) au volume télésystolique (*VTS*) [2].

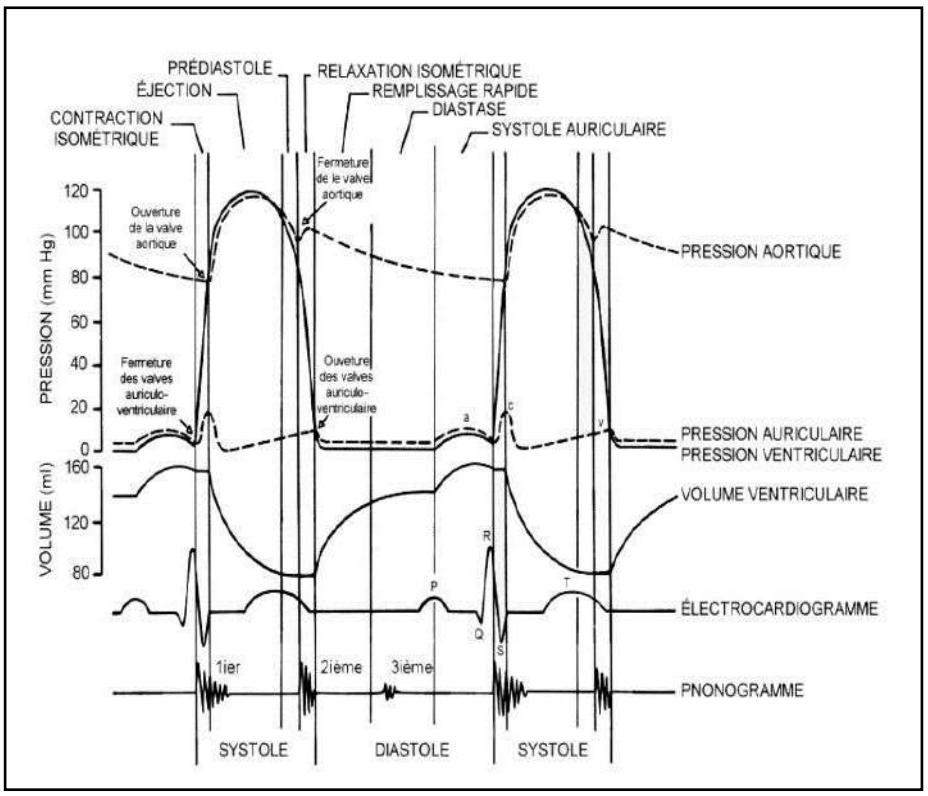


Figure I.4: évolution de la pression et du volume ventriculaire au cours du temps, lors d'un cycle cardiaque [5].

Lorsque la pression ventriculaire devient inférieure à la pression aortique, la valve aortique se ferme; la pression ventriculaire continue de chuter alors que le volume ventriculaire reste constant; c'est la phase de relaxation isovolumétrique. A la fin de cette période, la pression ventriculaire passe sous la pression auriculaire gauche et

1: phase de contraction myocardique et d'éjection ventriculaire.
2: phase de relaxation myocardique et de remplissage ventriculaire.

la valve mitrale s'ouvre; c'est le début de la diastole où le volume ventriculaire augmente, avec une phase de remplissage rapide, une phase de remplissage lent et une phase de remplissage liée à la contraction auriculaire. Le volume ventriculaire repasse alors du *VTS* au *VTD* et le cycle recommence [2].

I.2.3 Adaptation au signal ECG

Le muscle cardiaque se contracte de façon synchronisée et cyclique grâce à un système électrophysiologique, permettant l'auto-excitation (génération d'impulsions électriques rythmiques par le noeud sinusal) puis la conduction rapide de ces impulsions à l'ensemble du myocarde.

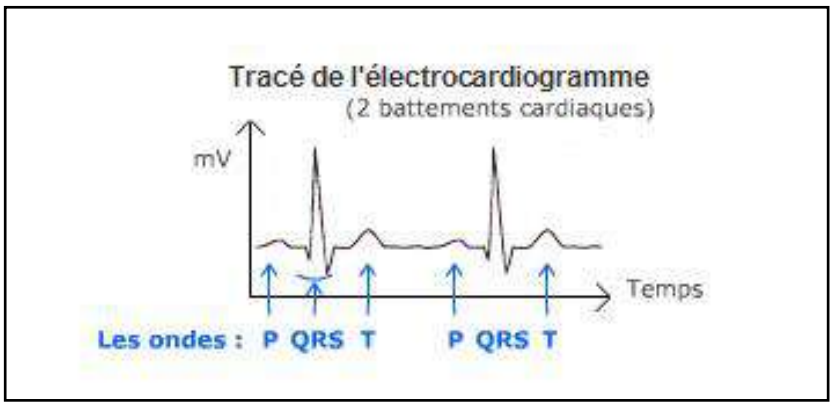


Figure I.5: le tracé de l'électrogramme (2 battements cardiaques),
Onde P: Contraction des oreillettes. Onde QRS: Contraction ventriculaire.
Onde T: Phase de repolarisation (relaxation) des ventricules [5].

Le tracé électrique correspondant, montré sur la figure I.5, est appelé électrocardiogramme (*ECG*). Toute atteinte du muscle cardiaque ou des circuits de conduction électrique est susceptible d'entraîner, des modifications des potentiels électriques, de leur transmission et donc de la forme des ondes sur l'*ECG*. La synchronisation au complexe *QRS* (appelée aussi *ECG Gating*) constitue une des techniques classiques utilisée en imagerie, pour pouvoir acquérir des images représentant le mouvement lié au cycle de contraction cardiaque. En synchronisant l'acquisition des données avec le mouvement physiologique du cœur, on minimise les artéfacts de mouvement. Cette synchronisation permet de réaliser une imagerie stromboscopique du cœur à un moment précis du cycle cardiaque.

L'acquisition des images, est alors déclenchée en détectant l'onde *R* de l'*ECG*. Le calcul de la durée moyenne du cycle cardiaque et, du temps d'acquisition nécessaire à la modalité d'imagerie considérée permet de déterminer le délai d'attente nécessaire après l'onde *R* pour positionner au mieux la fenêtre d'acquisition dans l'intervalle *R- R* [2].

I.3 Système vasculaire et artères coronaires

I.3.1 Structure des artères coronaires [2]

La vascularisation du myocarde (figure I.6) est assurée par deux artères: la coronaire droite et la coronaire gauche qui naissent de la face antérieure du début de l'aorte thoracique ascendante, au niveau du sinus de Valsava et restent à la surface du cœur où, elles cheminent dans les sillons cardiaques.

Les deux artères (gauche et droite) peuvent être partiellement obstruées par les valvules aortiques antérieures lors de la systole. C'est pourquoi le débit coronaire est plus important en diastole. La vascularisation coronaire, représente 5 à 10 % du débit cardiaque.

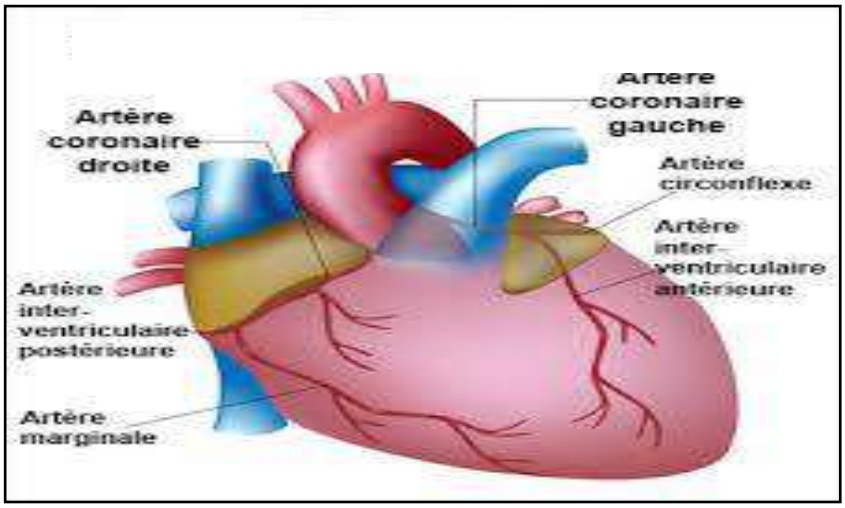


Figure I.6: vascularisation du coeur par les artères coronaires [6].

A- Artère gauche

Elle débute par un tronc commun naissant du sinus aortique antéro-gauche et, se divise en deux branches terminales:

- une artère interventriculaire antérieure (Left Anterior Descending, *LAD*), naît dans le sillon inter ventriculaire antérieur, y descend et se trouve au bord droit du cœur qu'elle contourne légèrement. Avec ses collatérales, elle nourrit la face antérieure latérale du ventricule gauche. Elle donne aussi naissance, à des branches septales qui irriguent les deux tiers antérieurs du septum.
- une artère circonflexe (Left Circumflex, *LCX*), qui court le long du sillon auriculo- ventriculaire gauche, contourne le bord du coeur pour se terminer à la face posterolatérale du ventricule gauche. Ses collatérales, nourrissent la face latérale et la face posterolatérale du ventricule gauche.

B- Artère droite

L'artère coronaire droite (Right Coronary Artery, RCA), dessine un "*C*" dans le sillon auriculo ventriculaire antérieur. On distingue globalement un premier segment horizontal, un deuxième segment vertical et un troisième segment horizontal. Elle se divise à la partie inférieure du coeur en artère interventriculaire postérieure (Posterior Descending Artery, *PD*) et en artère rétroventriculaire (Acute Marginals). La séparation en ces deux dernières artères s'appelle communément *la croix du* cœur. L'artère coronaire droite irrigue le ventricule droit et, la partie inférieure du ventricule gauche.

I.3.2 Zones coronaires et segments myocardiques

Il existe un appariement entre les parois du myocarde et les coronaires qui les irriguent. Ainsi, il est possible d'établir quelle coronaire est obstruée, à partir de la zone myocardique atteinte. Cela a donné lieu à une standardisation de la segmentation du ventricule gauche en 17 segments qui tient compte de cette association "segment-coronaire". Ce modèle, est applicable à toutes les modalités d'imagerie [2].

La vue en *oeil de boeuf* (bull's eye) représentée sur la figure I.7 est une perspective du cœur vue depuis son apex. Quatre coupes se succèdent d'avant en arrière: l'apex (segment 17), la coupe apicale (4 segments, du segment 13 au 16), la coupe mi-ventriculaire (6 segments, du segment 7 au 12) et la coupe basale (6 segments, du segment 1 au 6) [7].

Ce découpage en 17 segments se fait de la façon suivante:

- pour les coupes grand axe: trois parties sont définies ; une partie basale qui débute à la jonction entre le myocarde et les extrémités de la valve mitrale, elle contient deux segments, au-dessus se trouvent deux segments correspondant à la partie médiane. Enfin, la partie apicale est découpée en trois segments.

- Pour les coupes petit axe: trois niveaux de coupes (une coupe basale, une coupe médiane et une coupe apicale) permettent de définir 16 segments comme présenté sur la figure I.7. Pour ces trois niveaux de coupe le découpage est centré au barycentre du ventricule gauche et débute par le point d'insertion supérieur entre les deux ventricules, puis progresse dans le sens des aiguilles d'une montre.

Cependant, il faut noter que certains segments peuvent être alimentés par deux coronaires : pour les coupes apicales, le segment inférieur (15 sur la figure I.7) par la RCA ou la LAD, le segment latéral (16 sur la figure I.7) par la LAD ou la LCX. Au niveau des coupes médianes : le segment inféroseptal (9 sur la figure I.7) par la RCA ou la LAD, le segment inférolateral (11 sur la figure I.7) par la RCA ou la LCX et finalement le segment antérolateral (12 sur la figure I.7) par la LAD ou la LCX. Au niveau des coupes basales : le segment inférolateral (5 sur la figure I.7) par la RCA ou la LCX, et le segment antérolateral (6 sur la figure I.7 par la LAD ou la LCX [2].

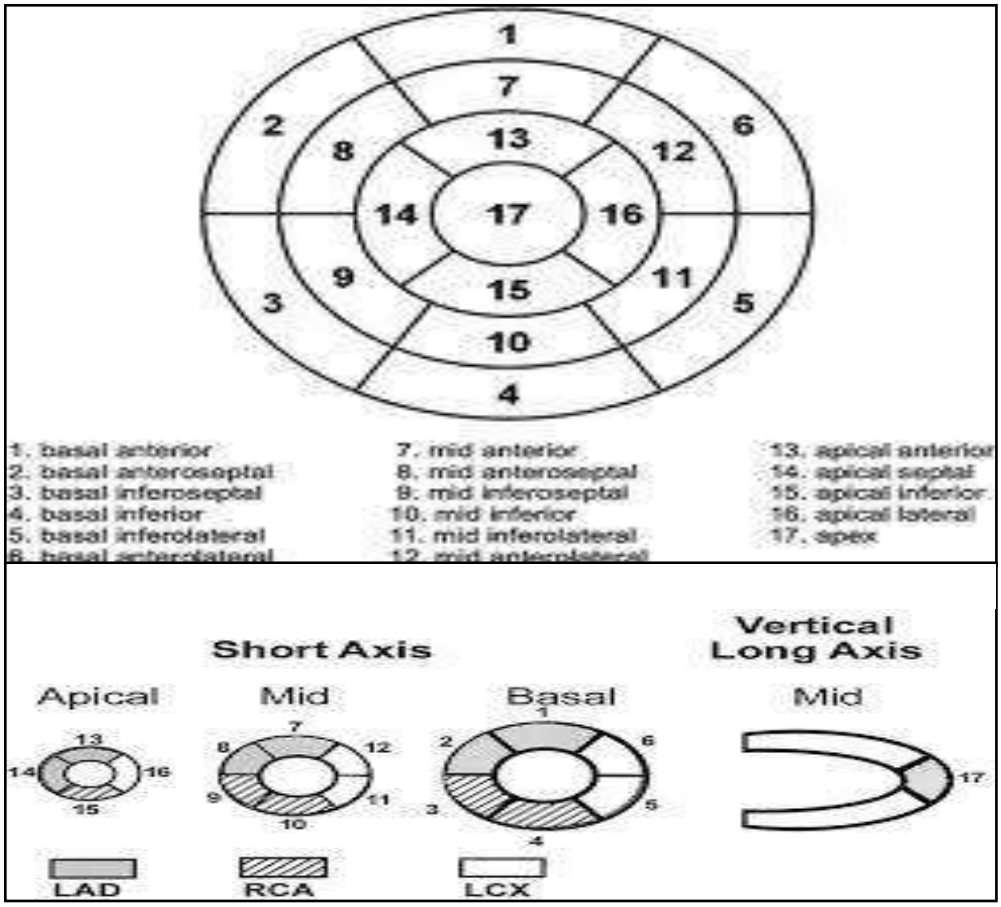


Figure I.7: découpage du ventricule gauche en 17 segments (bull's eye (au dessus); appariement entre les différents segments myocardiques et les trois principales artères coronaires (au dessous) [7].

I.4 Notions sur les maladies cardiovasculaires

Les maladies cardiovasculaires sont des maladies, en rapport avec le cœur et la circulation sanguine. Ces pathologies sont causées par plusieurs facteurs. La présence d'une grande quantité de cholestérol, bouche les parois des artères dans l'organisme (figure I.8). Ce qui empêche le passage du sang. Le triglycéride est aussi un lipide qui circule dans le sang et son excès peut conduire aux maladies cardiovasculaires. L'excès de la consommation d'alcool peut également causer un infarctus qui est une maladie cardiovasculaire. La consommation abusive du tabac augmente le risque d'infarctus. Plus la consommation est élevée, plus le risque de faire des maladies cardiovasculaires augmente. La mauvaise alimentation est aussi une cause. Les diabétiques ayant un taux de glycémie élevé risquent de faire des maladies cardiovasculaires. L'obésité et l'absence des activités sportives sont des facteurs de risque des maladies cardiovasculaires. Sachant que, certaines maladies cardiovasculaires sont héréditaires [3].

Ces pathologies représentent l'un des facteurs réducteurs de l'espérance de vie humaine. Ces lésions cardiovasculaires, atteignent les zones coronaires, le muscle cardiaque, les vaisseaux, les valves cardiaques, le rythme cardiaque et, génèrent l'hypertension artérielle, l'hypotension artérielle, les tumeurs de cœur, etc…

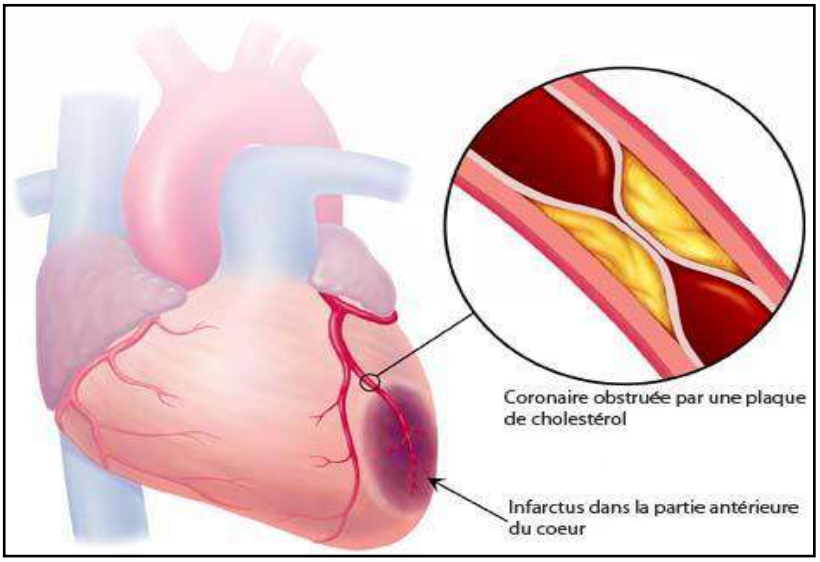


Figure I.8: infarctus dans la partie antérieur du cœur à cause d'une plaque de cholestérol [6].

On peut classer la plupart des pathologies cardiovasculaires en six grandes catégories [3]:

- les pathologies ischémiques, liées à un défaut de la perfusion du myocarde,
- les cardiomyopathies, maladies des cellules du myocarde telles que la cardiomyopathie dilatée, l'hypertrophie myocardique ou la dysplasie arythmo-gène du ventricule droit,
- les maladies des valves,
- les affections du système de régulation du cœur, en particulier les différentes arythmies,
- les myocardites, généralement d'origine infectieuse,
- et les cardiopathies congénitales.

Notons que ces pathologies sont souvent liées. Ainsi, par exemple, la nécrose d'une partie du myocarde suite à un infarctus (figure I.8 et I.9), peut très bien modifier la propagation des ondes de dépolarisation et causer des troubles du rythme cardiaque.

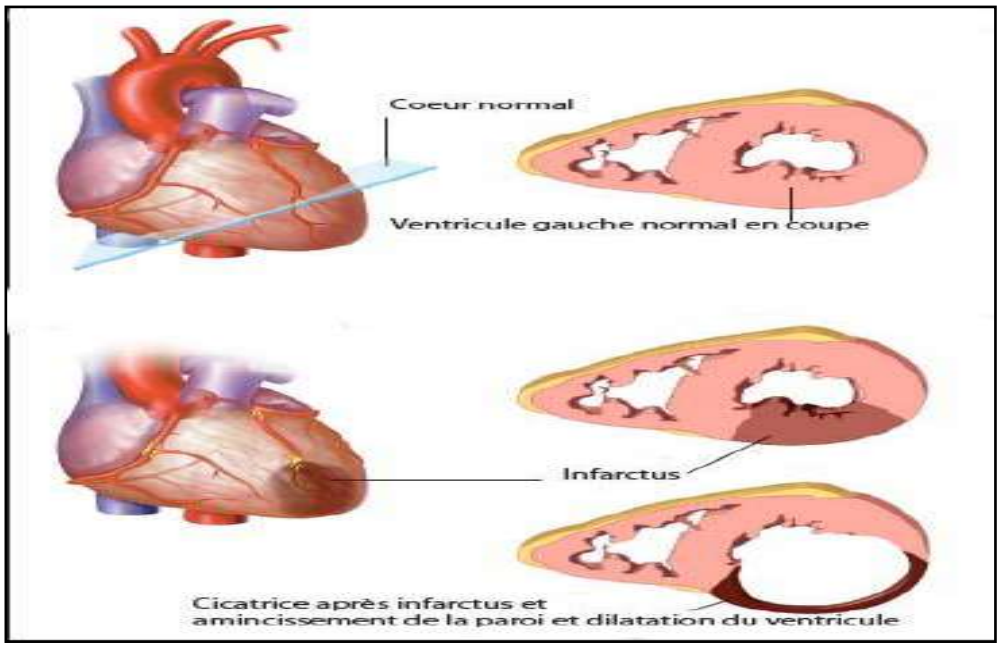


Figure I.9: schéma d'une coupe petit axe d'un cœur sain et autre après un infarctus du myocarde [6].

Les maladies cardiovasculaires ont pour symptômes, de violentes douleurs dans la poitrine, dans le bras gauche, dans le dos, au coude et dans la mâchoire. La personne a des sensations de fatigue, d'intenses malaises, de nausée et vomissements. Il faut aussi noter les difficultés respiratoires, le vertige, la sensation de faiblesse, difficulté pour marcher et pour parler [3].

Aujourd'hui, le diagnostic des pathologies cardiovasculaires, se fait selon les systèmes d'imagerie médicale. Nous étudions dans ce travail, l'aspect ischémique cardiaque suivant l'imagerie par résonance magnétique IRM.

I.5 Imagerie par résonance magnétique

L'IRM ou imagerie par résonance magnétique, fait partie des examens complémentaires d'imagerie médicale tout comme la radiographie, l'échographie ou le scanner. Cette technique, permet de réaliser des images du corps humain en coupes dans différents plans de l'espace. L'IRM, ne remplace pas les autres techniques d'imagerie, mais elle les complète.

Le système d'IRM (figure I.10) est constitué d'un tunnel formé d'un aimant, à l'intérieur duquel le patient, va entrer sur une table d'examen. Il utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes de radiofréquences [8].



Figure I.10: système d'examen IMR [9].

Son principe de fonctionnement consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène (eau) qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système d'informatique [8].

I.5.1 IRM cardiaque

L'IRM comme décrit précédemment, utilise des ondes de radiofréquences et un fort champ magnétique plutôt que, des rayons X pour donner des images remarquablement claires et détaillées des organes et, des tissus internes. La technique s'est avérée précieuse pour le diagnostic d'une vaste gamme de conditions dans toutes les parties du corps, y compris les problèmes cardiaques et vasculaires, les accidents cardiovasculaires, le cancer, les lésions dans les articulations et les problèmes musculosquelettiques.

L'IRM est une technique non invasive car, elle peut créer des images détaillées des vaisseaux sanguins sans agent de contraste (même s'il y a tendance à utiliser un agent de contraste spécial pour l'IRM sans iode, par exemple le gadolinium). L'IRM requiert un équipement et une expertise spécialisés et, permet l'évaluation de structures du corps moins visibles avec d'autres méthodes d'imagerie.

L'IRM cardiaque, sert à diagnostiquer des problèmes coronariens. Examiner de près les structures et la fonction du cœur et des vaisseaux principaux, rapidement et à fond, sans les risques associés à des examens traditionnels plus invasifs. Examiner la taille et l'épaisseur des cavités du cœur et déterminer l'étendue du dommage causé par une crise cardiaque ou une maladie progressive du cœur.

Après une crise cardiaque, par exemple, un examen par IRM peut aider le cardiologue, à trouver si le cœur pompe bien, si la circulation sanguine est bloquée dans une cavité ou dans un vaisseau principal, si les muscles du cœur sont endommagés ou si

la paroi du cœur, est enflée. Ces renseignements sont cruciaux pour que le traitement soit rapide et efficace.

L'IRM peut aussi, détecter l'accumulation de plaque et les blocages dans les vaisseaux sanguins, ce qui en fait un outil sans égal pour détecter et évaluer les problèmes coronariens. Récemment, les spécialistes en IRM ont démontré son potentiel pour montrer la structure comme la fonction des muscles, des valves et des vaisseaux du cœur. À l'aide de l'IRM, ils ont créé des images du cœur qui bat, que les médecins peuvent utiliser pour diagnostiquer une variété de problèmes cardiovasculaires. L'IRM est utilisée de plus en plus comme partie du test de stress cardiaque traditionnel pour aider les médecins à diagnostiquer plus tôt les pathologies, à les traiter et, à évaluer le rétablissement du patient après le traitement [8].

I.5.2 Orientation des plans de coupes en IRM cardiaque

L'orientation du plan de coupe en IRM cardiaque est primordiale. La position du coeur dans le thorax entraîne une obliquité de ses axes qui est variable selon les individus. Quatre axes sont généralement étudiés à savoir : le grand axe «4 cavités», le grand axe «3 cavités», le grand axe «2 cavités» et le petit axe (PA), qui correspondent à des plans très précis. Lors d'un examen d'IRM, l'exploration du coeur commence par l'acquisition d'une coupe selon le grand axe «2 cavités» du VG (appelé aussi grand axe vertical), passant par le grand axe du coeur au niveau de l'apex et par la jonction atrio-ventriculaire (Figure I.11.a). On définit ensuite un grand axe «4 cavités» (appelé aussi grand axe horizontal) (Figure I.11.b) passant aussi par le grand axe du coeur au niveau de l'apex et par la jonction atrio-ventriculaire. Le grand axe «4 cavités» est perpendiculaire au grand axe «2 cavités» et sur ce plan sont théoriquement visibles les deux ventricules et les deux oreillettes. Le grand axe «3 cavités» passe par le milieu de la valve aortique et la racine de l'aorte. Plus précisément, ce plan de coupe doit passer par l'apex du VG et par le centre des valves mitrale et aortique qui sont alors visualisées simultanément (Figure I.11.c). On définit le PA du VG comme étant le plan perpendiculaire aux grands axes «2 cavités» et «4 cavités» (Figure I.11.d). Le grand axe «2 cavités», le grand axe « 4 cavités » et le petit axe forment un repère orthogonal. Lors d'études multi-coupes du VG, on acquiert une série de coupes petit axe de la base du VG vers l'apex. Les coupes PA peuvent être réparties en trois groupes : les coupes basales, médianes ou apicales, d'après le modèle standard à 17 segments proposé dans [7] [3].

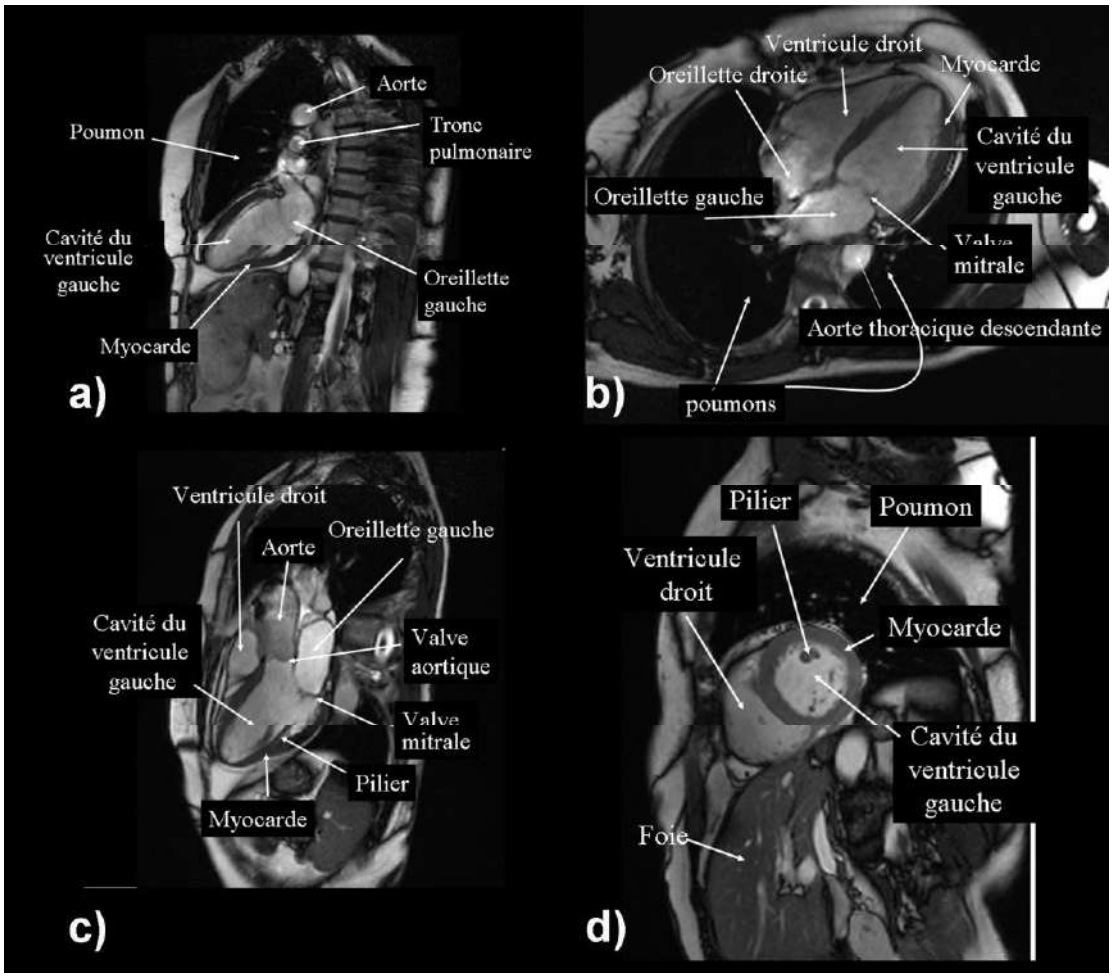


Figure I.11: orientations des plans de coupe en IRM cardiaque. a) Grand axe 2 cavités, b) grand axe 4 cavités, c) grand axe 3 cavités, d) petit axe [3].

I.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la structure et les fonctions cardiaques ainsi qu'à, l'imagerie par résonance magnétique cardiaque, pour la compréhension de l'objectif de notre travail.

Le deuxième chapitre, va décrire les notions fondamentales au traitement d'images numérique; ensuite, nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement d'images IRM.

Chapitre II

Techniques de segmentation en imagerie

II.1 Introduction

La vision artificielle ou la vision assistée par ordinateur (VAO) symbolise toute la chaîne visuelle, partant de l'image brute et, allant jusqu'à l'interprétation de son contenu. Il existe donc un aspect décisionnel très important, lors de la phase de compréhension, d'où l'interaction avec l'intelligence artificielle.

Le traitement d'images, s'intègre dans ce processus comme un outil, il n'a aucun pouvoir décisionnel, car il se définit, comme un ensemble de tâches destinées à extraire de l'image des informations qualitatives qui, sont transmises au module de niveau supérieur.

La figure II.1 résume les composantes d'une chaîne de reconnaissance visuelle.

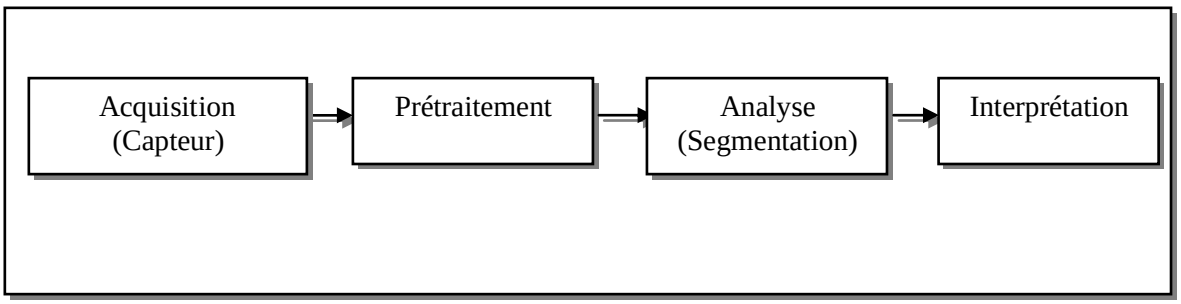


Figure II.1: chaîne de la VAO.

Le capteur dépend du domaine d'application, il est donné dans notre mémoire, par l'IRM. Le prétraitement réalise, les tâches d'amélioration de l'image. L'extraction des caractéristiques, a pour rôle de faire une description de l'image, compatible avec les objets contenus dans la base de reconnaissances; le système décisionnel, permet d'effectuer la comparaison entre les caractéristiques fournies en amont et, le contenu de la base de connaissances.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les méthodes de segmentation d'images, qui se divise en deux classes distinctes:

- la classe des méthodes de prétraitement des images, où l'on trouve notamment :
  - ✓ modification d'histogramme;
  - ✓ rehaussement de contraste;
  - ✓ réduction de bruit par utilisation de différent filtre.
- la classe des méthodes de segmentation des images, telles que:
  - ✓ méthodes de segmentation basées contours;
  - ✓ méthodes de segmentation basées régions.

II.2 Prétraitement

Avant de passer à l'analyse d'une image, il est souvent nécessaire d'améliorer sa qualité dans le but de faciliter l'extraction des différents objets de l'image, et cela en renforçant le contraste entre les régions adjacentes (par les méthodes de modification d'histogramme et de rehaussement de contraste), et en améliorant l'homogénéité des régions qui la compose (par convolution de l'image avec les filtres linéaires et les filtres non linéaires).

II.2.1 Modification d'histogramme

Dans cette approche, on effectue une transformation d'intensité de chaque pixel. Cette transformation est choisie croissante de façon à conserver les contrastes relatifs entre régions (une région claire sur un fond sombre apparaîtra plus clair que le fond dans l'image transformée).

On peut obtenir l'histogramme d'une image en appliquant l'algorithme suivant:

- ✓ Soit H un tableau de taille égale au nombre de niveau de gris de l'image I
- ✓ Pour i allant de o à n-1, on initialise H[i] à 0
- ✓ Pour tout pixel (x, y) de l'image I, H [I(x, y)] = H [I(x, y)] + 1

Les méthodes de modification d'histogramme n'affectent pas la forme des régions, elles en modifient uniquement l'apparence visuelle [10].

Voici deux méthodes:

A- Expansion de la dynamique

L'expansion de la dynamique permet de distribuer uniformément l'échelle des niveaux de gris sur toutes les valeurs possibles [11].
Si l'image possède des niveaux de gris entre *G*min et *G*max; alors, la transformation mise en place est:

$$I' = \frac{I(x,y) - G_{\min}}{G_{\max} - G_{\min}} \quad \text{.....} \quad \text{(II.1)}$$

B- Egalisation d'histogramme

Elle a pour but de rendre le plus plat possible l'histogramme des niveaux de gris dans l'image. On part du niveau le plus bas et on calcule la valeur cumulée des niveaux jusqu'à une valeur moyenne [10].
Le niveau de gris de chaque pixel est calculé par:

$$G' = \frac{255}{nombre_pixel_total} histocumulé(G) \quad \text{..... (II.2)}$$

Histocumulé (G): le nombre total de pixels ayant le niveau de gris inférieur ou égal à G.

II.2.2 Rehaussement du contraste

Le rehaussement de contraste a pour but de supprimer un effet de flou qui est caractérisé par une transition qui s'étale sur plusieurs pixels entre deux régions différentes dû par exemple à un bouger lors de la prise de vue ou de défocalisation de la caméra.

Le principe consiste à essayer de restaurer les contours et de diminuer l'étendue de la zone de transition sans toucher aux zones homogènes de l'image, ainsi, on limite le risque de fusionner deux régions différentes.
Ces méthodes procèdent de trois façons différentes [12]:

- Etirement d'histogramme: on cherche à exploiter au mieux la dynamique de l'histogramme, tout d'abord en utilisant toute l'échelle de gris ou de couleurs disponible (par une table de transcodage), mais aussi en modifiant l'histogramme de façon à le transformer en un histogramme de référence.
- Par filtrage passe-haut de l'image : l'idée de base est ici de réduire l'importance du terme continu et des basses fréquences. Un point délicat de ces méthodes est de définir la taille du filtre utilisé.
- Par des méthodes locales : ces méthodes modifient localement l'histogramme pour conserver toujours une bonne dynamique, même dans des zones de fort contraste.

II.2.3 Réduction de bruit

Le but est de réduire l'amplitude des variations d'intensité à l'intérieur d'une même région sans toucher aux zones de transitions qui marquent les frontières entre régions. La réduction du bruit est souvent réalisée par une opération de filtrage, qui permet aussi l'amélioration de la qualité de l'image.

Le principe du filtrage est l'application d'une opération au niveau du pixel élémentaire en tenant compte de son environnement (pixels voisins).

Cette opération consiste à déplacer un filtre ou masque qui est une matrice de dimension impaire (3*3, 5*5, …) sur l'image et de remplacer la valeur du pixel centrale par le résultat de l'opération effectuée sur ses voisins.
Plusieurs filtres ont été définis:

- ✓ filtres linéaires;
- ✓ filtres non linéaires.

II.3 Segmentation [13]

La segmentation d'images peut être considérée comme un traitement de bas niveau. Elle a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image. Elle n'est généralement qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Elle effectue un partitionnement de l'image I en un certain nombre de régions disjointes.

Si *A* est une image numérique composée de *N* sous ensembles (ou régions) Ri, i = 1, 2, …, N, formant une partition et *P* un prédicat d'uniformité, alors:

- $A = \bigcup_{i}^{n} R_i$
- $\forall i;\ \ i = \overline{1,n}\ \ R_i est\ \ connexe$
- $\forall i, j;\ \ i \neq j\ \ R_i \cap R_j = \phi$
- $\forall i;\ \ i = \overline{1,n}\ \ P(R_i) = vrai$
- $\forall i, j;\ \ i = \overline{1,n}, j = \overline{1,n}\ \ P(R_i \cup R_j) = faux,\ \ R_i et R_j\ \ \acute{e}\tan t\ \ deux\ \ régions\ \ voi\sin s.$

$P\ \ est\ \ un\ \ prédicat\ \ d'omogénéité.$

Ce qui se traduit par :

- L'union de toutes les régions nous donne l'image initiale.
- Les pixels appartenant à une même région sont connexes.
- Deux régions différentes sont disjointes.
- Dans une région donnée, chaque pixel satisfait le critère d'homogénéité.
- Deux régions différentes sont hétérogènes.

II.3.1 Approches de la segmentation

Lors d'une étude sur une image, l'objectif est de rechercher une particularité dans l'ensemble de l'image ou dans une partie de l'image. C'est la "**ROI**" (*Region Of Interest*) des anglo-saxons. Pour une application particulière, il s'agit d'extraire les informations pertinentes.

Pour cette subdivision en régions distinctes homogènes, il est reconnu deux grandes approches, l'approche frontière (contour) et l'approche région.

II.3.1.1 Approche frontière (contour)

Dans une image, les variations d'intensité représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou des objets observés. Elles peuvent correspondre, par exemple, à des variations d'illumination, à des ombres, à des changements d'orientation ou de distance par rapport à l'observateur ou encore à des variations d'absorption des rayons (lumineux, X, …). Dans un grand nombre de cas, ces variations d'intensité sont des informations importantes qui permettent de constituer les

frontières des régions correspondant à des bords ou des parties d'objets de la scène, d'où le nom donné à cette approche de la segmentation.

L'approche classique de détection de contours consiste à balayer l'image avec une fenêtre définissant une zone d'intérêt. A chaque position, un opérateur est appliqué sur les pixels de la fenêtre afin d'estimer s'il y a une transition significative au niveau de l'attribut choisi.

Pour une image sans texture, un pixel contour est souvent défini comme un maximum local de la dérivée ou encore comme un passage par zéro de la dérivée seconde.

Nous allons présenter dans ce qui suit les différentes techniques permettant la détection de contours dans une image.

A- Méthode par convolution

L'image étant un échantillon d'une fonction réelle, elle est considérée comme une matrice dont chaque coefficient représente un point de l'image (pixel). Chaque pixel a donc un indice de ligne ainsi qu'un indice de colonne.

Pour obtenir les contours dans l'image, il suffit donc d'appliquer sur celle-ci deux filtres matriciels (selon les axes horizontaux et les axes verticaux) et de calculer une norme. L'inconvénient majeur de cette méthode est qu'elle est sensible au bruit ce qui fait apparaître des discontinuités qui seront accentuées par la transformation.
Rappelant tout d'abord quelques notions sur le filtrage et la convolution :

Filtrer signifie convoluer une image *I(x,y)* avec une fonction *h(x,y)* appelée *réponse impulsionnelle* (ou *opérateur de convolution*) du filtre. Dans le cas continu, l'image filtrée est donnée par:

$$I_h(x,y) = (h * I)(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} h(x',y') * I(x-x', y-y')dx'dy' \quad \text{(II.3)}$$

Dans le cas discret et pour prendre l'exemple simplifié d'une image carrée, les domaines de *I* et de *h* sont bornés. Le domaine de *I* est $[-N/2,N/2]^2$.
Si *N* désigne la taille de l'image et le domaine de *h* est $[-K/2,K/2]^2$ avec nécessairement $K<N$. La convolution s'écrit alors:

$$I_h(x,y) = (h * I)(x,y) = \sum_{-N/2}^{N/2}\sum_{-K/2}^{K/2} h(i-i', j-j') * I(i',j') \quad \text{(II.4)}$$

On notera que le filtrage linéaire consiste simplement à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison de gris des points voisins.

La propriété que possède la dérivation discrète de se baser sur la convolution simplifie énormément l'application de cette méthode aux images. On définit alors des filtres représentant les différentes opérations que l'on veut réaliser, pour cela il est possible de faire varier la taille de la matrice, ainsi que les coefficients pondérateurs des points de l'image.

Une conséquence du passage de ces filtres est la perte d'information sur les bords de l'image. Prenons le cas d'une matrice 3×3, tous les pixels sur le bord de l'image ne peuvent être traités car le pixel traité lors du passage du filtre est celui associé au coefficient central de la matrice.

Les contours correspondant à des maxima locaux de la dérivée première marquant les fortes variations d'intensités dans l'image. En 2D, la dérivée première

correspond au gradient et on recherchera alors les points dont le module du gradient sont maximaux. Les contours correspondent également aux passages par zéro de la dérivée seconde donc on peut aussi utiliser le Laplacien afin de rechercher les points où il s'annule en changeant de signe de l'image et de ses dérivées premières et secondes.

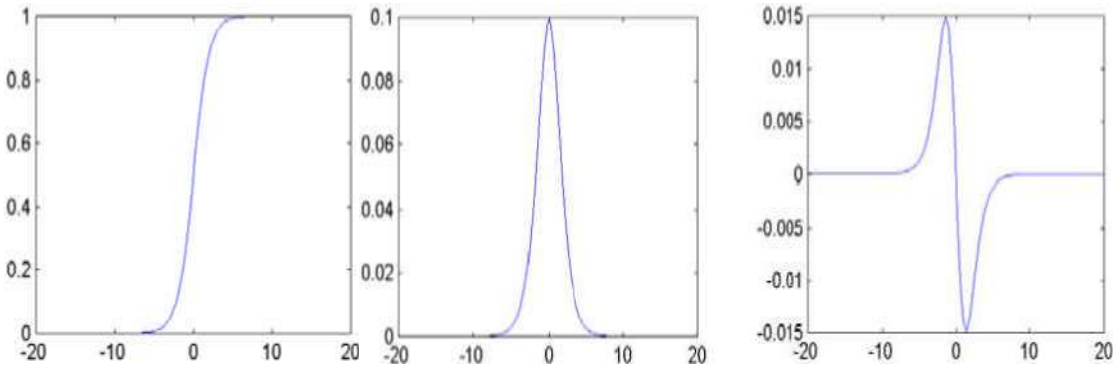


Figure II.2: profil de l'image et de ses dérivées (première et seconde) [13].

B- Détection des contours par dérivée première

Les filtres utilisés ici sont les filtres de dérivée première (appelés aussi filtres étroits) et l'on cherche alors le maximum de leur réponse. Leur prototype est le filtre de gradient mais la dérivation accentuant le bruit (pixels parasites de répartition aléatoire), des filtres dérivés plus robustes ont été proposés et présentés plus bas. Le gradient est une dérivation au premier ordre et donné par la formule:

$$\vec{\nabla} I = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x}\vec{I}_x + \frac{\partial I(x,y)}{\partial y}\vec{I}_y \quad \text{.....(II.5)}$$

Où $\vec{I}_x$ (*resp.* $\vec{I}_y$) un vecteur unitaire suivant *x (resp. y)*.

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris.

La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. La méthode la plus simple pour estimer un gradient est donc de faire un calcul de variation monodimensionnelle c'est-à-dire en ayant choisi une direction donnée.

Le gradient étant un vecteur, l'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (naturellement celles associées au maillage, *i.e*: ligne et colonne) orthogonales sur les quelles on projette le gradient.

On peut donc obtenir une connaissance parfaite du gradient de l'image qui se calcul comme suit:

$$\nabla x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \quad et \quad \nabla y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \qquad \text{(II.6)}$$

Ainsi, en chaque point de l'image (*x*,*y*), on définit deux dérivées partielles, suivant *x* et suivant *y*.

La direction du vecteur gradient maximise la dérivée directionnelle et sa norme est la valeur de cette dérivée. On obtient la dérivée de *I* dans une direction quelconque $\vec{d}$ à partir des deux dérivées directionnelles définissant le gradient I_x et I_y de la manière suivante :

$$L_{\vec{d}} = \nabla I.\vec{d} \qquad \text{(II.7)}$$

Etudions maintenant trois filtres (dont deux du même type) utilisant la méthode du gradient pour un filtrage des contours.

- ***Opérateurs de Sobel et Prewitt***

Les opérateurs de Sobel et de Prewitt permettent d'estimer localement la norme du gradient spatial bidimensionnel d'une image en niveau de gris. Ils amplifient les régions de fortes variations locales d'intensité correspondant aux contours. Ces opérateurs consistent en une paire de masques de convolution 3×3. L'application séparée de chacun des masques donne une estimation des composantes horizontales et verticales du gradient par un simple filtrage linéaire avec un masque 3×3. Il est ensuite possible de calculer la norme et la direction du gradient en chaque point à partir des composantes du gradient ∇x et ∇y. La norme du gradient ainsi estimée correspond à l'intensité attribuée au pixel courant. C'est donc l'image de la norme du gradient que l'on visualise généralement.

Les opérateurs de Sobel et de Prewitt combinent un léger filtrage passe-bas le long des lignes et des colonnes et un filtrage passe-haut du type gradient (changement de signe des poids). Nous donnons ici les masques de Sobel et de Prewitt:

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad ; \quad S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Masque de prewitt *Masque de Sobel*

- ***Opérateur de Roberts***

Le détecteur de Roberts permet de calculer le gradient bidimensionnel d'une image de manière simple et rapide. Il amplifie les zones où la norme du gradient spatial est importante qui correspond souvent aux contours. Ce principe ne diffère pas beaucoup de celui des opérateurs de Prewitt et Sobel. Ces masques répondent maximalement aux contours orientés à 45° par rapport à la grille de pixels. Par

conséquent, l'opérateur de Roberts effectue une estimation locale du gradient selon les deux diagonales.

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad R_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Masque de convolution de Robert

C- Détection des contours par dérivée seconde [14]

On vient de voir des filtres basés sur la recherche de maxima de la dérivée première. Les filtres larges qu'on va maintenant étudier recherchent les zéros de la dérivée seconde (méthode permettant de bien mettre en évidence les maxima de la dérivée première) ou, plus précisément, du Laplacien qui est une dérivation au deuxième ordre:

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad \text{(II.8)}$$

Dans le cas d'une image, il n'existe pas une dérivée seconde unique mais quatre dérivées partielles (Selon x^2, y^2, xy *et* yx).

En pratique, on enlève cette ambiguïté en ayant recours à l'opérateur Laplacien qui fait la somme des deux dérivées partielles principales seulement.

Les considérations concernant le bruit dans la dérivée première sont encore plus importantes dans les calculs de dérivée seconde. On utilise donc couramment une combinaison de lissage et Laplacien ce qui correspond au Laplacien d'une Gaussienne.

L'estimation de la dérivée seconde étant très sensible aux bruits, il convient de filtrer très fortement l'image avant de mesurer le Laplacien. Ainsi, afin de limiter les réponses dues au bruit de l'image *I*, le plus souvent.

D- Méthodes dérivatives

Une variation existera si le gradient est localement maximum ou si la dérivée seconde présente un passage par zéro. Les principaux algorithmes connus (SOBEL, PREWITT, KIRSH, CANNY, DERICHE, ...) se basent sur ce premier aspect du contour. Les méthodes dérivatives s'appuient sur la constatation que les contours d'image sont traduits généralement par les transitions rapides de l'image, et que les variations lentes seront éliminées par dérivation.

Les contours des objets dans des images de dimension quelconques correspondent le plus souvent aux:

- ✓ extrema locaux du gradient;
- ✓ aux zéro du Laplacien de la fonction de niveaux de gris.

Cette méthode (méthodes dérivatives) est généralement suivi par un seuillage afin d'accentuer les zones de haute intensité des gradients. Le seuillage élimine les transitions de faible gradient pouvant correspondre à du bruit. On peut l'effectuer à l'aide de deux techniques:

- **Utilisation du gradient**

La détection d'un contour se fait par la recherche des maximums du gradient (définit ci haut):

- ✓ extraction des maximums locaux (détection des contours fins);
- ✓ seuillage par hystérésis de l'image des maximums locaux.

En pratique, on dispose de masques numériques à balayer sur l'image (PREWITT, SOBEL, ROBERT et KIRSH….).

- **Le gradient**

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. La méthode la plus simple pour estimer un gradient est donc de faire un calcul de variation monodimensionnelle, *i.e.* en ayant choisi une direction donnée. En concédèrent *G* la fonction de niveau de gris de l'image à traiter, on obtient alors:

$$\nabla G[x,y] = \left(\frac{\delta G(x,y)}{\delta x}, \frac{\delta G(x,y)}{\delta y} \right) \text{..... (II.9)}$$

Généralement, c'est de la norme du gradient dont on aura le plus besoin. Il existe plusieurs méthodes pour estimer la norme du gradient d'une fonction de niveau de gris *G***:**

$$\left|\nabla G[x,y]\right| = \sqrt{\left(\frac{\delta G(x,y)^2}{\delta x} + \frac{\delta G(x,y)^2}{\delta y} \right)^2} \text{ ..... (II.10)}$$

L'utilisation de ces formules étant un peu lourde, on dispose dans la pratique de masque numérique à balayer sur l'image. Dans ce qui suit nous donnerons quelques exemples.

- ✓ **Le maximum local**

Un maximum est un point pour lequel f est plus grande par apport à ses voisins, ce qui peut se traduire mathématiquement par la définition suivante:

On considère une fonction $f : \Re^2 \to \Re$

Soit $f : I \times J \to \Re$ où I et J sont des intervalles ouverts; f est localement maximum en $(x_0, y_0) \in I \times J$ dans la direction de $\vec{n}$ si $f(x_0, y_0) \geq f(x, y)$ pour tous les points (x, y) de la direction $\vec{n}$.

- ✓ **Les arêtes**

Les arêtes dessinent les contours des objets, des structures présentes sur l'image, et constituent les zones que l'œil perçoit le mieux: ce sont des zones où l'intensité lumineuse varie brusquement. Nous pouvons alors intuitivement définir les points d'une arête comme ceux où le gradient de l'intensité lumineuse $\left|\vec{\nabla} I\right|$ est maximum.

II.3.1.2 Approche région

Les approches régions divisent l'image en régions distinctes en recherchant non plus la discontinuité de l'intensité des pixels, pour définir des bords dans l'image, mais la similarité des niveaux de gris des pixels en fonction d'un ou plusieurs attributs. Parmi les techniques de segmentation en régions, on distingue usuellement trois grandes classes d'algorithmes fonctionnant par fusion (ou croissance de régions), division et fusion/division.

Les méthodes de fusion consistent à élaborer progressivement les régions en partant du niveau de pixel et en se basant sur des critères d'homogénéité. A chaque étape, on choisit parmi les couples de régions adjacentes celle dont la réunion vérifie le mieux le critère d'homogénéité.

Les algorithmes de division utilisent une démarche inverse en cherchant à chaque étape à diviser les régions jugées non homogènes. La manière de diviser est un problème crucial pour ce type d'algorithmes. Quant aux méthodes de fusion/division, elles allient ces deux aspects et fonctionnent à partir d'une partition arbitraire mais le choix de la stratégie à adopter est une des difficultés de cet algorithme.

A- Segmentation par fusion (Merge)

On part du principe que chaque pixel représente à lui seul une région. Deux régions seront fusionnées si elles répondent aux doubles critères de similarité des niveaux de gris et d'adjacence de régions .On s'arrête quand le critère de fusion n'est plus vérifié.

B- Segmentation par division (Split)

On peut tout à fait initialiser le processus en considérant que la première région est composée de toute l'image. Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs et on réitère le processus sur chaque sous région prise individuellement.

C- Algorithme Split and Merge

L'algorithme Split and Merge (littéralement diviser et réunir) a été proposé par HOROWITZ et PAVLIDIS en 1974. Le processus est décomposé en deux étapes. L'image initiale peut être une première partition résultant d'une analyse grossière ou bien l'image brute.

- Dans la première étape, ou division, on analyse individuellement chaque région X. Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs et l'on réitère le processus sur chaque sous région prise individuellement. On peut tout à fait initialiser le processus en considérant que la première région est composée de toute l'image.
- Dans la deuxième étape, ou réunion, on étudie tous les couples de régions voisines (X,Y). Si l'union de ces deux régions vérifie le critère d'homogénéité, alors, on fusionne les régions. La principale difficulté de cette approche réside bien sûr dans le parcours de l'ensemble de tous les couples de régions voisines.

II.3.2 Algorithme de (CANNY – DERICHE)

Pour détecter les contours d'objets présents dans une image, l'algorithme de (CANNY-DERICHE) utilise les cartes de gradient de l'image. Il permet de satisfaire les trois conditions à respecter lors de la conception des filtres de détection:

- ✓ qualité de la détection des vrais points de contour;
- ✓ localisation des points détectés;
- ✓ unicité de la solution (en cas de détection multiple).

La prise en compte de ces trois critères pour l'opérateur idéal de détection fournit une première approximation par la dérivée de la fonction de Gauss *g(i)*, proposée par CANNY:

$$g_1(i) = \alpha \cdot i \cdot^{\frac{-e^2}{2\sigma^2}} \quad \text{..... (II.11)}$$

Ce filtre à l'avantage de la séparabilité, car il opère indépendamment sur les deux axes de l'image. L'implémentation du filtre de CANNY utilise le lissage 1D avec le filtre de Gauss *g(x)*, suivi par la convolution avec le filtre 1D de la dérivée $g^1(x)$ de la fonction de Gauss, sur chacun des deux axes, afin d'obtenir les cartes de la norme des gradients et de leurs orientations locales:

- ✓ Filtrage de l'image par un filtre Gaussien dont la variance σ^2 fixe le degré de lissage.
- ✓ Estimation de l'amplitude et de l'orientation du gradient en appliquant un filtre de Sobel.
- ✓ Utilisation du seuillage par hystérésis pour détecter et relier les contours.

Pour une image, il est possible d'améliorer les résultats par un réglage plus fin des paramètres de l'algorithme d'extraction des maxima locaux.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les différentes méthodes de segmentation d'images qui sont des méthodes de traitement de bas niveau qui consiste à la réduction du bruit de l'image et au rehaussement des contraste afin de partitionner l'image observée en un certain nombre de régions qui pourront par la suite être traitées de manière différentes.

Le choix d'une technique est lié à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image (optique, infrarouge,…), les conditions d'acquisition (éclairage, présence de bruit,…) et bien évidemment les contraintes d'exploitations.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir, de manière absolue, une bonne méthode de segmentation. Parmi les méthodes les plus utilisées, on trouve celle des ondelettes (multi échelle), qui devient de plus en plus populaire car mieux adaptée, et c'est ce qui sera étudié dans ce qui suit.

Chapitre III

Analyse d'images numériques par les ondelettes

III.1 Introduction

Le traitement d'images nécessite un ensemble de techniques; comme nous avons présenté précédemment, il suppose une certaine organisation préalable de la pensée.

Parmi les outils utilisés en traitement d'image, citons, la transformée en ondelettes qui font l'objet de ce travail. La transformée en ondelettes est un outil qui découpe les images, les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

Une ondelette est bien localisée en temps et en fréquence. Comme la transformée de Fourier, elle permet d'étudier les fréquences d'une fonction tout en conservant la localisation des événements.

Nous nous intéressons dans ce chapitre à la segmentation des images numériques, par la méthode des ondelettes.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons, l'outil que nous avons sélectionné pour la segmentation multi échelles, et choisi d'implémenter, sous différentes formes; c'est le détecteur multi échelles de Canny, fondé sur les travaux originaux de J. Canny et utilisé dans le contexte des ondelettes par S. Mallat [11].

III.2 Analyse temps-fréquence

III.2.1 Transformée de Fourier [16]

La théorie de Fourier permet de décomposer un signal en une série de sinusoïdes à différentes fréquences; la fonction analysée peut être comparée à une partition dont les sinusoïdes seraient les différentes notes.

La transformée de Fourier, notée $\hat{f}$, consiste à analyser une fonction *f* à l'aide d'exponentielles complexes $e^{i\omega t}$:

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \quad \text{.....(III.1)}$$

Avec : ω =2πf, f: est la fréquence.

La transformée de Fourier peut se généraliser sur R^n. Dans le cas 2D, la transformée de Fourier de f à deux variables t_1 et t_2 est définie par:

$$\hat{f}(\omega_1,\omega_2)=\int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} f(t_1,t_2)e^{-i(\omega_1 t_1+\omega_2 t_2)}dt_1 dt_2 \quad \text{..... (III.2)}$$

La transformée de Fourier discrète (TFD) de *f*, fonction de l'espace des signaux discret de longueur finie N, est définie par:

$$\hat{f}[\omega]=\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{n=0}^{N-1} f[n]\ e^{-\frac{i\omega n}{N}} \quad \text{.....} \quad \text{(III.3)}$$

Avec : $\omega = 2\pi k$; et k, $n \in Z$ pour k=0,1,…..N-1.

La transformation de Fourier repose sur le principe, que toutes les fonctions sont décomposables, en une somme de cosinus et de sinus, à des fréquences différentes. Elle permet de distinguer les composantes en fréquence d'un signal dans un repère Amplitude/Fréquence.

Il faut donc, trouver un compromis qui permette de renseigner sur le contenu fréquentiel, tout en préservant la localisation, afin d'obtenir une représentation temps-Fréquence du signal. Une solution qui vient naturellement à l'esprit, est de limiter le domaine d'intégration temporel, à l'aide d'une fonction fenêtre, que l'on pourra faire glisser pour explorer le signal ; on obtient ainsi, la transformée de Fourier à fenêtre glissante**.**

III.2.2 Transformée de Fourier à fenêtre glissante [15]

La transformée de Fourier consiste à analyser une fonction à l'aide de sinusoïdes (des exponentielles complexes $e^{i\omega t}$). Or le support de cette fonction est infini, et de plus, ne privilégie aucun intervalle de temps. Toute information temporelle sur la fonction *f(t)* analysée est donc perdue.

Afin d'améliorer la localisation en temps, tout en préservant la localisation en fréquence, on peut utiliser la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG), approche introduite par Gabor qui consiste à décomposer un signal sur des fonctions élémentaires; elle est définie par:

$$Sf(\omega,u)=\int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\omega t}dt \quad \text{.....} \quad \text{(III.4)}$$

Où: f est la fonction à analyser; g est une fonction "fenêtre" appropriée centrée sur u.

Cependant la taille de la fenêtre étant fixe, cette représentation ne parait pas adaptée à la représentation des fonctions ou signaux ayant des composantes de tailles différentes à celle de la fenêtre, ce qui limite l'adaptivité d'une analyse par transformée de Fourier à fenêtre glissante.

III.3 Analyse temps-échelle

L'analyse temps-échelle, qu'il conviendrait d'appeler espace-échelle dans le cas de l'image, consiste en une gamme très étendue d'échelles pour analyser le signal.

L'analyse par les ondelettes est une représentation temps-échelle dont le principe est de décrire l'évolution temporelle d'un signal relativement à une échelle d'observation.

La transformée en ondelettes est conçue pour être adaptative: elle consiste à analyser le signal *f* à l'aide d'une fonction bien localisée, ψ, de moyenne nulle, qu'on appelle ondelette, que l'on translate sur tout le signal et que l'on peut dilater [15].

III.3.1 Transformée en ondelettes

III.3.1.1 Définition d'ondelettes

Une fonction ψ(x) de $L^2(R)$, de variable réelle (x), s'appelle ondelette mère ou ondelette analytique, si les conditions suivantes sont réalisées [15]:

- Ψ doit être localisé en temps et en fréquence.
- Ψ doit être continue, absolument intégrable et de carré intégrable.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(x)|^2 dx \quad \langle \quad \infty \qquad \text{(III.5)}$$

- Ψ admissible.

$$C_\Psi = \int_0^{+\infty} \frac{\left|\hat{\Psi}(\omega)\right|^2}{\omega} \, d\omega \quad \langle \quad +\infty \qquad \text{(III.6)}$$

Cette dernière condition implique que ψ est de moyenne nulle.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(x) dx = 0 \qquad \text{(III.7)}$$

- $\hat{\Psi}$, la transformée de Fourier de la fonction mère doit être nulle.

$$\forall \omega \in R^*, \quad \hat{\Psi}(\omega) \neq 0 \qquad \text{(III.8)}$$

III.3.1.2 Famille d'ondelettes

A l'origine, les ondelettes ont été introduites dans le cas monodimensionnel par Morlet; elles sont obtenues par dilatation et translation d'une seule fonction Ψ [15].

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \qquad a > 0, \quad b \in \Re \qquad \text{(III.9)}$$

Avec: a représente le paramètre de dilatation, tandis que le paramètre b fournit la translation.

A partir de la formule (III.9), on construit une famille d'ondelettes dilatées et translatées.

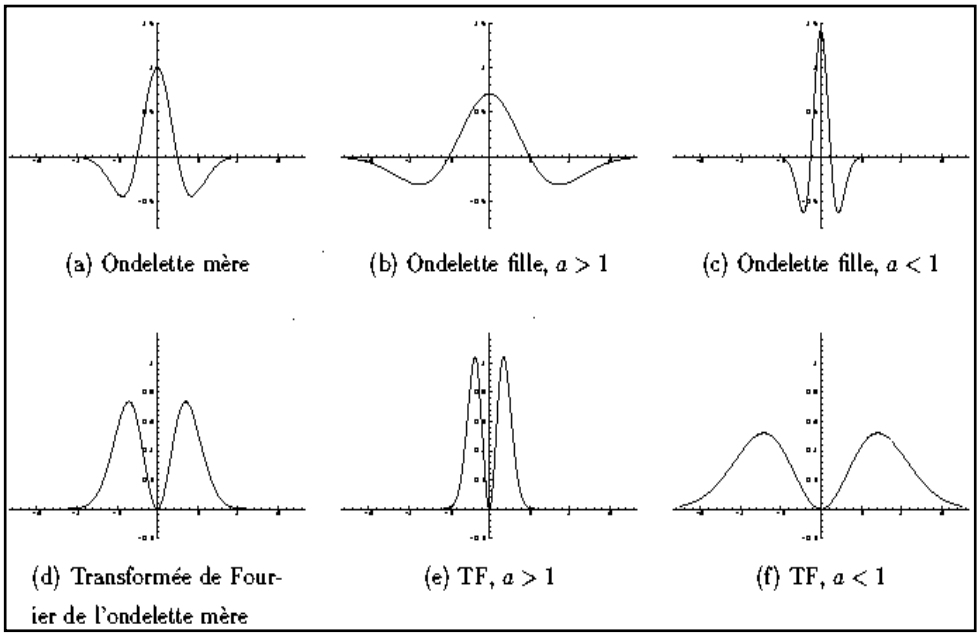


Figure III.1: exemples d'ondelettes pour plusieurs facteurs d'échelle a; et leur transformée de fourier [16].

III.3.1.3 Différents types d'ondelettes

- **Ondelette de Haar**

C'est la plus simple des ondelettes: définie sur l'intervalle $[0,1]$ (ou parfois sur $\left[-\frac{1}{2},\frac{1}{2}\right]$), c'est la fonction H constante par morceaux qui vaut:

$$\Psi(x)=\begin{cases} 1 \quad si \quad x\in\left[0,\frac{1}{2}\right[\\ -1 \quad si \quad x\in\left]\frac{1}{2},1\right] \end{cases} \quad \text{…...……(III.10)}$$

- **Ondelette de Morlet**

Cette ondelette n'a aucune fonction d'échelle; sa forme est une gaussiène modulée par une exponentielle complexe:

$$\Psi(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{\frac{-x^2}{2}}e^{-i\omega_0 t} \text{……(III.11)}$$

- **Le chapeau mexicain**

Cette fonction ne possède pas aussi une fonction d'échelle; mais, elle a la forme d'une dérivée seconde d'une gaussienne :

$$\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{3}} \pi^{\frac{-1}{4}} (1 - x^2) e^{\frac{-x^2}{2}} \quad \text{.....(III.12)}$$

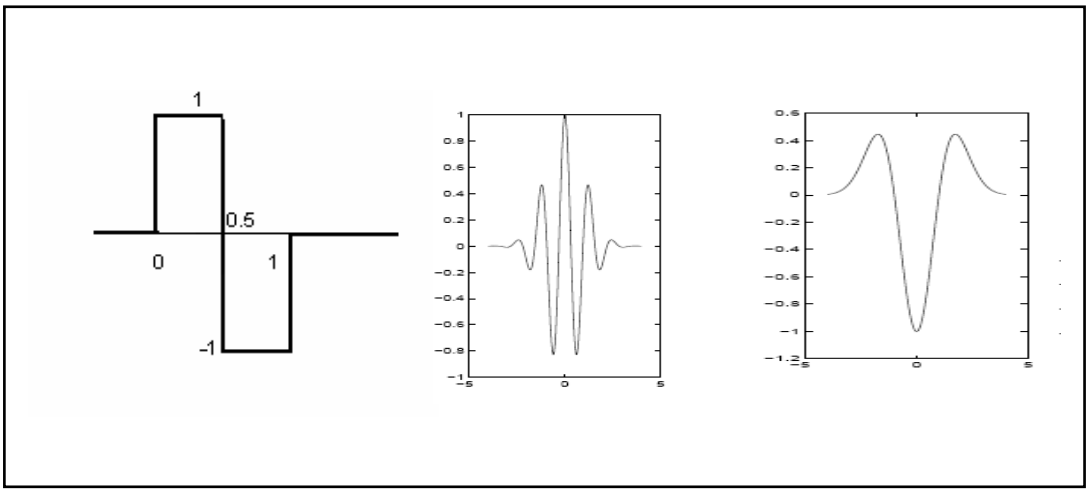


Figure III.2: différents types d'ondelettes: de gauche à droite: ondelette de Haar, ondelette de Morlet et le chapeau mexicain [15].

III.3.2 Transformée d'ondelettes unidimensionnelle

III.3.2.1 Transformé en ondelettes continue

L'objectif de la transformée en ondelettes est de décomposer un signal quelconque en contributions, localisées à la fois en temps et en échelle et que nous appellerons *coefficients d'ondelettes*. Les ondelettes (filles) sont des fonctions générées à partir d'une fonction $\Psi(x)$ appelée ondelette analysante (mère), par translation et dilatation.

La transformée en ondelettes d'une fonction est une représentation de cette fonction sur une base d'ondelettes définie précédemment. Ainsi la transformée en ondelettes continue est une décomposition d'atomes $\Psi_{a,b}$ comme l'exprime la définition suivante [15]:

Définition

La transformée en ondelettes continue d'une fonction $f \in L^2(R)$ est

$$\forall a \in R, \forall \ \ b \rangle 0, \quad Wf(a,b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \frac{1}{\sqrt{b}} \overline{\Psi\left(\frac{x-a}{b}\right)} dx \text{.....(III.13)}$$

Où : $Wf(a,b)$est appelée coefficient d'ondelettes.

Propriétés

Plusieurs propriétés caractérisent la transformée en ondelettes [15]**:**

- **conservation d'énergie**

La transformée en ondelettes possède la propriété de conservation d'énergie; ce qui signifie qu'il n'y a pas de perte d'information entre la fonction et sa transformée. Cette propriété est définie par la formule suivante:

Considérons une ondelette réelle $\Psi \quad de \quad L^2(R)$ alors on a b, pour tout $f \quad de \quad L^2(R)$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \frac{1}{C_\Psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |Wf(a,b)|^2 da \frac{db}{b^2} \quad \text{.....(III.14)}$$

Où : C_Ψ est la constante définie par la condition d'admissibilité (III.6).

- **Inversion**

La transformée en ondelettes est inverse, la fonction *f* peut être reconstruite d'après l'équation suivante:

$$f(x) = \frac{1}{C_\Psi} \int\int \Psi_{a,b}(x) \; Wf(a,b) \frac{da}{a^2} db \quad \text{.....(III.15)}$$

- **Linéarité**

La propriété de linéarité (homogénéité et additive) de la transformée en ondelettes est donnée par les relations suivantes:

✓ Propriété d'homogénéité:

$$Wf(Xa, Xb) = XWf(a,b), \quad X \in \Re \quad \text{.....(III.16)}$$

✓ Propriété d'additive :

$$W(\alpha f_1 + \beta f_2) = \alpha W f_1 + \beta W f_2, (\alpha, \beta) \in C^2, (f_1, f_2) \in \left(L^2(\Re)\right)^2 \quad \text{.....(III.17)}$$

- **Invariance par translation**

Une des propriétés de la transformée en ondelette continue est l'invariance par translation définie par:

$$Si \quad f\tau(x) = f(x-\tau) \quad alors \quad Wf\tau(a,b) = Wf(a-\tau, b) \quad \text{.....(III.18)}$$

III.3.2.2 Transformé en ondelettes discrète

Pour des applications d'analyse de signal, on choisit de restreindre les valeurs des paramètres de dilatation–translation (a, b) à un sous ensemble discret, ce qui conduit à la notion de frames d'ondelettes étudiées par I.Daubechies, Grossman, Y Meyer [15].

Discrétisation de a et b

Pour la transformée en ondelettes discrète, les paramètres de dilatation-translation appartiennent à un réseau discret. On peut donc définir a et b par :

$$a = a_0^j, \quad b = kb_0a_0^j, \quad j,k \in Z$$

Avec : a_0 et b_0 des constante réelles, l'expression de la famille des ondelettes sera alors:

$$\Psi_{j,k} = \left\{ a_0^{\frac{-j}{2}} \Psi\left(a_0^{-j}x - kb_0\right) \middle/ \; j,k \in Z \right\} \text{.....(III.18)}$$

Un critère pour guider le choix (des valeurs) de a_0 et b_0 est la minimisation du nombre de points d'analyse afin de limiter les redondances d'informations extraites du signal. Le choix de $a_0 = 2$ lors du passage à la voie adjacente entraine un nombre de points réduits de moitié (sur un même support temporel) lors du passage à la voie inférieure.

Ainsi $b_0 = 1$ est choisi pour que l'indice de translation K soit avec la longueur b de la translation. On aboutit alors à une nouvelle expression de la série d'ondelettes :

$$\Psi_{j,k} = \left\{ 2^{-\frac{j}{2}} \Psi(2^{-j}x - k) \;/\; j,k \in Z \right\} \text{.....(III.19)}$$

Les $\Psi_{j,k}$ forment donc une base orthonormée de $L^2(\Re)$, et la décomposition d'une fonction $f(x) \in L^2(\Re)$ peut alors s'écrire:

$$f(x) = \sum_{j \in Z} \sum_{k \in Z} < f, \Psi_{j,k} > \Psi_{j,k}(x) \text{.....(III.20)}$$

Où :

$$< f, \Psi_{j,k} > = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u)\, \overline{\Psi}(2^{-j}u - k)\, du \text{.....(III.21)}$$

représente la transformée en ondelette dyadique [15].

$\Psi_{j,k}$: est l'ondelette dilatée d'un facteur de 2^j et translatée de $k2^j$.

III.3.3 Transformée d'ondelettes bidimensionnelle

Pour travailler sur des fonctions bidimensionnelles et en particulier des images, on utilise non plus une, mais deux transformées en ondelettes basées sur les ondelettes Ψ^1 , Ψ^2 orientées (par exemple les dérivées suivant x et y d'un noyau de lissage).

Nous disposons ici de deux ondelettes orientées Ψ^1 , Ψ^2 de $f(x) \in L^2(\Re)$ et définissons deux transformées en ondelettes dyadiques par:

$$D^1 f\left(\vec{b}, 2^j\right) = \left\langle f(\vec{x}), \frac{1}{2^j} \Psi^1\left(\frac{\vec{x}-\vec{b}}{2^j}\right)\right\rangle$$
$$D^2 f\left(\vec{b}, 2^j\right) = \left\langle f(\vec{x}), \frac{1}{2^j} \Psi^2\left(\frac{\vec{x}-\vec{b}}{2^j}\right)\right\rangle \quad \text{.....(III.22)}$$

Notons que les transformées d'ondelettes unidimensionnelle et bidimensionnelle comportent les mêmes propriétés [15].

III.3.4 Analyse multirésolution

III.3.4.1 Définition

Une analyse multirésolution de $L^2(R)$ consiste en une suite de sous espaces fermés emboîtés $(V_j), j = -\infty.....+\infty$ qui vérifient les propriétés suivantes [15]:

$$\forall j \in Z, V_j \subset V_{j+1}$$
$$\forall j \in Z, f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}$$
$$\forall k \in Z, f(x) \in V_0 \Leftrightarrow f(x-k) \in V_0$$
$$\lim_{j \to -\infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$$
$$\lim_{j \to +\infty} V_j = \overline{\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j} = L^2(R)$$

Avec : j est la résolution et représente le niveau d'analyse de la fonction *f*.

III.3.4.2 Ondelettes et l'analyse multirésolution

- **Cas monodimensionnel**

L'analyse multirésolution d'un signal $f(x)$ consiste à réaliser des projections successives $proj_{Vj} f(x)$ du signal sur les espaces V_j ; ce qui conduit à des approximations de plus en plus grossières de $f(x)$ au fur et à mesure que *j* croit. La différence entre deux approximations consécutives $proj_{Vj-1} f(x)$ et $proj_{Vj} f(x)$ représente l'information de détail qui existe à l'échelle 2^{j-1} et qui est perdue à l'échelle 2^j. Cette

information est contenue dans le sous espace W_{j-1} le complémentaire orthogonal de V_{j-1} dans V_j.

$$V_j = V_{j-1} \oplus W_{j-1} \quad \text{(III.23)}$$

Où: $\oplus$ signifie la somme directe de sous espaces.

- **En deux dimensions**

La définition générale d'une analyse multirésolution de $L^2(R^2)$ est similaire à celle donnée dans le cas monodimensionnel. Il suffit de considérer des fonctions à valeurs dans R^2 et non plus dans R.

Le produit tensoriel fournit un moyen simple de définir une analyse multirésolution de $L^2(R^2)$. $\{V_j = Vj \otimes V_j\}_{j \in Z}$ définit une analyse multirésolution de $L^2(R^2)$. Donc:

$$V_j = \underbrace{(V_{j-1} \otimes V_{j-1})}_{V_{j-1}} \oplus \underbrace{(V_{j-1} \otimes W_{j-1})}_{w^1_{j-1}} \oplus \underbrace{(W_{j-1} \otimes V_{j-1})}_{w^2_{j-1}} \oplus \underbrace{(W_{j-1} \otimes W_{j-1})}_{w^3_{j-1}} \quad \text{(III.24)}$$

et on peut écrire:

$$V_j = V_{j-1} \oplus W^1{}_{j-1} \oplus W^2{}_{j-1} \oplus W^3{}_{j-1} \quad \text{(III.25)}$$

d'où, chaque espace d'approximation V_j est composé en un espace d'approximation plus grossier V_{j-1} et trois espaces de détails.

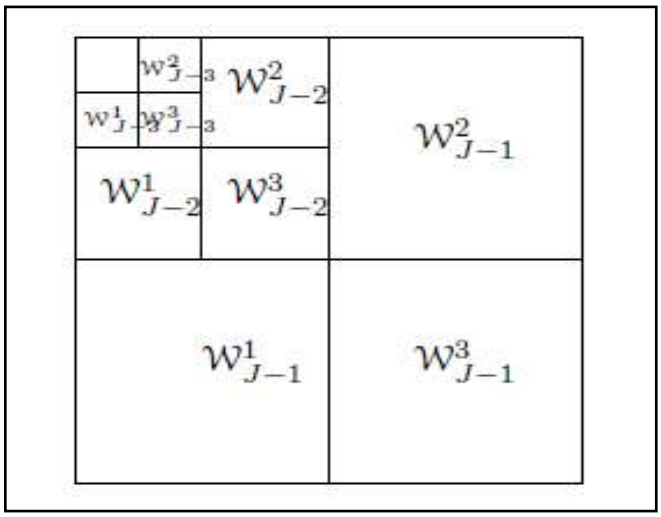


Figure III.3: représentation de la transformée en ondelettes orthogonale d'une image [15].

III.4 Détecteur multi-échelles de Canny [15]

Dés 1986, John Canny proposera un détecteur d'arêtes fondé sur la recherche des maxima locaux de l'image, lissée de sorte à ce que ce gradient soit bien définit partout. De nombreux travaux se sont appuyés sur ce détecteur, qui enrichissent le détecteur de Canny en le rendant multi-échelles: l'image est encore convoluée par un noyau de lissage, mais cette convolution est faite pour plusieurs échelles.

La méthode de Canny repose sur une dérivée première d'une gaussienne. Un contour est détecté lorsque le module du gradient est maximal dans la direction du gradient. De plus, avant de calculer le gradient, il est nécessaire de lisser l'image par un noyau de convolution θ, par exemple la dérivée d'une gaussienne qui offre plusieurs avantages tels que:

- ✓Bonne localisation: faible taux d'erreur dans la signalisation des contours.
- ✓Bonne localisation: minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels.
- ✓Réponse unique: une seule réponse par contour

III.4.1 Formule mathématique du DMC (1)

Cette méthode fait intervenir une ondelette bidimensionnelle et vectorielle dont les deux composantes sont les dérivées selon x et selon y d'une fonction $\theta(x, y)$ [15]:

$$\Psi^1 = \frac{\partial \theta}{\partial x} \text{ et } \Psi^2 = \frac{\partial \theta}{\partial y} \quad \text{.....(III.26)}$$

Où : θ est un noyau de lissage positif et soit isotrope, soit à variables séparées; il vérifiera (r et α désignent ici les coordonnées polaires):

$$\iint_{R^2} \theta = 1$$

$$\theta(r\cos\alpha, r\sin\alpha) = g(r) \quad ou \quad \text{.....(III.27)}$$

$$\theta(x, y) = \theta_1(x)\theta_2(y)$$

On notera

$$\vec{\Psi} = (\psi_1, \psi_2) \quad \text{.....(III.28)}$$

On définit ainsi deux transformées en ondelettes, l'une détectant les singularités verticales et l'autre les singularités horizontales d'une image, dont les valeurs à l'échelle $a \geq 0$ et au point (u, v) de $\Re^2$ sont:

1: Détecteur multi-échelles de Canny.

$$W^1 f(u,v,a) = \int\int_{\Re^2} f(x,y)\frac{1}{a}\psi^1(\frac{x-u}{a},\frac{y-v}{a})dxdy = f * \breve{\psi}_a^1(u,v) \quad \text{.....(III.29)}$$

$$W^2 f(u,v,a) = \int\int_{\Re^2} f(x,y)\frac{1}{a}\psi^2(\frac{x-u}{a},\frac{y-v}{a})dxdy = f * \breve{\psi}_a^2(u,v) \quad \text{.....(III.30)}$$

Où : $\psi_a^p(x,y) = \frac{1}{a}\psi^p(\frac{x}{a},\frac{y}{a})$ et $\breve{\psi}_a^p(x,y) = \psi_a^p(-x,-y)$ pour $p = 1,2$.

Cette transformée peut être écrite de manière plus synthétique sous forme vectorielle:

$$\vec{W} f(u,v,a) = (W^1 f(u,v,a), W^2 f(u,v,a)) = < f(x,y), \vec{\Psi}_a(x-u,y-v) > \quad \text{.....(III.31)}$$

Ainsi, en chaque point (u,v) de $\Re^2$, à une échelle a fixée, le vecteur $\vec{W}f(u,v,a) = (W^1 f(u,v,a), W^2 f(u,v,a))$. Or, du fait que dérivation et convolution commutent, il vient que :

$$W^1 f(u,v,a) = a\frac{\partial}{\partial u}(f * \breve{\theta}_a)(u,v) \quad \text{.....(III.32)}$$

$$W^2 f(u,v,a) = a\frac{\partial}{\partial v}(f * \breve{\theta}_a)(u,v) \quad \text{.....(III.33)}$$

Où

$$\breve{\theta}_a(x,y) = \frac{1}{a}\theta(\frac{-x}{a},\frac{-y}{a}) \quad \text{.....(III.34)}$$

Et donc

$$\vec{W}f(u,v,a) = a\vec{\nabla}(f * \breve{\theta}_a)(u,v) \quad \text{.....(III.35)}$$

Avec : $\vec{W}f(u,v,a)$ représente le gradient de l'image lissée.

Pour repérer les arêtes de l'image, il faut trouver les maxima locaux du module de $\vec{W} f(u,v,a)$ dans la direction du gradient de $\vec{\nabla}(f * \breve{\theta}_a)(u,v)$.

Plutôt que de représenter $\vec{W} f(u,v,a)$ par ses deux composantes $W^1 f(u,v,a)$ et $W^2 f(u,v,a)$, il sera donc plus pratique de trouver les points de contours, d'utiliser son module et son orientation par les formules :

$$Mf(u,v,a) = \sqrt{\left|W^1 f(u,v,a)\right|^2 + \left|W^2 f(u,v,a)\right|^2} \quad \text{.....(III.36)}$$

$$Af(u,v,a) = \begin{cases} \tan^{-1}(\frac{W^2 f(u,v,a)}{W^1 f(u,v,a)}), & \text{si } W^1 f(u,v,a) \geq 0 \\ \pi - \tan^{-1}(\frac{W^2 f(u,v,a)}{W^1 f(u,v,a)}), & \text{si } W^1 f(u,v,a) < 0 \end{cases} \quad \text{.....(III.37)}$$

$Mf(u,v,a)$ est le module en (u,v) du gradient $\left(\frac{\partial(f*\theta_a)}{\partial u},\frac{\partial(f*\theta_a)}{\partial v}\right)$ de l'image f convoluée par un noyau de lissage à l'échelle a ; $Af(u,v,a)$ est l'orientation en (u,v) du gradient par ce même noyau à l'échelle a.

III.4.2 Inversion de la formule du DMC

A partir de la formulation mathématique du détecteur multi échelle de Canny, on peut inverser le détecteur (retrouver f à partir des cœfficients $\vec{W}f(u,v,a)$).
Pour cette raison, on utilise un noyau de lissage θ isotrope (une gaussienne par exemple).

Proposition

Soit f une fonction de $L^2(\Re^2)$ et $\vec{W}f(u,v,a)$ sa transformée par le DMC, utilisant une ondelette $\vec{\Psi}$ qui est le gradient d'un noyau θ isotrope. Alors on a la formule de reconstruction suivante:

$$f(\vec{x})=\frac{\pi}{C_{\Psi^1}}\int_{a>0}\frac{da}{a^3}\iint_{\Re^2}d\vec{b}\ \vec{W}f(\vec{b},a).\vec{\Psi}_{a,\vec{b}} \quad \text{.....(III.38)}$$

où: $\vec{\Psi}_{a,\vec{b}}=(\Psi^1_{a,\vec{b}},\Psi^2_{a,\vec{b}})$, $\Psi^1_{a,\vec{b}}=\frac{1}{a}\frac{d\theta}{dx}(\frac{\vec{x}-\vec{b}}{a})$, $\Psi^2_{a,\vec{b}}=\frac{1}{a}\frac{d\theta}{dy}(\frac{\vec{x}-\vec{b}}{a})$

La constante C_{Ψ^1} est définie, lorsqu'on travaille en deux dimensions, par:

$$C_{\Psi^1}=\iint_{\Re^2}\frac{\left|\hat{\Psi}^1(\vec{\omega})\right|^2}{\left|\vec{\omega}\right|^2}d\vec{\omega} \quad \text{.....(III.39)}$$

III.4.3 Implémentation de l'opérateur DMC

Nous allons maintenant voir comment construire un algorithme rapide et efficace qui permettre de calculer les cœfficients du détecteur multi échelle de Canny. Considérons pour cela un noyau de lissage donné par une gaussienne.

III.4.3.1 Analyse

Soit θ un masque gaussien; on utilise la propriété de l'invariance par convolution d'une gaussienne qui donne:

$$\overbrace{\theta\otimes\theta\ ...\otimes\theta}^{n-1 convolutions}(x,y)=\frac{1}{n}\theta(\frac{x}{\sqrt{n}},\frac{y}{\sqrt{n}}) \quad \text{.....(III.40)}$$

Ainsi, en convoluant itérativement *f* par des gaussiennes:

$$f*\overbrace{\theta*\theta...*\theta}^{n-1 convolutions} \quad \text{.....(III.41)}$$

On obtient la convolution de *f* par une gaussienne d'échelle $\sqrt{n}$.

Avec: ⊗ représente le produit de convolution entre deux masques θ. Et ∗ représente le produit de convolution entre l'image f et le masque θ.

Les étapes d'analyse sont :

✓ Conversion de l'image en matrice: l'image est convertie en un tableau notée $f(x,y)$.

✓ Convolution en cascade.

Convoluer itérativement f par un masque gaussien de 7×7 (par exemple), on obtient ainsi la matrice:

$$f_n = \overbrace{f*\theta*\theta...*\theta}^{n-1 convolutions} \quad \text{.....(III.42)}$$

Qui est aussi

$$f_n = f*(\theta\otimes\theta...\otimes\theta) = f*\frac{1}{n}\theta\left(\frac{x}{\sqrt{n}},\frac{y}{\sqrt{n}}\right) \quad \text{.....(III.43)}$$

✓ Dérivation

Les coefficients d'ondelettes à l'échelle $\sqrt{n}$ sont calculés en convoluant f_n par un filtre de dérivation suivant les x d'une part, et suivant les y d'autre part : ($D_x = [0 \quad 1 \quad -1]$ par exemple, $D_y = D_x^T$) et à multiplier par l'échelle $\sqrt{n}$; on obtient ainsi les coefficients $W^1 f(u,v,\sqrt{n})$ et $W^2 f(u,v,\sqrt{n})$.

Si on veut des échelles dyadiques, on effectue les convolutions

$$f*\overbrace{\theta}^{1conv}*\overbrace{\theta}^{2conv}*\underline{\theta}*\overbrace{\theta}^{4conv}*\underline{\theta}*\underline{\theta}*\underline{\theta}*\overbrace{\theta}^{8conv}*\theta*\underline{\theta}*\theta*\underline{\theta}*\theta*\underline{\theta}*\theta*\overbrace{\theta}^{16conv}$$

On convolue donc itérativement *f*, et si on arrive sur un θ surmonté d'une accorade (échelles $2^{j/2}$) ou souligné (échelles intermédiaires) on effectue une dérivation numérique.

Finalement, on a, à l'issue de cette étape et pour un ensemble discret d'échelles n_a :

$$W^1 f(x,y,\sqrt{n_a}) = \sqrt{n_a}\, f*\left(\overbrace{\theta\otimes\theta...\otimes\theta}^{na-1 convolutions}\otimes D_x\right) \quad \text{.....(III.44)}$$

$$W^2 f(x,y,\sqrt{n_a}) = \sqrt{n_a}\, f*\left(\overbrace{\theta\otimes\theta...\otimes\theta}^{na-1 convolutions}\otimes D_y\right) \quad \text{.....(III.45)}$$

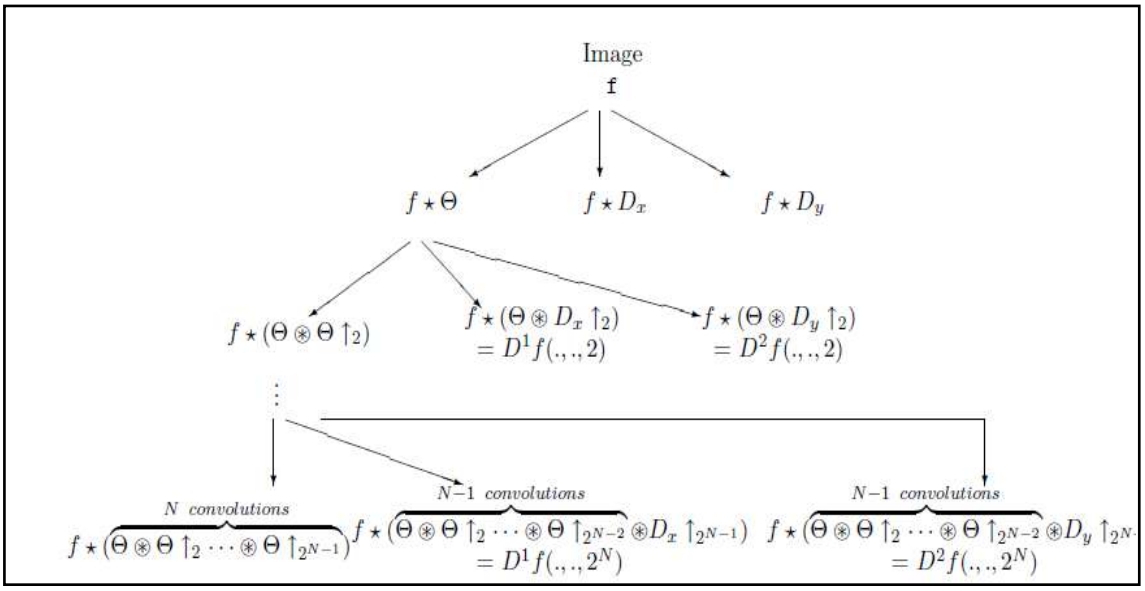


Figure III.4: schéma de l'algorithme cascade [15].

III.4.3.2 Reconstruction [15]

L'étape de synthèse consiste à remonter l'algorithme cascade précédent jusqu'à retrouver f ; ainsi, pour passer du niveau n au niveau $n-1$, il faut reconstruire f à l'aide des trois composantes du niveau n, celle de basse fréquence, et les deux coefficients d'ondelettes.

Chacune de ces trois composantes du niveau n va être convoluée par des filtres de reconstruction, notés respectivement $\tilde{\theta}$, $\tilde{D}_x$ et $\tilde{D}_y$, puis on effectue la somme pour obtenir la composante basse fréquence du niveau $n-1$.

En particulier, cela donne pour la dernière étape:

$$f = f * \theta * \tilde{\theta} + f * D_x * \tilde{D}_x + f * D_y * \tilde{D}_y \quad \text{.....(III.46)}$$

Autrement dit:

$$f = f * \left(\theta \otimes \tilde{\theta} + D_x \otimes \tilde{D}_x + D_y \otimes \tilde{D}_y\right) \quad \text{.....(III.47)}$$

Il faut donc trouver $\tilde{\theta}$, $\tilde{D}_x$ et $\tilde{D}_y$ tels que:

$$\theta \otimes \tilde{\theta} + D_x \otimes \tilde{D}_x + D_y \otimes \tilde{D}_y = \delta \quad \text{.....(III.48)}$$

Où: δ est l'élément neutre de la convolution ($\delta_{nm} = 1$ si $n = m = 0$ et 0 sinon).

La formule (III.48) fait intervenir une addition de trois matrices, qui doivent être de même taille. En l'occurrence, θ, D_x *et* D_y sont modélisées par des matrices carrées, et les filtres de reconstruction, $\tilde{\theta}$, $\tilde{D}_x$ *et* $\tilde{D}_y$ sont de même format.

La formule (III.48) est vérifiée pour les matrices suivantes [15]:

$$\theta = \frac{1}{16}\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad , D_x = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad , D_y = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{\theta} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} , \tilde{D}_x = \frac{1}{16}\begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ -3 & 3 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} , \tilde{D}_y = \tilde{D}_x^{\,T} = \frac{1}{16}\begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & -3 & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & 3 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

III.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, que pour travailler sur une image, il est souvent recommandé de définir une transformée inversible et adaptée à ce que l'on veut faire plutôt que d'opérer directement sur les niveaux de gris de l'image. Un outil mathématique s'est avéré particulièrement efficace pour la détection de contours, il s'agit de la transformée en ondelettes, permettant de mettre en valeur les zones les plus significatives de l'image qu'elles détectent et localisent palliant ainsi certaines carences de la transformée de Fourier.

Dans la suite de ce chapitre, nous avons vu que la caractéristique de la transformée on ondelettes est d'utiliser l'échelle comme paramètre de détection. La détection se fait alors par une analyse multi échelles de Canny ; deux transformées en ondelettes sont générées toutes deux par un masque gaussien.

Le détecteur multi échelles de Canny permet aussi de reconstruire l'image originale à partir des cœfficients d'ondelettes obtenus à chaque échelle en utilisant des filtres gaussiens.

Le chapitre suivant sera consacré pour la segmentation multi-échelles des images cardiaques, en appliquant le détecteur multi-échelles de Canny; pour but de détecter les artères coronaires bouchées d'un cas pathologique d'une maladie cardiovasculaire.

Chapitre IV

Applications et résultats

IV.1 Introduction

Après avoir détaillée le traitement d'images numériques par l'utilisation des ondelettes dans le chapitre précédent, et comme nous avons choisi pour notre étude le détecteur multi-échelles de canny pour faire la segmentation des images numériques; nous allons revenir dans ce dernier chapitre au notre sujet; et on va appliquer la segmentation multi-échelle sur des images cardiaques pour but de détecter les maladies cardiovasculaires.

Pour notre étude nous avons utilisé des images cardiaques en IRM d'un cas pathologique d'une maladie cardiovasculaire; la source de nos images qu'on va les utiliser dans ce chapitre est la référence [17].

Ce site d'Internet est crée pour étudier un cas pathologique d'un patient en maladie cardiovasculaire; avec des images cardiaques en IRM pour plusieurs plans de coupe.

Le but de ce chapitre est la segmentation des images cardiaques par l'utilisation des ondelettes; pour cela, nous avons choisi des images cardiaques de trois plans de coupes en IRM cardiaque pour étudier et traiter ce cas pathologiques (Figure IV.1).

Dans cette partie de ce dernier chapitre, nous allons évaluer les performances de notre étude par l'utilisation du logiciel MATLAB version 7.5, grâce à ses techniques de simulation numériques et sa simplicité de programmation.

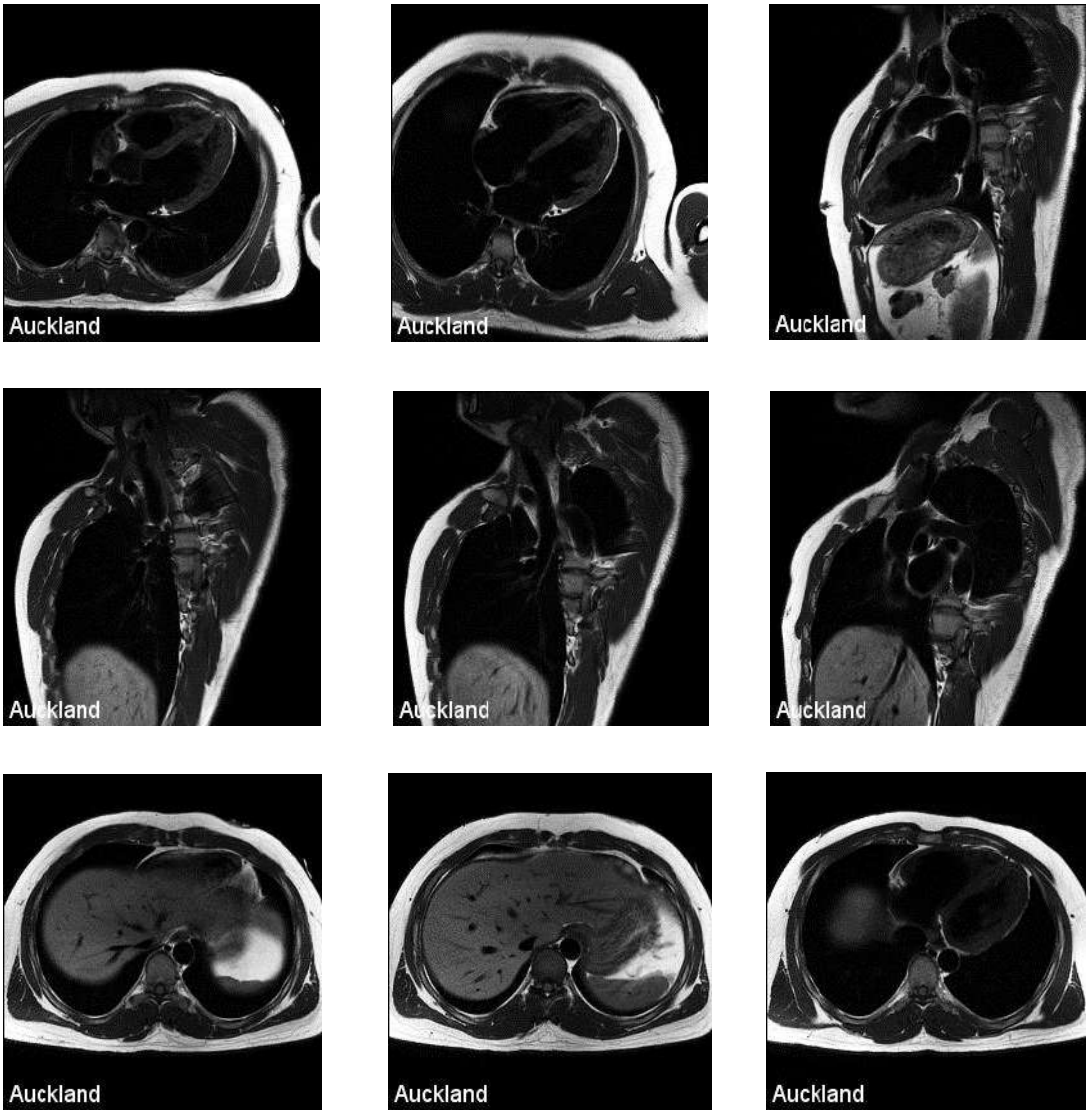


Figure IV.1: images cardiaques originaux pour trois différents plants de coupes en IRM cardiaque [17].

IV.2 Description de la méthodologie

Afin de choisir le meilleur chemin de segmentation multi-échelles pour but de détecter les artères coronaires bouchées, nous allons commencer dans notre application, par la segmentation multi-échelles pour un niveau pour trois opérateurs différents: prewitt, sobel et canny. Après le traitement des résultats qu'on va les obtenus, on va utiliser le meilleur opérateur pour les trois premiers niveaux de segmentation multi-échelles.

Le meilleur détecteur multi-échelles va utiliser encore trois différents types d'ondelettes qu'ils sont: ondelette de Haar, ondelette de Daubechies avec une longueur du filtre égal à 5 et enfin l'ondelette de Coiflets avec une longueur du filtre égale à 5.

Après ces étapes d'applications, et après la comparaison entre les résultats obtenus, nous allons désigner et préciser le meilleur détecteur multi-échelles pour la segmentation des images cardiaques dans ce mémoire.

La chaîne de traitement mise en place pour chaque image est résumée par la figure (IV.2).

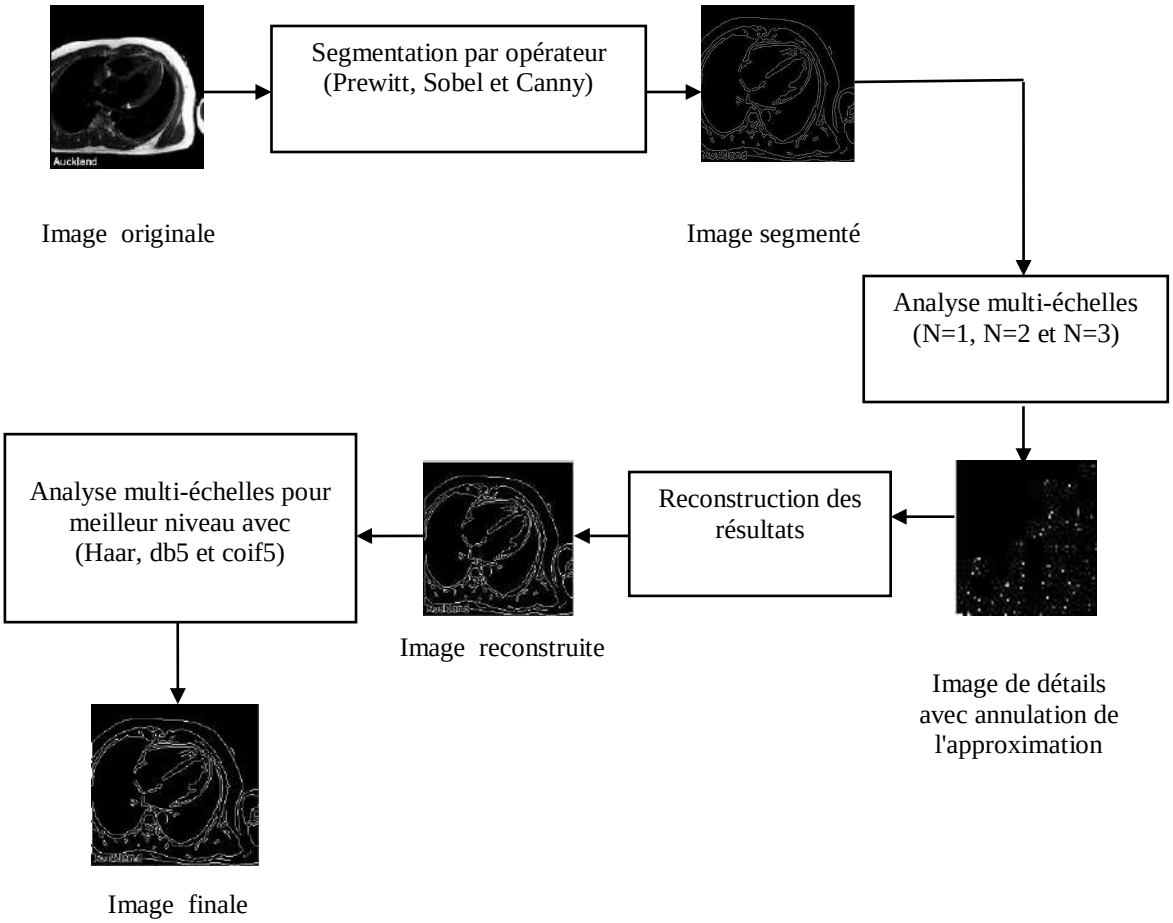


Figure IV.2: schéma de principe de la méthode de segmentation proposé dans ce mémoire.

IV.3 Applications

IV.3.1 Segmentation multi-échelles pour trois opérateurs différents

Dans cette première application nous allons utiliser trois opérateurs de segmentation qu'ils sont : Prewitt, Sobel et Canny pour but de choisir le meilleur type des trois opérateurs, pour l'utiliser dans la suite. L'utilisation de ces trois opérateurs va suivre par un détecteur multi-échelles pour un niveau; et ça pour chaque opérateurs.

a- Opérateur de Prewitt:

La méthode de détection des contours de Prewitt calcule les segments en utilisant l'approximation de dérivé. Elle renvoie des segments à points où le gradient de I est maximum.

La segmentation par l'opérateur de Prewitt ignore tous les segments qui ne sont pas plus forts que le seuil. Pour notre application nous avons choisi le seuil égal à 0.15.

Pour la détection des contours par cet opérateur, le calcul de la dérivée de l'image se fait avec 2 masques de convolution pour les 2 directions de la dérivée; et les masques de convolution qu'ils sont utilisées sont:

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

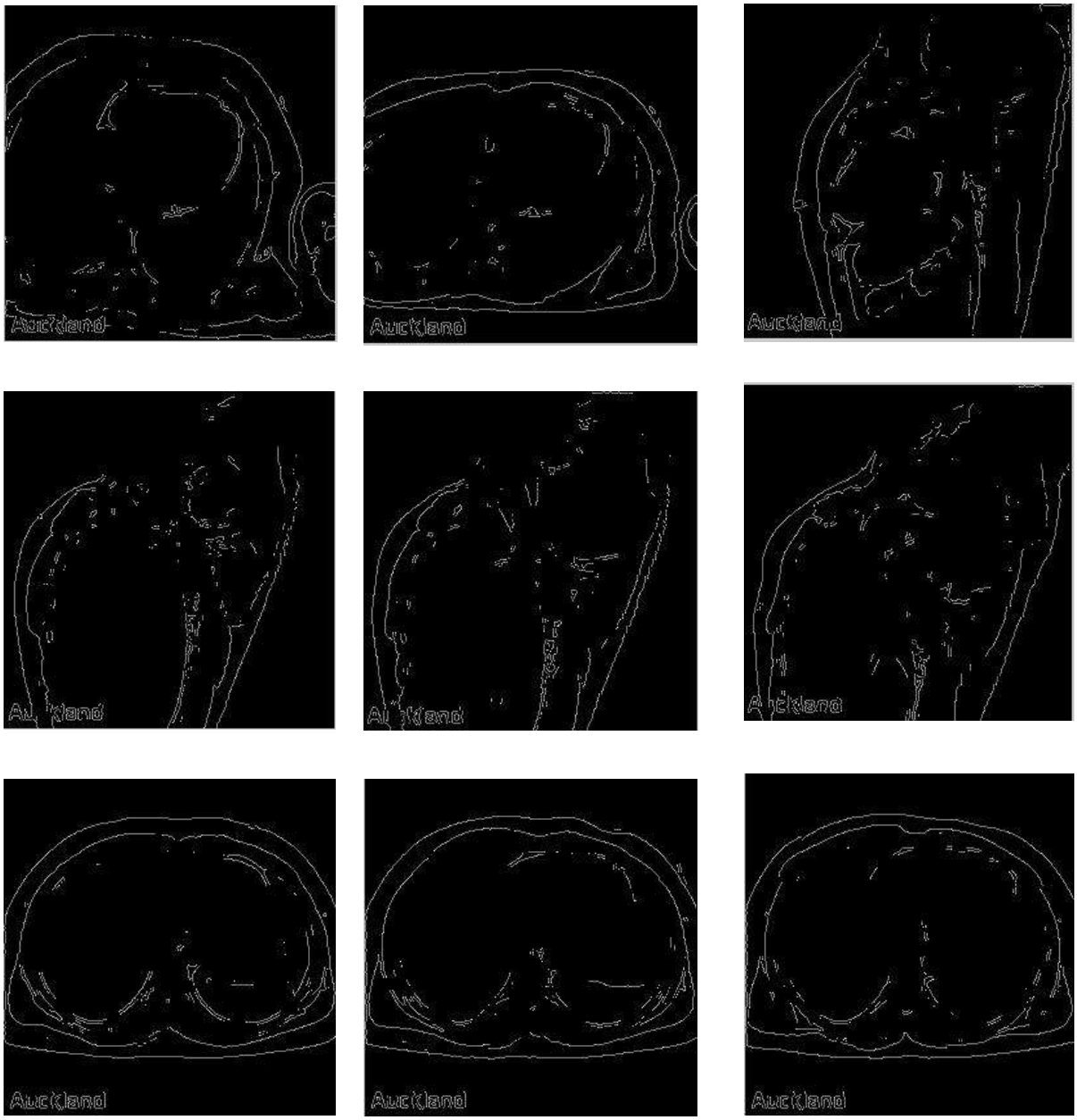


Figure IV.3: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Prewitt.

b- Opérateur de Sobel:

La méthode de Sobel calcule les segments en utilisant l'approximation de dérivé. Elle renvoie des segments à points où le gradient de I est maximum.

La segmentation par l'opérateur de Sobel supprime tous les segments qui ne sont pas plus forts que le seuil. Pour notre application nous avons choisi le seuil égal à 0.15.

Pour la détection des contours par cet opérateur, le calcul de la dérivée de l'image se fait avec 2 masques de convolution pour les 2 directions de la dérivée; et les masques de convolution qu'ils sont utilisées sont:

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

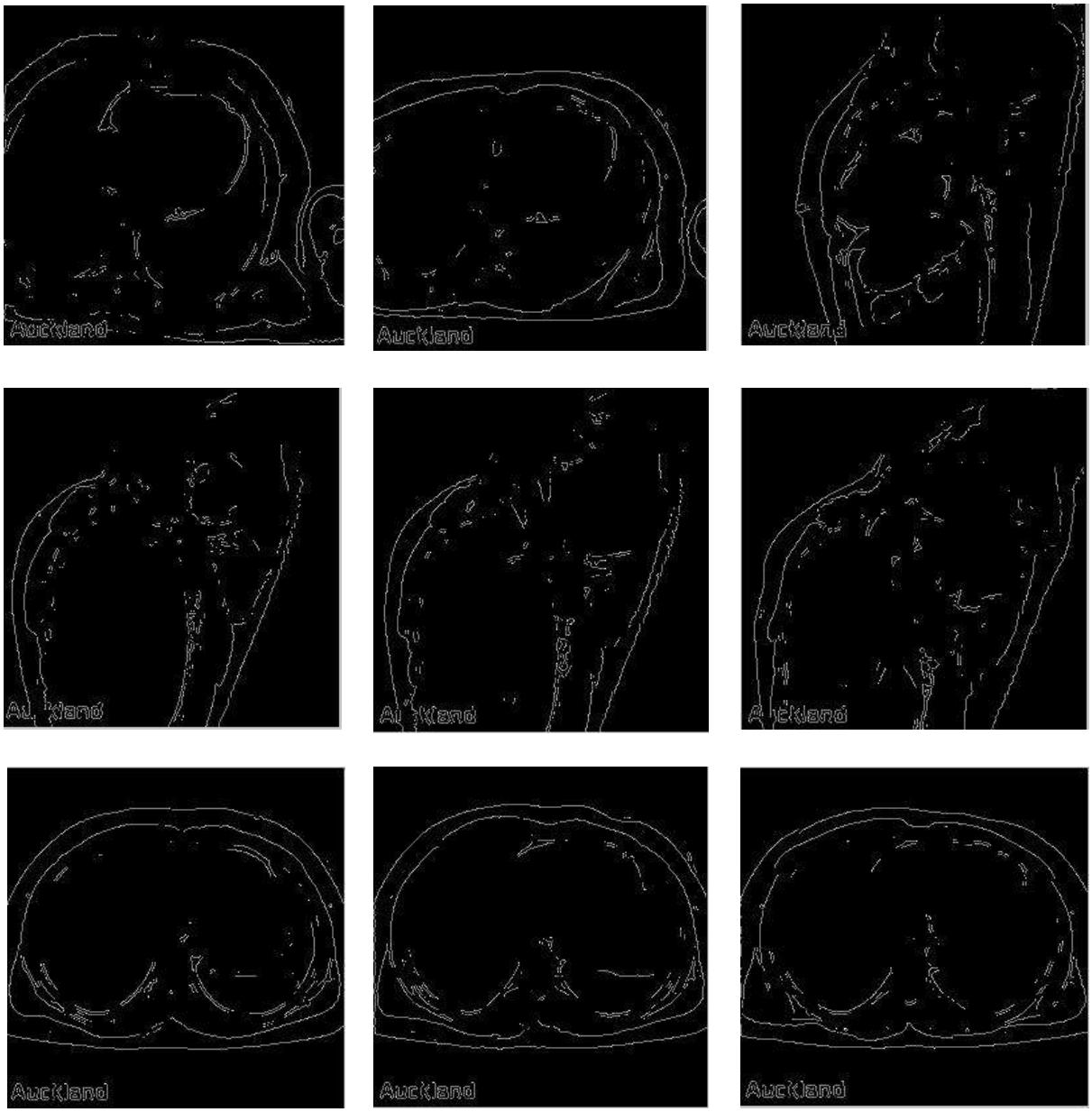


Figure IV.4: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Sobel.

c- Opérateur de Canny:

La méthode de Canny calcule les segments en recherchant des maximums locaux du gradient de l'image I. Le gradient calculé en utilisant le dérivé d'un filtre gaussien. La méthode emploie deux seuils, pour détecter les bords forts et faibles, et inclut les bords faibles dans la production seulement s'ils sont reliés aux bords forts. Cette méthode est donc moins que les autres, pour être dupée par bruit, et plus probable pour détecter de véritables segments faibles.

Pour la méthode de Canny, le seuil est un vecteur de deux-élément dans lequel le premier élément est le seuil bas, et le deuxième élément est le seuil élevé. Si vous spécifiez une grandeur scalaire pour le Seuil, cette valeur est employée pour le seuil élevé et 0.4*seuil est employé pour le seuil bas. Dans notre application nous avons choisi le seuil égal à 0.05.

Un autre facteur existe dans la détection des contours de Canny, c'est σ qui définie comme écart type du filtre gaussien. Par défaut σ est égal à 1 ; la taille du filtre est choisie automatiquement.

La détection des contours de Canny est un algorithme multi-pas qui peut détecter de segments avec le bruit supprimé en même temps.

1. Lissage de l'image avec un filtre gaussien pour la réduction du bruit et les détails et les textures non désirés.

2. Calcule du gradient en utilisant l'uns des opérateurs de gradient (Roberts, Sobel, Prewitt, etc).
3. Suppression des non-maximums: seuls les points correspondant à des maxima locaux sont considérés comme correspondant à des contours, et sont conservés pour la prochaine étape de la détection.

4. Seuillage des contours pour but d'éliminer les segments non significatifs.

5. Liaison des segments significatifs pour former les bords continus.

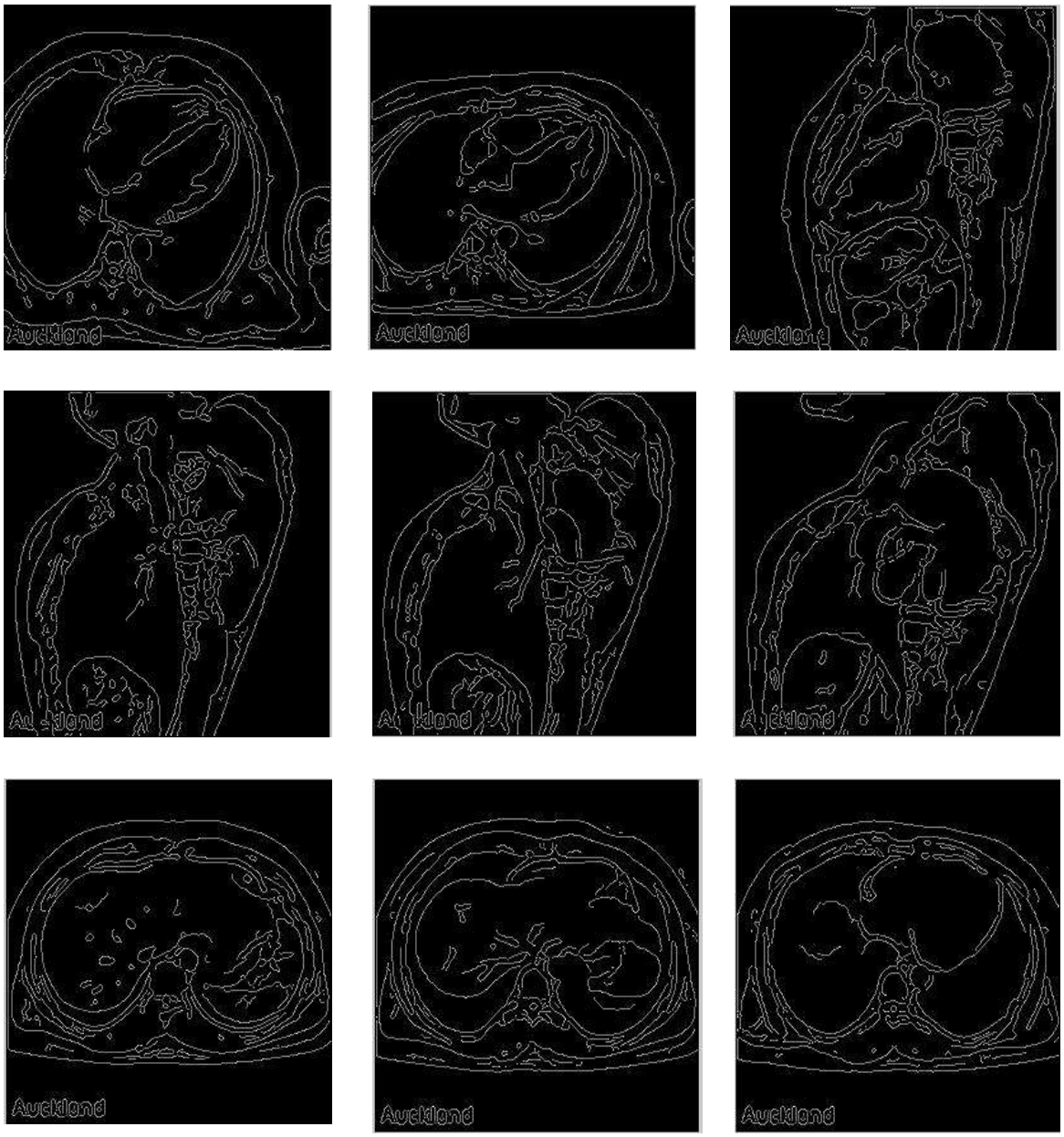


Figure IV.5: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny.

Pour une comparaison entre les trois opérateurs utilisés dans cette partie, on peut dire que l'utilisation de l'opérateur de Canny nous donne une meilleure segmentation pour un niveau, parmi les trois types utilisés; car le seuil choisi par l'opérateur de Canny est un intervalle fermé entre de valeurs, par contre pour les deux opérateurs Prewitt et Sobel annulent tous les segments inférieurs à la valeur du seuil choisi par défaut.

Concernant le principe du choix de la direction suivi pour la dérivation, les deux opérateurs Prewitt et Sobel, choisirent par défaut les deux directions de dérivation verticale et horizontale; par contre l'opérateur de Canny choisit la déviation standard du filtre gaussien avec variance $\sigma=1$.

Les résultats obtenus nous aident à choisir le détecteur multi-échelles de Canny pour la suite de notre travail.

IV.3.2 Segmentation par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois différents niveaux

Dans cette partie d'application nous allons utiliser l'opérateur de Canny dans le détecteur multi-échelles pour trois niveaux différents; pour but de détecter l'influence de changement des niveaux sur les résultats de la segmentation des images cardiaques.

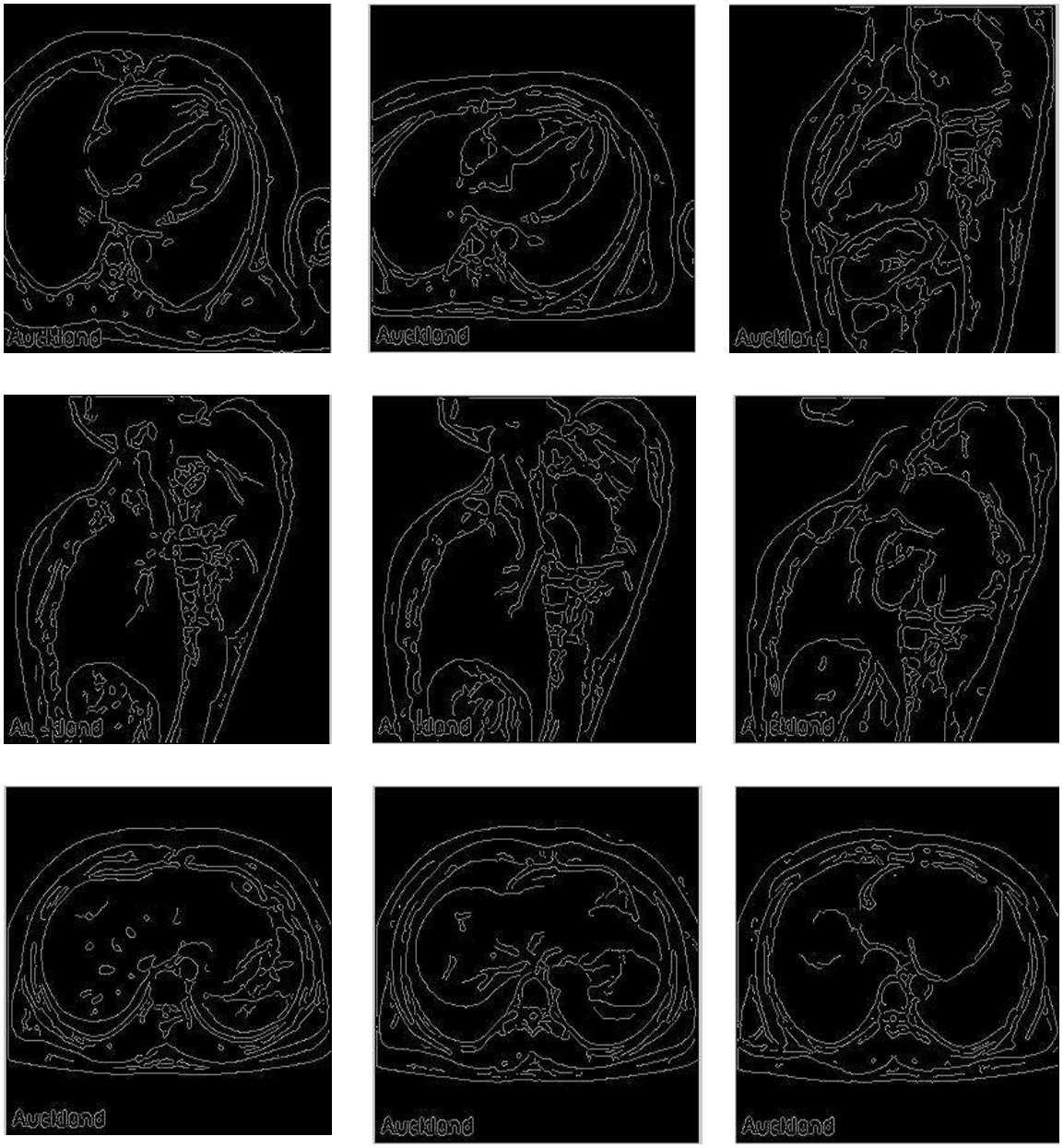


Figure IV.6: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour un niveau.

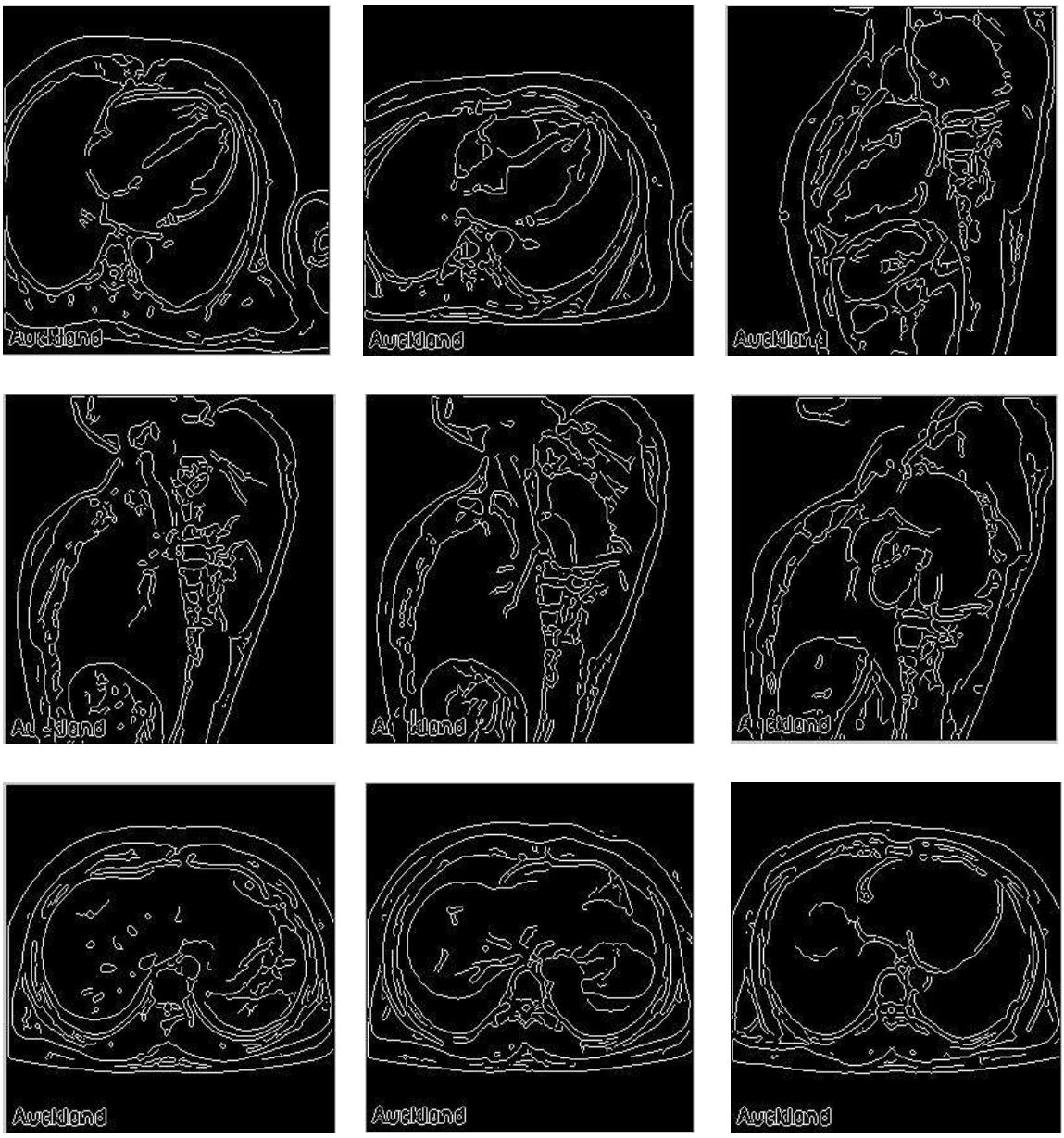


Figure IV.7: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour deux niveaux.

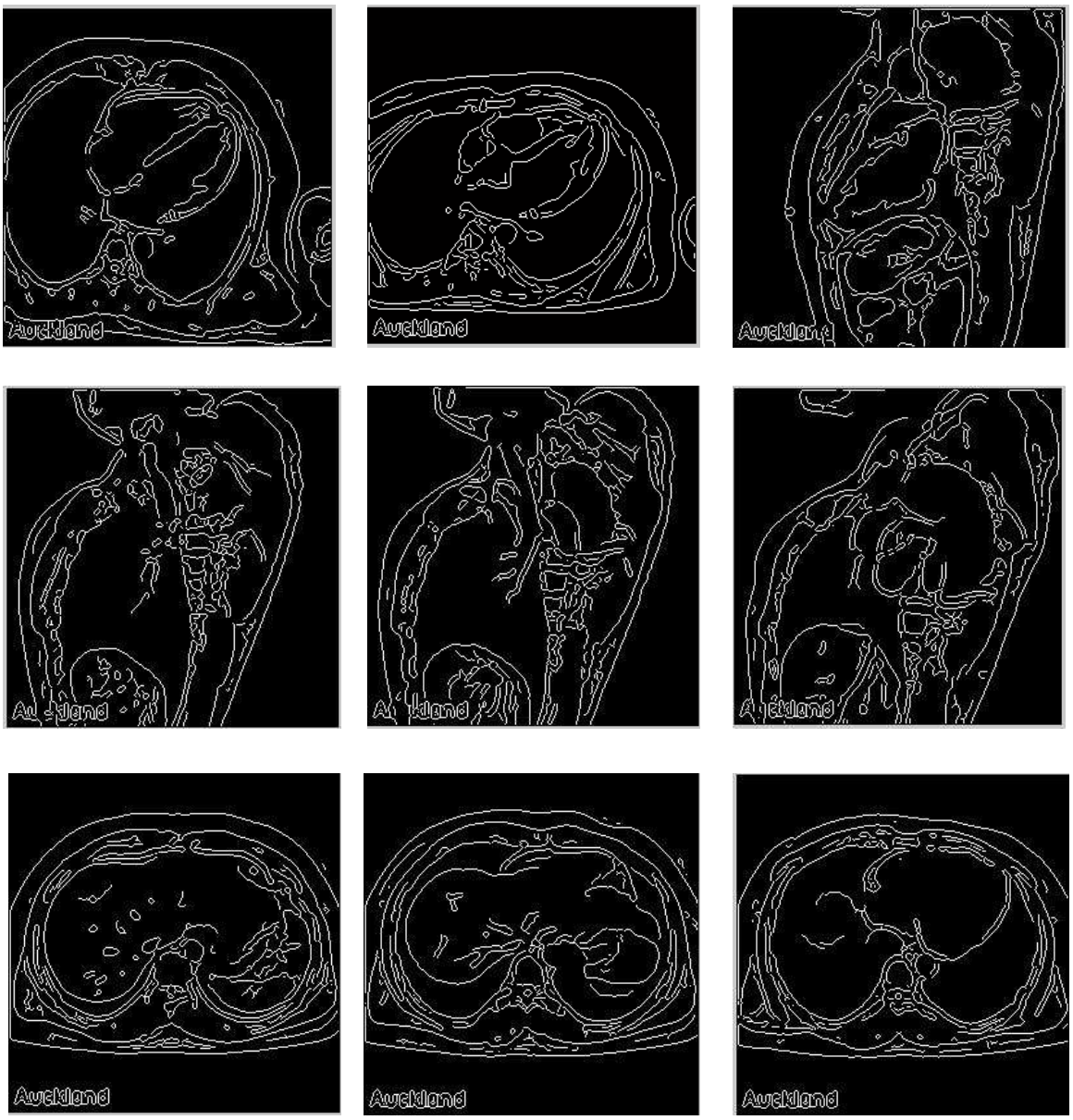


Figure IV.8: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux.

La comparaison entre les trois résultats obtenus par le détecteur multi-échelles de canny, avec les trois niveaux choisis, nous indique que la segmentation multi-échelles améliore pour les niveaux élevés; car l'augmentation de nombre d'échelles provoque une augmentation des détails des images. Pour cela nous choisissons le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux, pour la suite de nos applications.

IV.3.3 Segmentation par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux avec trois différents types d'ondelettes

Dans cette étape, nous allons utiliser comme nous avons dit le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux, en changeant les ondelettes utilisées; pour but de choisir le meilleur type d'ondelettes. Les trois types d'ondelettes qu'on va les utilisées dans cette comparaison sont : l'ondelette de Haar, ondelette de Daubechies avec une longueur du filtre égal à 5 (db5) et l'ondelette de Coiflets avec une longueur du filtre égale à 5 (coif5).

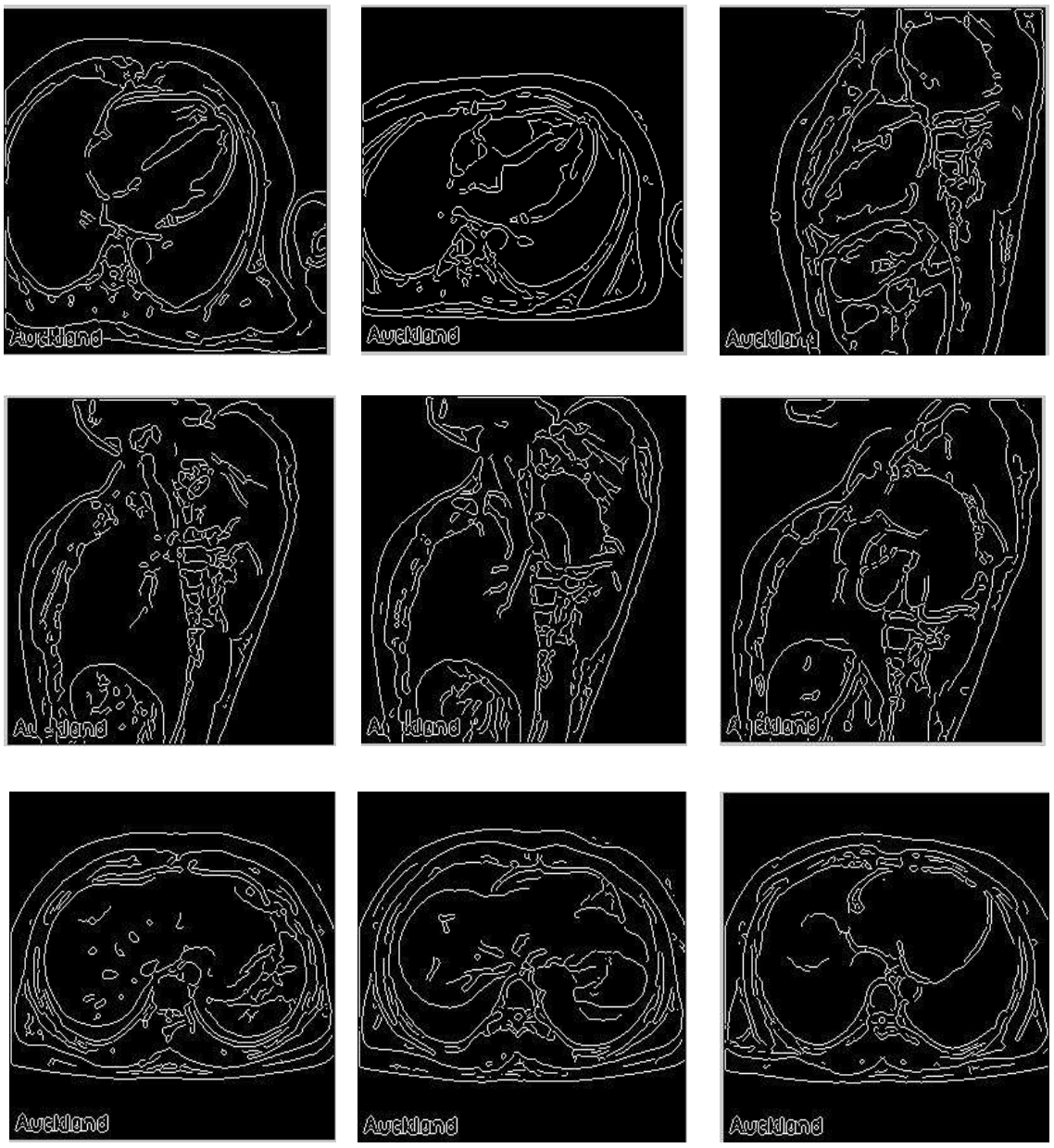


Figure IV.9: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux, avec une ondelette de Haar.

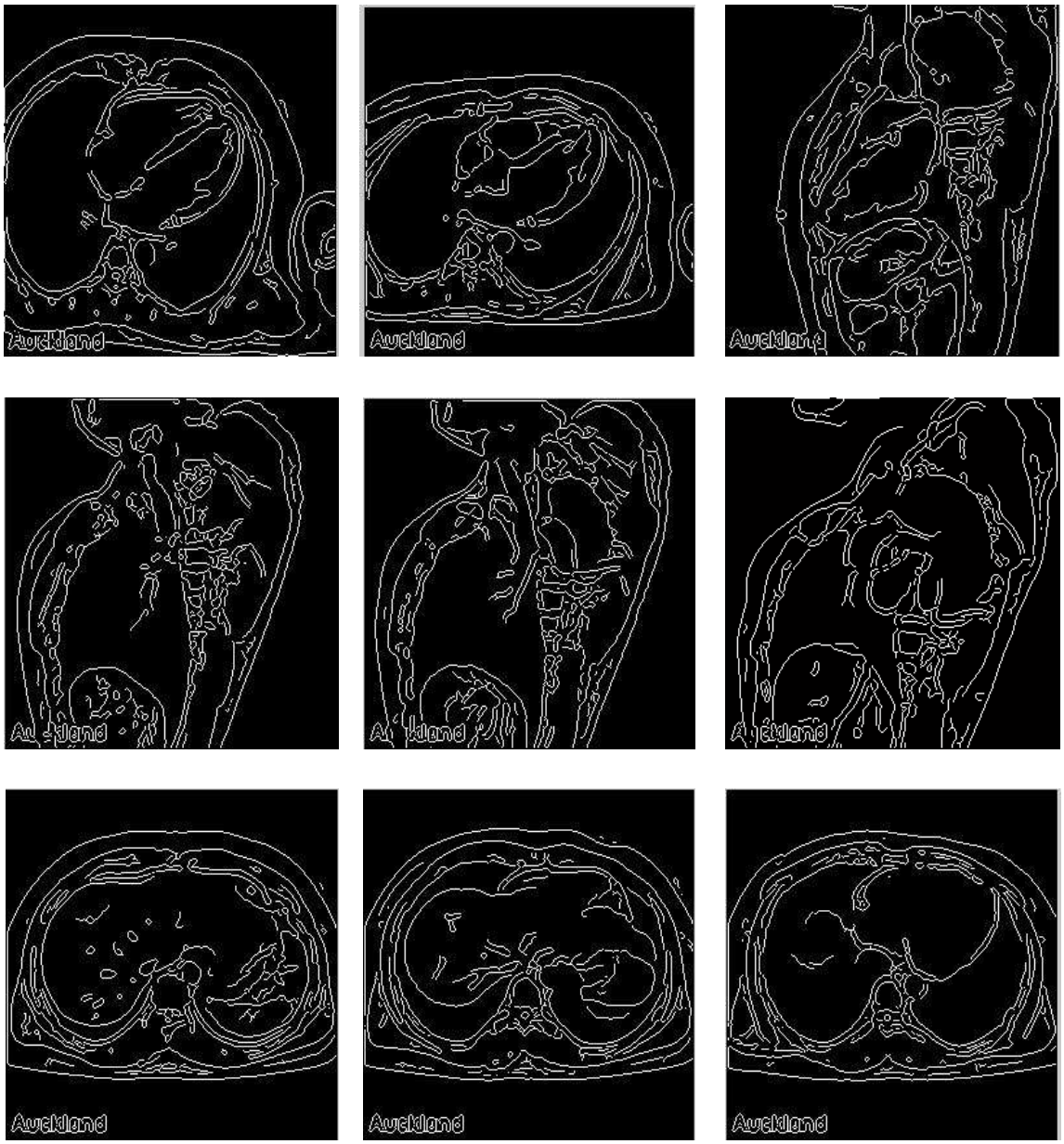


Figure IV.10: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux, avec une ondelette de Daubechies (db5).

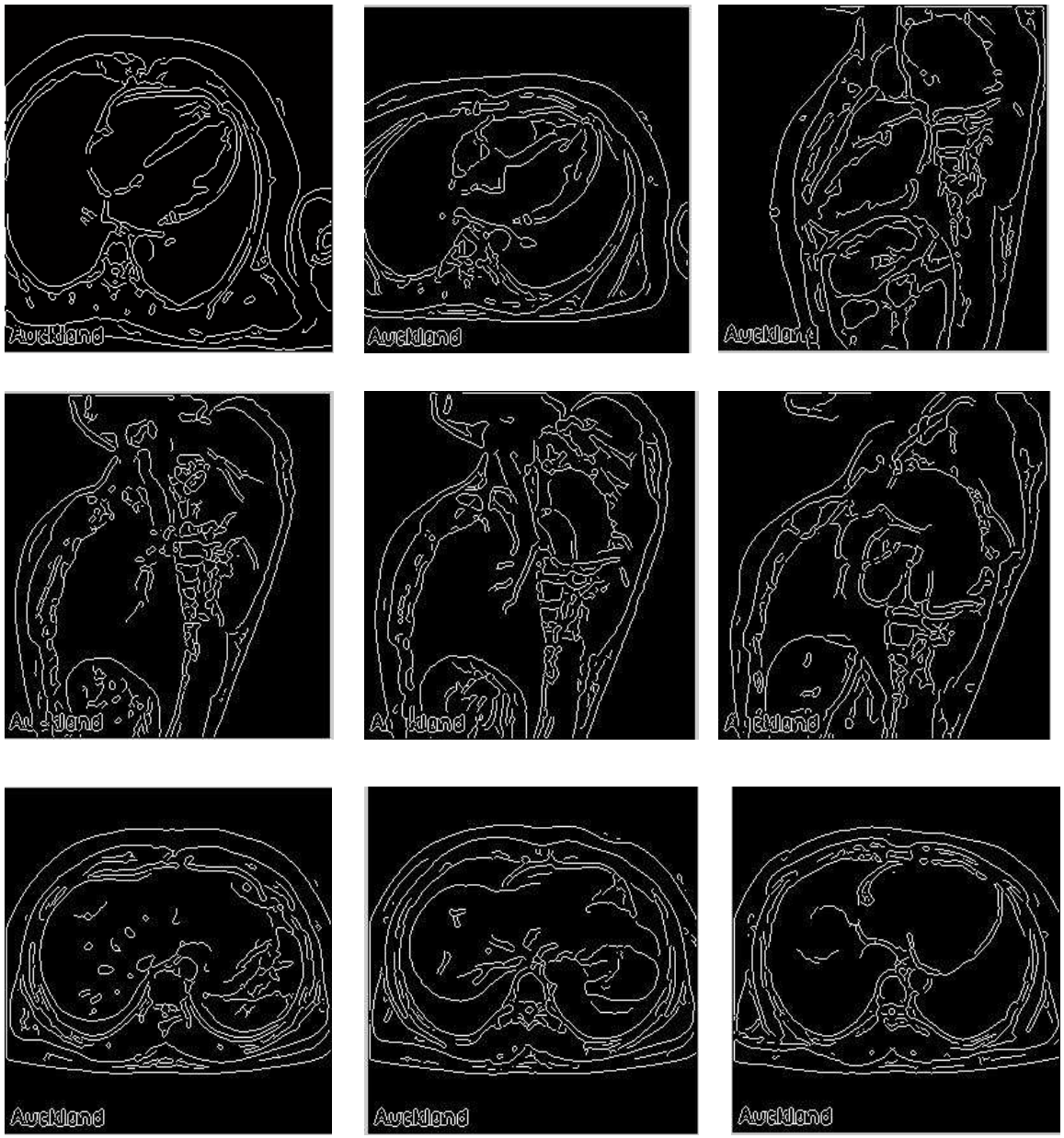


Figure IV.11: résultats des images cardiaques segmentées par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux, avec une ondelette de coiflets (coif5).

Dans cette partie, on peut dire que la segmentation par le détecteur multi-échelles de Canny pour trois niveaux et avec trois différents types d'ondelettes, nous indique que l'utilisation de l'ondelette de Coiflets (coif5), nous donne un meilleur résultat avec plus de détails.

IV.4 Conclusion

Dans ce dernier chapitre nous avons étudié et implémenté différents détecteurs de contours, suivant une analyse multi-échelles; pour réaliser un système d'extraction de structure cardiaques à différents niveaux.

Afin de choisir le meilleur détecteur, nous avons passé par plusieurs applications. Nous avant commencé par le choix d'opérateur approprié, d'où nous avons trouvé que l'opérateur de Canny nous donne un meilleur résultat pour l'image segmenté en comparant avec les opérateurs de Prewitt et Sobel; l'application suivante a présenté que l'augmentation de nombre d'échelles provoque une augmentation des détails des images pour la segmentation multi-échelles. Pour une meilleure résolution entre les images segmentées obtenues, nous avons fait une comparaison entre trois types d'ondelettes (Haar, Daubechies et Coiflets), d'où nous avons choisi après les résultats obtenues les ondelettes de Coiflets.

D'après les applications précédentes, nous pouvons conclure que le détecteur multi-échelles de Canny, avec l'utilisation d'ondelettes de Coiflets nous donne une meilleure qualité des images cardiaques segmentées.

Conclusion et perspectives

Une image contient une grande quantité d'information, dont la diversité se perçoit au nombre de façons dont on dispose pour la décrire: on pourrait en donner un aperçu à l'aide de l'orientation de ses contours principaux, ou bien en faisant la liste des objets qu'elle contient, classés selon leur netteté, ou encore en la découpant en régions, dont on décrit la couleur ou la texture... Pour notre part, nous nous sommes fixés pour objectif, dans ce travail de mémoire, d'en extraire les contours. Ce problème, celui de la segmentation d'une image, n'est pas nouveau et, est très vaste. Il a donné lieu à l'utilisation de méthodes très diverses, qui ont été et seront à l'origine de nombreux travaux scientifiques.

L'IRM cardiaque, technique non invasive, fournit des images avec une excellente résolution spatiale et, un contraste élevé. Ce qui nous a directement orientés vers le module de la segmentation, sans passer par la phase de prétraitement.

La prise en charge des pathologies cardiaques et notamment les embolies cardiaques, constitue un enjeu primordial pour agir rapidement et mettre en place la procédure thérapeutique adaptée. Dans le but d'aider le cardiologue, à prendre des mesures cliniques relatives à la fonction contractile; l'extraction des contours de l'aorte coronaire, est nécessaire.

Dans ce but, nous avons utilisé des méthodes multi-échelles, qui nous ont permis, d'obtenir les contours des structures cardiaques, suivant différents opérateurs dérivatifs, pour faciliter le processus de diagnostic et, de détection des pathologies fonctionnelles cardiaques. Nous nous sommes appuyés sur les travaux de S. Mallat (eux-mêmes fondés sur ceux de J. Canny), où, un détecteur multi-échelles de Canny, est défini.

Le choix de la méthode de segmentation multi-échelles appropriée à la détection des artères coronaires bouchées, a été considéré pour détecter les structures de l'artère coronaire, à différents niveaux. L'approche multi-échelles adoptée, a été prise pour un niveau suivant trois opérateurs différents: Prewitt, Sobel et Canny. Nous avons obtenu des résultats efficaces, pour l'opérateur de Canny, puisque le modèle tient compte du seuillage d'hystérésis, un intervalle fermé entre de valeurs, permettant ainsi de détecter l'information pertinente, suivant l'orientation appropriée. Les deux opérateurs Prewitt et Sobel considèrent un seuillage global, ce qui élimine certains contours coronaires.

Dans l'étape suivante, nous avons utilisé l'opérateur de Canny avec les trois premiers niveaux de la segmentation multi-échelles, afin de détecter l'influence de changement d'échelles sur les résultats. La comparaison entre les trois opérateurs utilisés, a indiqué que la segmentation multi-échelles est améliorée pour les niveaux

élevés; car l'augmentation du nombre d'échelles, permet une augmentation des détails des images segmentées.

Dans la dernière étape de l'application développée, le détecteur multi-échelles de Canny a été adopté pour trois niveaux, suivant trois types d'ondelettes (l'ondelette de Haar, l'ondelette de Daubechies avec une longueur du filtre égal à 5 (db5) et l'ondelette de Coiflets avec une longueur du filtre égale à 5 (coif5)); pour mettre en évidence les structures coronaires. L'utilisation de l'ondelette de Coiflets (coif5), nous offre les meilleurs résultats, avec conservation des détails.

Dans le cas de la segmentation de l'aorte coronaire, la méthode du seuillage locale, a produit des résultats efficaces, suivant l'ondelette biorthogonale de Coiflets et, un facteur d'échelle élevé.

Le système développé, permet l'étude de la fonction contractile coronaire, pour aider le cardiologue dans son interprétation. L'étape qui suit, serait d'extraire les contours du ventricule, afin d'évaluer la viabilité myocardique, par des descripteurs morphologiques. La détection des structures cardiaques internes, peut être améliorée, par les contours actifs, pour analyser les cavités internes ventriculaire et, coronaire pour aider la communauté d'imagerie cardiovasculaire dans son interprétation.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] Anatomie cardiovasculaire, Grenet, Octobre 2004.

[2] Racha EL Berbari. Segmentation d'images de contraction et de rehaussement tardif en IRM cardiaque. Application à l'étude de la fonction contractile et de la viabilité myocardique, thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Janvier 2009.

[3] Alain Lalande. IRM cardiovasculaire des séquences d'acquisitions aux paramètres physiologiques, thèse de l'habilitation à diriger des recherches, université de Bourgogne, Mai 2012.

[4] Yale School of medicine, Dr. Michael Simons, Cardiovascular Medecine, (http://info.med.yale.edu/intmed/cardio/imaging), 2005.

[5] Anatomie corps humain, Michel Beaubien, (www.corpshumain.ca), 2010.

[6] Maladies cardiovasculaires, Sylvie Gerche, (www.docteurclic.com), Septembre 2011.

[7] M. Cerqueira. Standardized myocardial segmentation and nomenclature for tomographic imaging of the heart: a statement for healthcare professionals from the Cardiac Imaging Committee of the Council on Clinical Cardiology of the American Heart Association. *Circulation*, 105:539-542, 2002.

[8] Joël Schaerer. Segmentation et suivi de structures par modèle déformable élastique non-linéaire. Application à l'analyse automatisée de séquences d'IRM cardiaques, thèse de doctorat, Ecole Doctorale: électronique, électrotechnique, automatique, Décembre 2008.

[9] Les Kystes aux ovaires, l'irm, (www.Kysteovaire.com/irm.html), Aout 2007.

[10] J-P. Cocquerez. Analyse d'image: filtrage et segmentation. Edition Masson, Paris, 1995.

[11] C. Acchard. Cours de traitement d'image, Université Louis PASTER de Strasbourg, 2003.

[12] W. Pratt, Digital image processing, Wiley Intersience, New York, 1978.

[13] J-J. Rousselle. Les contours actifs, une méthode de segmentation, application à l'imagerie médicale. Thèse de doctorat, Université de Tours, 2003.

[14] A. Coutant, la méthode des contours actifs en traitement des images, Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris, Février 2005.

[15] Le cadet Olivier. Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique De Grenoble, Septembre 2004.

[16] Carré Philippe. Construction et analyse de transformée discrètes en ondelettes: spécificité de l'image et de la couleur, thèse de l'habilitation à diriger des recherches, Université de Poitiers, Novembre 2011.

[17] National Heart Foundation of New Zealand, the Cardiac Atlas, (http://atlas.scmr.org), 2006.