

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de magister

***EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE MAGISTER
EN ELECTRONIQUE***

Option Traitement du signal et communications

Présenté par

KHELIFI Riad

Ingénieur d'état en Electronique (ENP)

Thème

**Segmentation des images coronarographiques
par les Contours Actifs**

Devant le jury composé de :

M. Hicham Boussbia-Salah	Maître de conférences à l'ENP	Président
M ^{me} . Latifa Hamami	Maître de conférences à l'ENP	Rapporteur
M ^{elle} . Aicha Moussaoui	Chargée de cours à l'ENP	Examineur
M. Llyés Saadaoui	Chargé de cours à l'ENP	Examineur
M ^{me} . Siham Ait Daoud	Chargée de cours à l'INI	Examineur
M. Mourad Sadaoui	Docteur en médecine	Invité

Soutenu le : 25/05 /2008

ملخص : التجزئة أصبحت طريقة مهمة في تحليل الصور ، والرؤية الحاسوبية ، والصور الطبية. العديد من تقنيات معالجة الصور هي الآن أكثر استخداما في المجال الطبي. من بين هذه التقنيات، نجد المحيط المتحرك أو «الأفاعي»، والتي يمكن تقسيمها إلى قسمين: حدودية أو هندسية وفقا لتمثيلها وتنفيذها. الهدف من هذا العمل هو كشف شرايين القلب باستخدام الأفاعي، لهذا، وضعنا دراسة مقارنة تصف مزايا وعيوب كل فئة من المحيطات المتحركة.

المفاتيح: التجزئة، المحيطات المتحركة، الأفاعي، شرايين القلب.

RESUME : La segmentation d'images est une procédure importante dans l'analyse d'images, la vision par ordinateur et l'imagerie médicale. De nombreuses techniques de traitement d'images sont de plus en plus utilisées dans le domaine médical. Parmi ces techniques, nous trouvons les contours actifs « Snakes », qui peuvent être soit paramétriques soit géométriques selon leur représentation et leur implémentation.

Le but essentiel de notre travail est de détecter le contour des artères coronaires en utilisant les snakes, pour cela, nous avons établi une étude comparative décrivant les avantages et les inconvénients de chaque classe des contours actifs.

Mots clés : segmentation, contours actifs, snakes, artères coronaires.

ABSTRACT: The segmentation is an important procedure in image analysis, computer vision, and medical image. Many techniques of image processing are more and more used in medical field. Among these techniques, we find the Active Contour or "snakes", which can be parametric or geometric according to their representation and their implementation.

The goal of this work is to detect the coronary arteries by using the snakes, for this, we established a comparative study describing the advantages and the drawbacks of each class of the active contours.

Keywords: segmentation, active contours, snakes, coronary arteries.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord je remercie Le Bon Dieu, Le Clément de m'avoir donné la foi et le courage de terminer ce projet.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Madame L. Hamami Latifa qui a su diriger ce travail avec efficacité et rigueur tout en me laissant libre dans mes choix. Sans parler de ses conseils avisés et de l'aide nécessaire qu'elle a bien voulu m'apporter. Je lui suis très reconnaissant pour tout le temps et toute l'énergie qu'elle a mis en ce présent mémoire.

J'exprime toute ma gratitude envers Madame Moussaoui Aïcha, pour son suivi permanent, ses remarques pertinentes et ses critiques enrichissantes.

Je remercie aussi tous nos professeurs de la promotion de l'Ecole Nationale Polytechnique, essentiellement ceux de la spécialité de l'Electronique.

Je souhaiterais également dire merci à tous ceux qui ont favorisé l'aboutissement de ce travail de manière directe ou indirecte.

Je réserve mes remerciements les plus chaleureux à ma famille. Rien n'aurait été possible sans le soutien de mes parents mes sœurs et mes frères, merci encore à vous, rien n'a su me motiver davantage que votre appui.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à mes chers parents, qui m'ont encouragé, aidé et soutenu,

Comme je le dédie à :

- **Mes frères : HAMOU, MEHDI, HOSSAM et A.RAHIM, et mes sœurs : BOUCHERA et HANANE.**
- **Mes amis intimes F.KARIM, R.TAHAR, A.AHCEN, B.REDA, A.OULMANE, M.OKBA, B.MEROUANE, B.ADEL, B.TAHAR, F.MEHMOUD de ma ville natale « JIJEL ».**
- **Mes amis intimes H.RABIE, NADIA, SOFIANE de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger et à toute l'équipe du Labo « signal et communications ».**

LISTE DE FIGURES.....	iii
GLOSSAIRE	iv
INTRODUCTION GENERALE.....	1
I.1 INTRODUCTION.....	5
I.2 ANATOMIE DU CŒUR ET DES ARTERES CORONAIRES	5
I.3 ACQUISITION DES IMAGES	9
I.3.1 L'ANGIOGRAPHIE PAR RAYONS X	9
I.3.1.1 Description	9
I.3.1.2 Formation de l'image.....	11
I.3.1.3 l'émission de rayons X.....	11
I.3.1.4 Transmission de rayons X.....	12
I.3.1.5 Détection de rayons X.....	13
I.3.1.6 Trajectoires d'acquisition et séquences d'images.....	14
I.3.1.7 Mode statique	15
I.3.1.8 Mode rotationnel	15
I.4 CONCLUSION.....	17
II.1. INTRODUCTION	19
II.2 APPROCHE FRONTIERE.....	19
II.2.1. INTRODUCTION.....	19
II.2.2. LES METHODES DERIVATIVES.....	21
II.2.2.1. Généralités	21
II.2.2.2. Opérateurs dérivatifs du premier ordre	22
II.2.2.3. Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre.....	28
II.2.2.4. Amincissement des lignes de contours	30
II.2.3. DETECTION DE CONTOURS PAR LA MORPHOLOGIE MATHEMATIQUE	31
II.2.3.1. Eléments de la morphologie mathématique	32
II.2.3.2. Filtrage morphologique	36
II.2.3.3. Détection de contours par utilisation du gradient morphologique.....	37
II.2.3.4. L'amincissement morphologique.....	38
II.2.3.5. La ligne de partage des eaux	39
II.2.4. INTERPRETATION DES RESULTATS	40
II.3. APPROCHE REGION	41
II.3.1. LES METHODES DE CLASSIFICATION	41
II.3.2. LES METHODES MARKOVIENNES	43
II.3.3. LES METHODES STRUCTURALES.....	44
II.4. CONCLUSION.....	49
III.1. INTRODUCTION	51
III.2. LES CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES	52
III.2.1. LES CONTOURS ACTIFS TRADITIONNELS	52
III.2.2. GRADIENT VECTOR FLOW.....	54
III.3. COMPARAISON ET INTERPRETATION DES RESULTATS OBTENUS	57
III.4. CONCLUSION	61
IV.1. INTRODUCTION	63
VI.2. METHODE D'ENSEMBLE DE NIVEAU ZERO (LEVEL SETS TRADITIONNELS)	63
VI.2.1. CONSTRUCTION DE LA FONCTION DE DISTANCE	68
VI.2.2. REINITIALISATION DE LA FONCTION DE DISTANCE	69

VI.3. FORMULATION VARIATIONNELLE DES LEVELS SETS SANS LA REINITIALISATION DE LA FONCTION DE DISTANCE70
 VI.3.1. INITIALISATION FLEXIBLE DE LA FONCTION D'ENSEMBLE DE NIVEAUX..... 72
IV.4. INTERPRETATION ET COMPARAISON DES RESULTATS OBTENUS72
IV.5. CONCLUSION76
CONCLUSION GENERALE.....78
BIBLIOGRAPHIE81
ANNEXES.....84

Chapitre I

Figure I.1- Anatomie générale du cœur humain	5
Figure I.2- Division du cœur en 4 cavités	6
Figure I.3- Les trois dominances possibles du réseau coronaire.	7
Figure I.4- Anatomie générale des arbres coronaires droit et gauche.....	8
Figure I.5- Cathéterisation.	10
Figure I.6- Cathéter et injection du produit de contraste	10
Figure I.8 : Effets des distorsions en S (à gauche) et en coussin (à droite).	14
Figure I.9- Paramètres d'acquisition CRA/CAU, LAO/RAO et SID	16
Figure I.10- Représentation schématique du mode d'acquisition rotationnel	17

Chapitre II

Figure II.1 : Allure des dérivées premières et seconde.....	21
Figure II.2 : Orientation d'un contour	22
Figure II.3 : Exemple de la convolution.	24
Figure II.4 : Applications des détecteurs de Prewitt et Sobel.....	25
Figure II.5 : Opérateur MDIF	26
Figure II.6: Domaines de Nagao.....	27
Figure II.7 : Opérateur NAGDIF.	28
Figure II.8 : Opérateurs du deuxième ordre.....	29
Figure II.9 : Exemple d'amincissement.	31
Figure II.10 : Dilatation de A par B.....	33
Figure II.11 : Erosion de A par B.	33
Figure II.12 : Ouverture et fermeture de X par B.	34
Figure II.13 : Opérateurs morphologiques.....	37
Figure II.14 : Les éléments structurants L et E.....	38
Figure II.15 : Résultats de la ligne de partage des eaux.	40
Figure II.16 : La structure Quadtree	48
Figure II.17: Segmentation en utilisant le Quadtree	48

Chapitre III

Figure III.1 : Principe d'un contour actif.....	51
Figure III.2 : Application des contours paramétriques sur des formes U.....	57
Figure III.3 : Application des contours paramétriques sur des images coronaires(1).....	58
Figure III.4 : Application des contours paramétriques sur des images coronaires(2).....	60

Chapitre IV

Figure IV.1 : évolution de la courbe C.	64
Figure VI.2 : Changement de topologie au cours de l'évolution de la courbe.	65
Figure IV.3 : Application de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle	73
Figure IV.4 : Application de la méthode des levels sets sans réinitialisation de la fonction de distance.....	75

Réseau artériel: Entrelacement de vaisseaux sanguins, destiné à porter le sang soit du ventricule droit du cœur au poumon, soit du ventricule gauche du cœur à toutes les autres parties du corps.

L'arbre coronaire : vaisseaux des artères « veines coronaires » qui effectuent la circulation du sang dans le cœur.

Angiographie à rayons X : (angio vient du grec aggeion qui signifie vaisseau), c'est une modalité d'imagerie médicale essentiellement anatomique. Elle permet l'observation des vaisseaux depuis l'extérieur du corps.

Oreillettes : Deux cavités du cœur qui reçoivent : la droite, le sang des veines du corps, la gauche, le sang des veines pulmonaires, et qui communiquent avec les ventricules.

Ventricules du cœur : les deux grandes cavités qui font suite aux oreillettes, et dont la droite envoie le sang veineux au poumon, et la gauche le sang artériel à tout le corps.

Cloison : il se dit d'une partie destinée à séparer deux cavités l'une de l'autre ou à diviser une cavité principale

Sillon : Rainure que présente la surface de certains os ou de certains organes parenchymateux, et qui, pour la plupart, sont destinés à loger des vaisseaux.

Myocarde : La partie musculaire du cœur.

Endocarde : Membrane qui tapisse les cavités internes du cœur.

Péricarde : Sac membraneux qui enveloppe le cœur.

Aorte : Artère qui sort du ventricule gauche du cœur.

Valvule mitrale : Valvule placée entre l'oreillette et le ventricule gauches du cœur.

Valvule aortique sigmoïde : nom donné à trois replis membraneux que présente l'orifice de l'artère pulmonaire dans le ventricule droit du cœur.

Ostium : Terme latin désignant un orifice. On l'utilise principalement pour désigner l'orifice faisant communiquer les cavités du coeur pendant la formation de l'embryon.

Artériole : Artère trop petite pour être décrite et dénommée.

Capillaire : Vaisseau capillaire ou, substantivement, les capillaires, dernières ramifications vasculaires que le sang traverse pour passer des artères dans les veines, et qui établissent la continuité entre ces deux ordres de vaisseaux.

Radiographie pulmonaire : Son principe consiste à impressionner sur un film radiographique les différences de densité du poumon. Le film sera plus ou moins noirci selon les structures rencontrées. Les os apparaîtront blancs, les tissus mous seront dans différents tons de gris et l'air sera noir.

Radio opaque : Qui n'est pas traversé par les rayons X ou autres rayons ionisants. Qualifie notamment les produits de contraste iodés utilisés en radiologie.

Cathéter : Sonde creuse et recourbée qu'on introduit dans le tronc coronaire par l'artère fémorale ou l'artère humérale.

Artère fémorale : Au niveau de l'aîne, les artères iliaques se prolongent par les artères fémorales, qui descendent à l'avant et à l'intérieur des cuisses pour devenir les artères poplitées en atteignant l'articulation du genou. Les artères fémorales irriguent la majeure partie des cuisses.

Artère humérale : Une artère systémique amenant du sang oxygéné vers l'avant bras.

Angiogramme : Un cliché radiographique des artères ou des veines.

Filament : Organe ou débris d'organe mince et allongé formé de fibres ou de tubes.

Système de collimation : Le collimateur désigne la zone de l'image sur laquelle la distance est réglée (dans un système de mise au point automatique).

Effet comptons : Un photon incident cède une partie de son énergie à un électron libre ou peu lié. Cet électron est projeté dans une direction faisant un angle compris entre 0 et 90° avec la direction du photon incident. Le photon diffusé quant à lui part dans une direction faisant un angle compris entre 0 et 180° avec la direction du photon incident, avec une énergie inférieure à celle du photon incident.

Scintillateur: Un matériau qui émet de la lumière suite à l'absorption d'un rayonnement.

INTRODUCTION GENERALE

L'imagerie médicale est un outil indispensable pour l'aide au diagnostic, le traitement et le suivi de pathologies. Les techniques d'imagerie médicale sont multiples, basées sur différents types de rayonnements (champ magnétique, ultrasons, rayons X, rayons gamma,...), parmi ces techniques, on trouve l'imagerie d'angiographie par rayons X qui permet de visualiser les flux sanguins dans divers buts, allant de la recherche de pathologies à la planification chirurgicale.

Le domaine dans lequel se situe ce travail est celui de la segmentation des images cardiaques, ou de manière plus précise, celui de l'interprétation des images coronarographiques.

La segmentation est une étape très importante dans le traitement des images en général et des images médicales en particulier. De nombreuses méthodes de prise de décision sont de plus en plus utilisées dans le domaine médical. En effet, toutes les applications pratiques constituant des systèmes automatisés respectent une démarche en trois étapes définies par une acquisition de données, un traitement et une réponse en fonction du type de l'application. Le traitement des données revient à les traduire dans un formalisme de sorte que le système en question puisse effectuer la tâche qui lui est assignée. C'est cette traduction que l'on appelle étape de segmentation.

Dans une chaîne de traitement d'images médicales, on retrouvera ce besoin de traiter l'information brute des images, de manière à dégager des différents types d'exams une sémantique en termes d'anatomie. Le résultat de la segmentation des images sera alors utilisé pour le diagnostic.

Dans notre cas, les objets rencontrés sont de type filaire (vaisseaux) et le mode d'acquisition fournit de plus un signal parfois fort bruité. Les données numériques qui en sont issues sont loin d'être optimales : le rapport signal sur bruit est parfois décevant sur certaines angiographies.

Souvent le choix d'un détecteur de contours est lié aux caractéristiques de l'image notamment à la nature du bruit qui y est présent (bruit blanc gaussien, bruit impulsionnel,...), ce qui explique la diversification de ces détecteurs et la nécessité de connaître les caractéristiques de chacun d'eux pour pouvoir faire un choix adapté à la nature de l'image et au traitement à effectuer.

L'application des détecteurs de contours classiques, du premier et deuxième ordre, aux images cardiaques donne souvent une mauvaise extraction de contours et une sensibilité au bruit. Pour essayer de résoudre ce problème, nous étudierons dans ce travail une nouvelle méthode dite « les contours actifs » dans le but de l'appliquer à la détection de contours des artères coronaires sur des images cardiaques.

Les contours actifs peuvent être divisés en deux classes selon leur représentation et leur implémentation. Les contours actifs paramétriques [2,3] qui sont représentés explicitement comme étant des courbes paramétrées dans un domaine Lagrangien et les contours actifs géométriques [4,5] qui sont représentés implicitement comme un ensemble de niveaux d'une fonction à deux dimensions qui évolue dans un domaine eulérien.

Ces dernières années, plusieurs travaux de recherche concernant les contours actifs ont été proposés dans le but de résoudre les problèmes rencontrés dans le traitement d'image d'une façon générale, et dans la segmentation d'image d'une façon plus précise. Parmi ces travaux de recherche nous pouvons citer : « Gradient Vector Flow » proposé par C. Xu [3] qui appartient à la classe paramétrique ainsi que « Level Set Evolution Without Re-initialization » proposé par Chunming Li [6] qui appartient à la classe géométrique.

Notre travail consiste à étudier les deux classes principales des contours actifs décrites précédemment. Pour cela nous allons présenter deux approches appartenant à la classe paramétrique qui sont respectivement les snakes traditionnels et les GVF snakes, ainsi que deux approches appartenant à la classe géométrique qui sont respectivement l'ensemble de niveaux traditionnel et l'ensemble de niveaux sans réinitialisation.

A partir des résultats obtenus, nous allons présenter une comparaison dans laquelle nous allons évaluer les performances et les inconvénients de chaque approche par rapport à l'autre.

De ce fait, ce mémoire est divisé en quatre chapitres.

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du cœur, le rôle des artères coronaires dans l'irrigation de ce dernier, ainsi qu'un état de l'art de l'angiographie avec explication de son rôle dans la détection des éventuelles pathologies cardiovasculaires (sténose ou thrombose).

Le deuxième chapitre explique les notions fondamentales de la segmentation en analyse d'images.

Dans le troisième chapitre, nous aborderons d'une manière plus approfondie le cas des contours actifs. Pour cela, nous allons présenter deux méthodes appartenant à la classe paramétrique ; ainsi nous établirons, une étude comparative dans laquelle nous présenterons les avantages et les inconvénients de chaque méthode à partir des résultats obtenus.

Introduction générale

Le quatrième chapitre est consacré à l'étude des contours géométriques ; nous allons présenter deux méthodes appartenant à cette classe afin de faire une étude comparative permettant d'évaluer les avantages et les inconvénients de chaque méthode à partir des résultats obtenus.

Nous finirons ce rapport par une conclusion générale commentant les résultats obtenus.

CHAPITRE I

Anatomie du Cœur et Acquisition des Images d'Angiographie

I.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter l'anatomie générale du cœur humain et de son réseau artériel, vu que notre travail portera sur l'application des contours actifs afin de détecter l'arbre coronaire. Nous tenterons d'expliquer l'une des modalités les plus utilisées pour acquérir ces images : l'angiographie à rayons X.

I.2 Anatomie du cœur et des artères coronaires

Le cœur est l'organe principal de l'appareil circulatoire humain. Il est la pompe qui assure la circulation du sang à travers le corps, il apporte aux organes un sang riche en oxygène et évacue le sang chargé par le dioxyde de carbone, produit par la respiration des cellules.

C'est un muscle creux qui comprend deux oreillettes et deux ventricules. Ces quatre cavités sont séparées par des cloisons s'exprimant extérieurement par des sillons. On décrit les sillons inter-ventriculaires (entre les deux ventricules), les sillons inter-auriculaires (entre les deux oreillettes), les sillons auriculo-ventriculaires (entre oreillettes et ventricules).

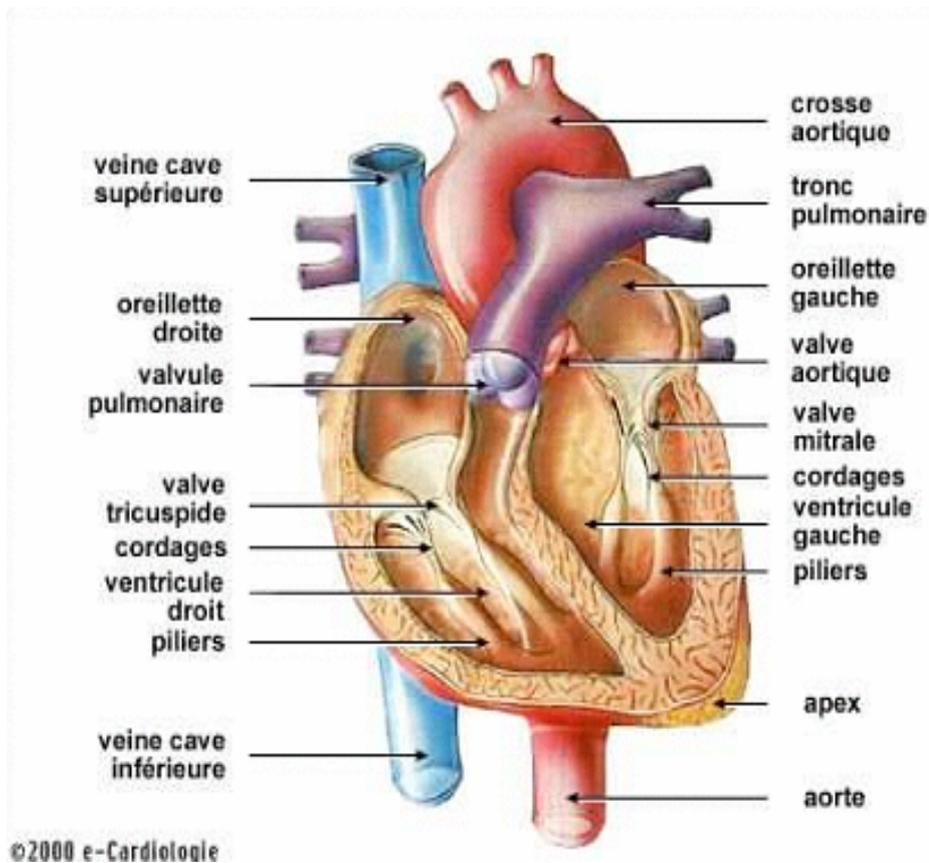


Figure I.1- Anatomie générale du cœur humain [1].

Le cœur est entouré, à sa surface d'artères et de veines, selon des trajets en «couronne» autour du muscle cardiaque, d'où leur nom d'artères «coronaires» (latin corona, couronne).

Après un cheminement de quelques centimètres à la surface du cœur, les branches de division des gros troncs s'enfoncent dans le muscle cardiaque. Le diamètre des artères coronaires est de plus en plus faible de la proximalité à la distalité.

Le muscle cardiaque s'appelle myocarde (grec mus, muscle et kardia, cœur). Le myocarde est doublé en dedans de l'endocarde (grec endon, dedans) et en dehors du péricarde (grec péri, autour).

Le ventricule gauche (left ventricle) éjecte le sang dans la grande circulation par l'aorte qui donne les artères à destinée périphérique. Le ventricule gauche a des parois épaisses, autorisant des régimes de pression élevés. L'éjection ventriculaire se fait vers l'aorte grâce à l'étanchéité de la valve mitrale qui permet l'admission de sang dans le ventricule mais pas son reflux vers l'oreillette. De même une fois éjecté dans l'aorte, le sang ne reflue pas dans le ventricule gauche grâce à l'étanchéité des valves aortiques sigmoïdes.

Les artères coronaires sont au nombre de deux: la gauche et la droite. Elles naissent de l'aorte initiale, au-dessus des cusps aortiques (renflements de l'aorte à son origine) et des valvules aortiques. Leur origine est appelée ostium (orifice en latin).

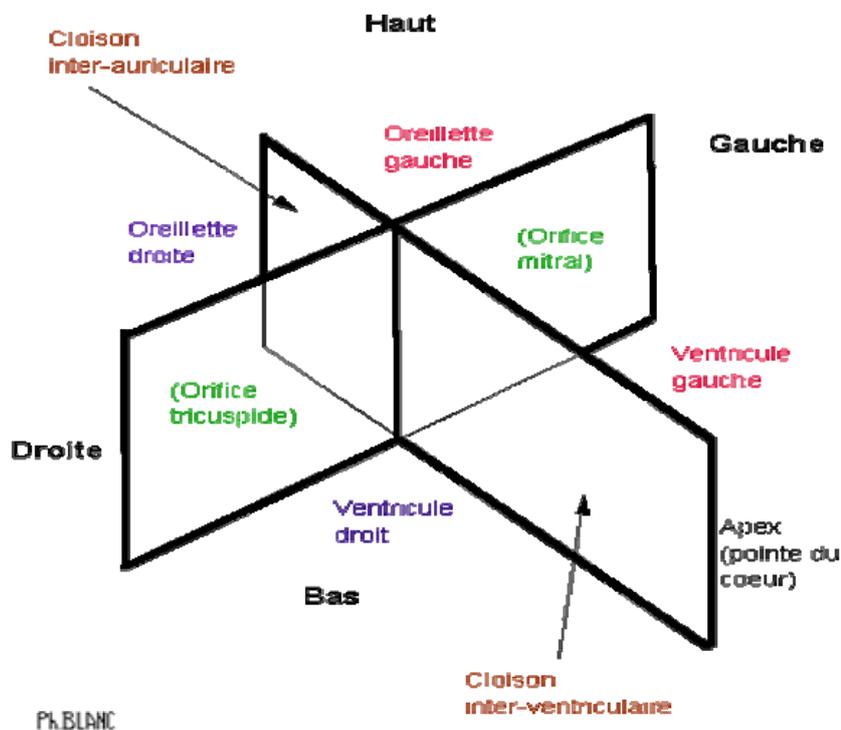


Figure I.2- Division du cœur en 4 cavités [1].

La variabilité anatomique inter-individu de l'arbre coronaire est très importante. Les artères coronaires naissent à la base de l'artère aorte au niveau d'orifices appelés *ostium coronaire gauche* (le plus souvent unique) et *ostium coronaire droit* (parfois multiple).

L'arbre coronaire est donc divisé en deux branches : la coronaire droite et la coronaire gauche. L'importance relative de ces deux branches est variable selon les personnes. Cette importance relative est décrite en termes de réseau coronaire à dominance droite, à dominance gauche, ou équilibré. La dominance droite est prévalente avec typiquement 70% de la population, contre 20% pour la dominance gauche, et 10% pour les réseaux équilibrés [7].

La figure I.3 montre les aspects généraux des trois types de dominance.

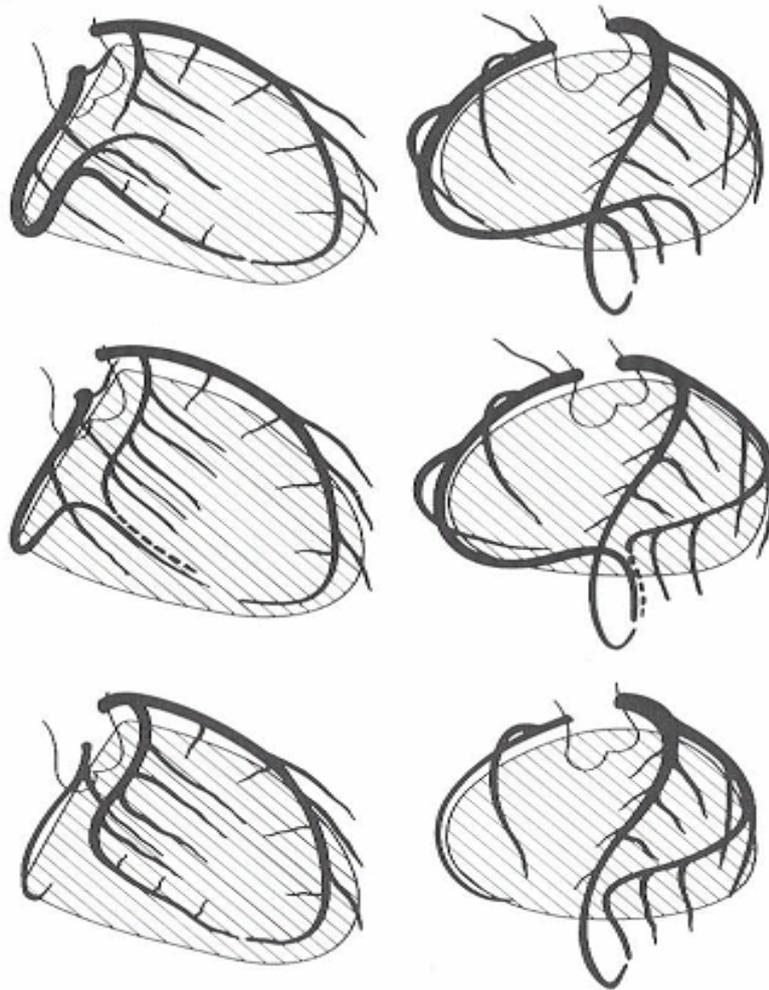


Figure I.3- Les trois dominances possibles du réseau coronaire. De haut en bas, représentation schématique de réseaux coronaires à dominance droite, équilibrée et gauche. Ce sont, à gauche, des vues antérieures et, à droite, des vues latérales droites [1].

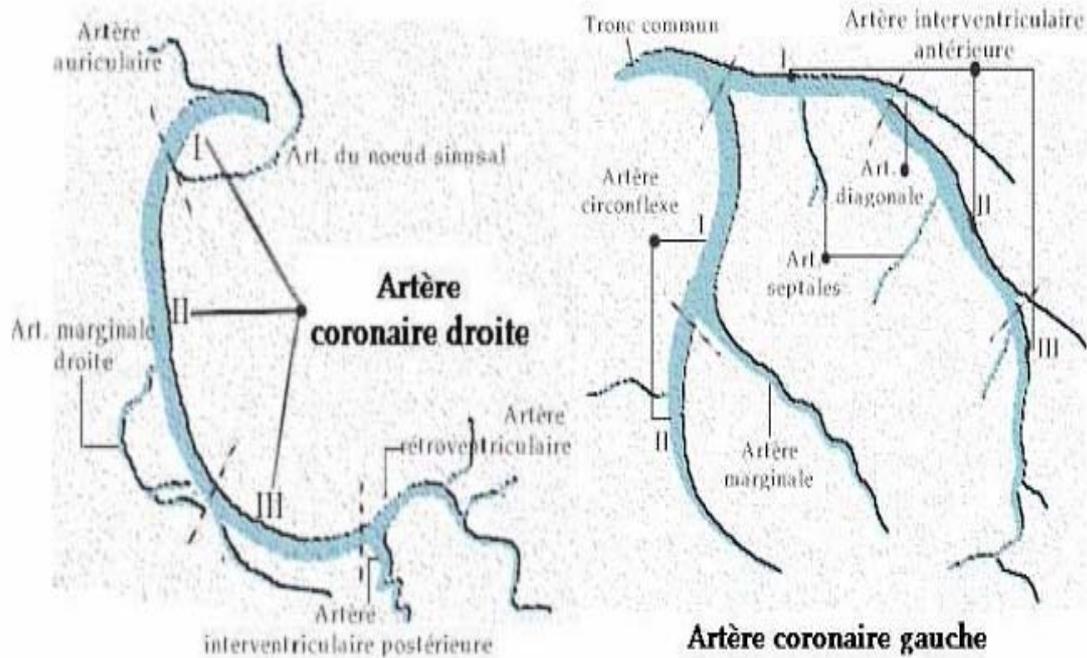


Figure I.4- Anatomie générale des arbres coronaires droit et gauche. Les deux branches principales se ramifient progressivement pour assurer une microcirculation homogène dans l'ensemble du myocarde [1].

Comme illustré dans la figure I.4, l'artère coronaire droite donne naissance successivement aux artères marginale droite, inter-ventriculaire postérieure et rétro-ventriculaire gauche.

L'artère coronaire gauche donne naissance à l'artère inter-ventriculaire antérieure (de laquelle partent les artères diagonales et septales), puis à l'artère circonflexe (de laquelle partent les artères marginales gauches, voire l'artère inter-ventriculaire postérieure dans le cas d'une dominance gauche). Alors que les branches principales ont un trajet de surface ou épicaudique, les branches ramifiées ont parfois des parcours au sein même du muscle, ou parcours intra-pariétal.

Au niveau du tronc coronaire, le diamètre typique des artères est de 5 millimètres. Les deux branches principales se subdivisent rapidement. Les branches principales ont des gabarits diminuant progressivement de 4 à 2 millimètres. Au fur et à mesure des ramifications, les artères coronaires atteignent rapidement des diamètres inférieurs à 1 millimètre, jusqu'à devenir des artérioles puis des capillaires.

I.3 Acquisition des images

I.3.1 L'angiographie par rayons X

I.3.1.1 Description

L'angiographie par rayons X est une modalité d'imagerie médicale essentiellement anatomique. Elle permet l'observation des vaisseaux (angio vient du grec *ageion* qui signifie vaisseau) depuis l'extérieur du corps grâce à la conjonction de deux propriétés physiques :

- la radio-transparence partielle du corps humain aux rayons X.
- la radio-opacité importante d'un produit injectable dans les vaisseaux.

De manière analogue à une radiographie pulmonaire classique, une source émet un faisceau de rayons X vers un détecteur, qui peut être analogique ou numérique. La source et le détecteur sont positionnés de manière à ce que l'objet que l'on cherche à observer en transparence soit situé sur le chemin des rayons X.

Schématiquement, les rayons X traversent les matériaux de faible densité et sont absorbés par les matériaux de forte densité. Ainsi, la plupart des tissus du corps humain, à l'exception des os, laissent passer en grande partie les rayons X. Sur le chemin le menant de la source au détecteur, plus un faisceau de rayons X rencontre des structures denses, plus il sera atténué et plus faible sera le signal recueilli sur le détecteur. C'est pour cela, par exemple, que sur les négatifs de radiographies pulmonaires, les structures osseuses, plus denses, apparaissent claires alors que les tissus mous apparaissent sombres.

L'information que présentent les angiographies est de nature anatomique car elle est liée à la densité des milieux traversés, ce qui dans notre cas permet d'observer la géométrie des artères, projetée sur le détecteur.

Comme le but de l'angiographie est de visualiser les structures vasculaires et que celles-ci ne sont pas naturellement radio-opaques, on injecte dans les vaisseaux à examiner un produit dit de contraste, contenant un composé lourd : l'iode. Dans le cas de l'angiographie des artères coronaires, le produit de contraste est amené à l'entrée du tronc coronaire par un tube souple, fin et creux, appelé cathéter, introduit dans le corps par l'artère fémorale ou par l'artère humérale, comme illustré dans la figure I.5.

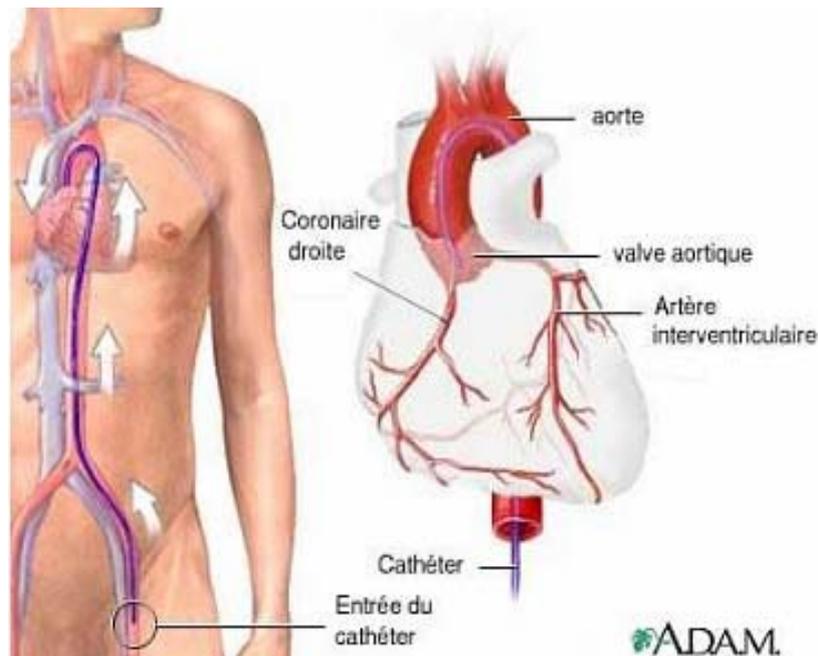


Figure I.5- Cathéterisation [1].

La figure I.6 montre un angiogramme dans lequel le cathéter est visible avant l'injection du produit de contraste, et deux autres angiogrammes montrant l'injection du produit de contraste et sa progression rapide dans les vaisseaux, liée au flux sanguin. Outre les vaisseaux injectés, on peut observer d'autres structures denses : les os, tels les côtes et les vertèbres, les tissus épais, denses, ou fibreux, tels les bronches, ou le diaphragme et certains objets artificiels, tels les sutures, le cathéter, et les stents. Comme illustré dans la figure 1.7, tous ces objets présents dans les angiographies seront autant de structures parasites pouvant perturber l'imagerie des structures d'intérêt, c'est-à-dire des artères coronaires.

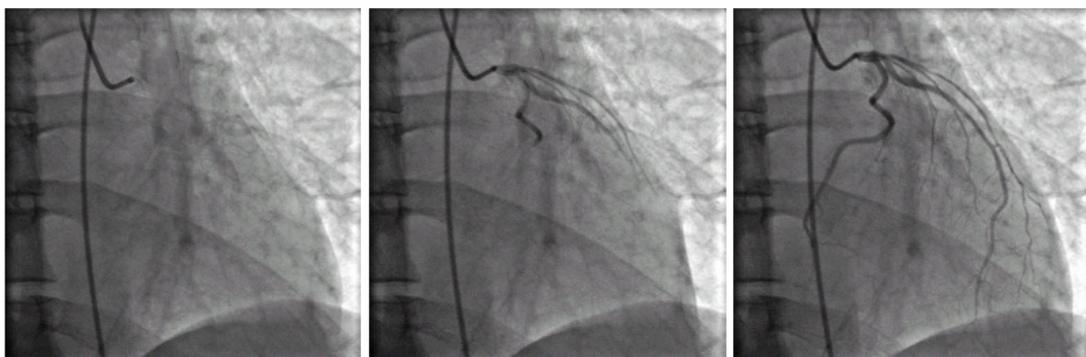


Figure I.6- Cathéter et injection du produit de contraste [1].

De gauche à droite : angiogramme dans lequel le cathéter amené par voie fémorale est visible mais les vaisseaux sont invisibles car non encore injectés de produit de contraste, angiogramme dans lequel l'injection commence et dévoile la partie proximale des artères coronaires, et angiogramme dans lequel l'injection du réseau coronaire est complète et permet d'observer l'ensemble des vaisseaux.

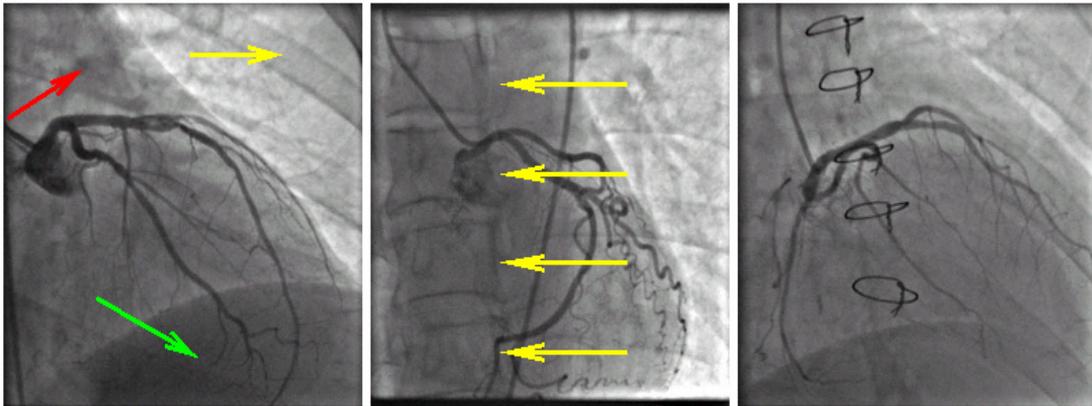


Figure I.7- Structures parasites dans les angiogrammes. De gauche à droite : angiogramme montrant des côtes (en jaune), le diaphragme (en vert), des structures pulmonaires denses (en rouge), angiogramme montrant quatre vertèbres, et angiogramme montrant des sutures. Ces structures perturbent l'observation des artères coronaires[1].

1.3.1.2 Formation de l'image

L'image angiographique est le produit de trois processus : l'émission, la transmission, et la détection de rayons X.

1.3.1.3 L'émission de rayons X

L'émission de rayons X se fait à partir d'un tube sous vide. Un filament, constituant la cathode, est chauffé et émet des électrons par effet thermoélectronique. Une haute tension appliquée entre cette cathode et une anode accélère et attire les électrons vers cette dernière. Ceux-ci percutent l'anode avec une haute énergie, engendrant des changements d'orbites électroniques et, par effet photo-électrique, un rayonnement dont les longueurs d'onde sont caractéristiques du matériau de l'anode (en général molybdène ou rhodium) et choisies dans le domaine rayons X du spectre lumineux.

Un système de filtre (en général en aluminium) arrête les radiations parasites de basse énergie et un système de collimation ne laisse s'échapper du tube que les rayons qui ont la direction voulue.

I.3.1.4 Transmission de rayons X

L'interaction entre rayons X et matière est un processus extrêmement complexe dont nous ne retiendrons que les deux effets majeurs :

- l'absorption.
- la diffusion.

L'absorption, due à l'effet photo-électrique, se traduit par la perte d'énergie progressive des rayonnements X qui entrent en collision avec des électrons d'orbites basses. Plus un matériau est dense, plus il va atténuer l'intensité d'un faisceau de rayons X. L'effet de l'atténuation est une retenue plus ou moins importante des rayons X traversant un matériau.

La proportion de rayons X qui traversent le matériau est caractéristique de sa densité.

La diffusion, liée à l'effet Compton, va peu diminuer l'énergie du rayonnement X, mais va en modifier la direction. L'effet de cette interaction est une diffusion des rayons autour de leur direction d'origine. Un faisceau unidirectionnel devient un faisceau en forme de tromblon sous l'effet de la diffusion. Il induit donc un flou sur la direction du rayonnement X. Par la modification de la direction du rayonnement initial, la diffusion des rayons X induit aussi l'atténuation du rayonnement direct.

En angiographie, on cherche à observer l'effet de l'absorption et à limiter l'effet de la diffusion. Le rayonnement diffusé peut être réduit par l'emploi de filtres sélectifs selon l'énergie du rayonnement, et de collimateurs, sélectifs selon la direction du rayonnement. En effet, ces deux caractéristiques sont modifiées par rapport au rayonnement initial.

Nous introduisons maintenant l'équation de Lambert-Beer qui donne la loi d'absorption des rayons X. Soit $I(x)$ l'intensité d'un faisceau à la position x , soit dI la variation d'intensité du faisceau sur un élément de longueur dx , alors nous avons la relation :

$$dI = -\mu(x)dx \tag{I.1}$$

Le coefficient $\mu(x)$ est appelé coefficient d'absorption linéaire locale en x . En pratique, ce coefficient dépend, d'une part, de l'énergie du faisceau incident et, d'autre part, du milieu traversé, et en particulier de sa densité. En intégrant la relation élémentaire (I.1), nous obtenons l'équation de Lambert-Beer, qui caractérise l'intensité d'un faisceau, après qu'il ait traversé une épaisseur y de matériau, dont le support est supposé commencer en $x = 0$:

$$I(y) = I(0) * e^{-\int_0^y \mu(x)dx} \tag{I.2}$$

L'interprétation de ce phénomène de transmission des rayons X est la suivante : l'intensité du faisceau résiduel à la sortie du matériau absorbant est (à l'application d'un logarithme près) l'intégrale sur le rayon des absorptions linéaires locales traversées.

1.3.1.5 Détection de rayons X

La détection des rayons X qui ont traversé le matériau à observer se fait sur un capteur qui comptabilise les photons X. Nous décrivons maintenant les trois évolutions technologiques majeures dans la détection des photons X, dans l'ordre chronologique de leur introduction:

- La plaque au phosphore,
- L'intensificateur,
- Le panneau plat numérique.

a) Plaque au phosphore A l'image d'un appareil photographique, le détecteur le plus ancien en radiologie conventionnelle est la plaque, qui n'est alors pas argentique, mais dite au phosphore. Celle-ci va réagir d'autant plus qu'elle reçoit un rayonnement X important.

Le développement des plaques, via un négatif, produit des clichés semblables à des photographies, mais pour lesquelles la lumière observée n'est pas celle du spectre visible mais celle des rayons X. Ces plaques sont maintenant délaissées (à l'exception de la radiologie conventionnelle) au profit de technologies offrant un meilleur contraste dans les images.

b) Intensificateur Afin d'augmenter la dynamique du détecteur, et donc le contraste dans les images, on utilise un dispositif électronique dit intensificateur. Le processus d'intensification est le suivant : chaque photon X incident est converti en électron par effet photoélectrique, le signal électronique est intensifié par un dispositif électrique de gain, puis converti en photons lumineux qui sont alors filmés. Le défaut principal de ce détecteur est l'introduction de distorsion dans l'image. Il existe deux types distincts de distorsion. La première, dite en S, est liée à la sensibilité de la trajectoire des électrons aux champs magnétiques environnants, et en particulier au champ magnétique terrestre. La seconde, dite en coussin, est due à la courbure du détecteur qui provoque une déformation radiale de l'image. La figure I.8 illustre ces deux types de distorsion dans les images.

Les phénomènes de distorsion et une trop faible dynamique de l'image dans certaines conditions ont conduit les constructeurs à introduire des détecteurs plans numériques.

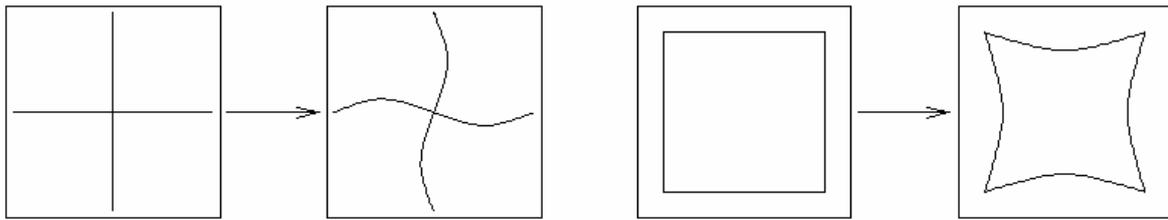


Figure I.8 : Effets des distorsions en S (à gauche) et en coussin (à droite) [1].

c) Panneau plat numérique L'introduction récente de détecteurs à base de panneau plat numérique a considérablement accru la qualité des images acquises. Dans le cas du panneau plat numérique, les photons X sont convertis en photons lumineux par un scintillateur en iodure de césium cristallin, une photodiode en silicium amorphe convertit les photons lumineux en électrons qui sont ensuite comptabilisés par une électronique à bas bruit. Cette méthode de détection s'apparente à celle utilisée dans un capteur CCD.

Les images ne souffrent plus de distorsions en S et en coussin (leurs causes ayant été supprimées) et sont moins bruitées, grâce à la réduction du nombre d'étapes intermédiaires de conversion.

Enfin, la plus grande dynamique du détecteur permet d'observer des changements importants des intensités détectées. Cette caractéristique est importante dans le cas d'une acquisition rotationnelle, où l'épaisseur projetée du patient varie considérablement (dans un rapport de 1 à 3) selon le point de vue. Par exemple le modèle d'angiographie Innova 2000 utilise la technologie du panneau plat numérique pour la détection des rayons X. Nous donnons quelques valeurs caractéristiques des images acquises par ce système. La résolution spatiale des images est de 0,2 millimètre, les tailles des champs de vue utilisés pour les artères coronaires sont 17 centimètres et 20 centimètres. Les tailles des images associées à ces deux tailles de champ sont respectivement 864 et 1000 pixels. En sortie de la chaîne de traitement, chaque pixel est codé sur 8 bits.

1.3.1.6 Trajectoires d'acquisition et séquences d'images

Nous avons décrit le mode de formation d'une image. En routine clinique, les images sont acquises en rafale, sous forme de séquences. La fréquence d'acquisition est 30 Hz.

Sur un angiographe de type LC, une vue est caractérisée par trois valeurs qui donnent la configuration géométrique de l'arceau (le L est le plus souvent conservé fixe). Ces trois valeurs sont:

- Un angle dans le plan sagittal, nommé cranial /caudal et noté CRA/CAU.
- Un angle dans le plan axial, nommé antérieur oblique droit/antérieur oblique gauche et noté LAO/RAO.
- Une distance, entre émetteur et détecteur de rayons X, notée SID.

La figure I.9 illustre ces trois paramètres géométriques d'acquisition.

I.3.1.7 Mode statique

Le protocole classique d'angiographie coronaire consiste à conserver l'ensemble du système dans une position statique et à acquérir une séquence d'images durant 2 à 5 secondes.

Dans ce cas, les angles CRA/CAU et LAO/RAO et la distance SID restent constants durant l'acquisition.

I.3.1.8 Mode rotationnel

Un mode d'acquisition introduit récemment en imagerie à rayons X des artères coronaires est le mode d'acquisition rotationnel, nommé cardiac spin.

Dans sa forme actuelle, il consiste en une rotation de l'arceau C dans le plan axial, avec une valeur d'angle CRA/CAU constante, égale à 0°. L'angle LAO/RAO varie quant à lui de -100° à 100°, pour les rotations les plus amples. La distance SID reste bien entendu constante au cours de cette rotation. La vitesse de rotation maximale du système est de 40° par seconde, ce qui donne un temps total d'acquisition de 3 à 5 secondes selon l'amplitude de la rotation.

La figure I.10 illustre ce mode d'acquisition rotationnel et les différents points de vue qu'il permet d'acquérir dans une même séquence.

A chaque image, et donc à chaque valeur d'angle LAO/RAO, d'angle CRA/CAU et de distance SID fixés, on peut associer une application qui à un point de l'espace tridimensionnel associe sa position projetée dans l'image. On appelle cette application matrice de projection. Dans le cas d'une séquence d'images acquises en rotation, on dispose donc aussi de la séquence des matrices de projection associées.

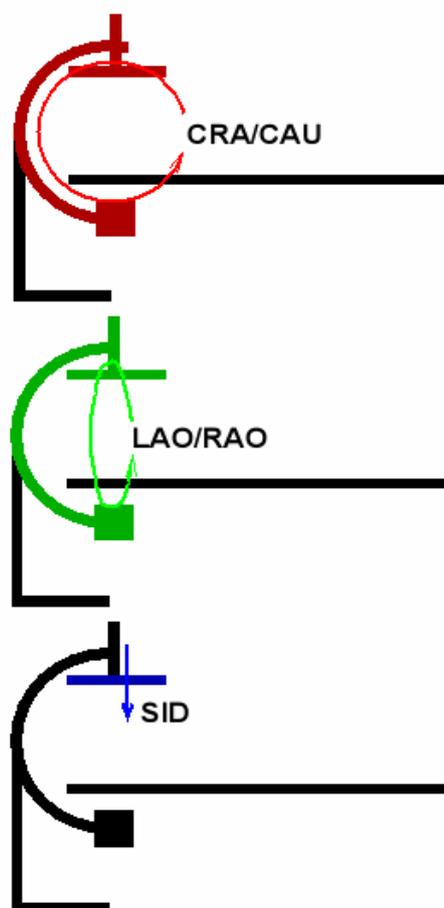


Figure I.9- Paramètres d'acquisition CRA/CAU, LAO/RAO et SID [1].



Figure I.10- Représentation schématique du mode d'acquisition rotationnel et des différents points de vue qu'il propose au sein d'une même séquence [1].

I.4 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de faire une première approche de l'imagerie médicale en traitant brièvement l'angiographie à rayons X ainsi que l'anatomie du cœur et de son réseau artériel.

Nous allons présenter dans le chapitre suivant, des notions fondamentales de la segmentation en analyse d'images.

CHAPITRE II

SEGMENTATION DES IMAGES

II.1. Introduction

La segmentation est un procédé qui subdivise l'image en ses parties constituantes ou objets. La segmentation est l'un des éléments les plus importants dans le traitement d'image automatique car elle permet l'extraction des entités et des objets pour des traitements ultérieurs.

Les algorithmes de segmentation d'image sont généralement basés sur l'une des deux propriétés basiques des valeurs de niveaux de gris : discontinuité et similarité, ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche « frontière » et d'approche « région ». Dans la première catégorie, le partitionnement de l'image est basé sur les changements abrupts des niveaux de gris. Leurs centres d'intérêt sont alors l'extraction des points isolés et la détection des lignes et contours dans une image. Les principales approches dans la deuxième catégorie sont basées sur le seuillage, la division et la fusion des régions. La texture peut aussi être un outil très puissant pour la segmentation d'images [8].

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous ensembles R_i appelés régions, tels que :

1. $\bigcup_{n=1}^N R_n = I$ R_i : Ensembles de régions.
2. $\forall n = 1, \dots, N, \forall (p_1, p_2) \in R_n \times R_n, \exists$ un chemin de p_1 à p_2 dans R_n ; N : Nombre de régions.
3. $\forall n = 1, \dots, N, P(R_n) = \text{Vrai}$
4. $\forall n \neq m, R_n$ voisin de $R_m \Rightarrow P(R_n \cup R_m) = \text{faux}$; P_1 et P_2 : sont des pixels.

Une région est un ensemble connexe de points image (pixels) ayant des propriétés communes (intensité, texture...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Les connaissances utilisées sont le plus souvent du domaine de l'image numérique et du traitement du signal [9].

Nous allons ci dessous donner un petit aperçu sur les deux approches fondamentales utilisées pour la segmentation des images.

II.2 Approche frontière

II.2.1. Introduction

Dans n'importe quelle image, il existe des variations d'intensité représentant des changements des propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet observé correspondant par exemple à :

- Des variations d'illumination, des ombres.
- Des changements d'orientation ou de distance à l'observateur.
- Des changements de réflectance de surface.
- Des variations d'absorption des rayons (lumineux, X, etc..).

La segmentation est basée sur ces variations, car ces dernières peuvent être interprétées par des informations importantes. Elles constituent les frontières des régions correspondant à des bords ou parties d'objets de la scène. D'où le nom donné à cette approche de la segmentation.

La détection de contours peut être perçue différemment selon le but recherché. Ainsi, selon Pavlidis [25,26], elle consiste en une détection des discontinuités présentes dans une image. La détection des contours est alors considérée comme l'une des premières étapes de la vision par ordinateur et aucune information a priori sur les objets présents dans l'image n'est utilisée. Toutefois, dans certaines applications, il est utile d'exploiter des informations sur la forme et l'emplacement approximatif de l'objet pour détecter le contour.

Un contour est une frontière entre deux différents milieux (deux couleurs, deux niveaux de gris, ...). Pour déterminer la position des éventuels contours, on utilise des méthodes dérivatives. En effet, l'image dérivée met en évidence les variations brusques de niveaux de gris.

Quand il y a une forte variation, cela est souvent dû à un changement de teinte, d'éclairement ou de texture et de façon générale, à un changement de zone.

Les premières idées de modélisation d'une discontinuité étaient très simples. Une discontinuité était assimilée à un fort gradient ou à un passage par zéro du Laplacien.

Dans ce paragraphe nous présentons, deux méthodes fondamentales de la segmentation pour la détection des contours [9], qui sont :

- ✓ Les méthodes dérivatives :

Ce sont les plus immédiates pour détecter et localiser les variations du signal. Les contours sont assimilés aux points de fort gradient ou de dérivée seconde nulle.

- ✓ Les méthodes morphologiques :

Elles travaillent sur les maximums et les minimums des intensités du voisinage de chaque pixel. Un contour de type « saut d'amplitude » sera détecté si la différence entre le maximum et le minimum est importante.

II.2.2. Les méthodes dérivatives

II.2.2.1. Généralités

Le principe général des méthodes dérivatives est illustré sur un signal continu monodimensionnel $A(x)$ présentant une transition avec un saut d'amplitude en x_0 . Les allures de la dérivée première et de la dérivée seconde sont données par la figure II.1 (où $x_0=0$).

Si on considère que la transition du signal est repérée par son point d'inflexion, sa localisation peut se faire par recherche du maximum local de la valeur absolue de la dérivée première ou par recherche du passage par zéro de la dérivée seconde.

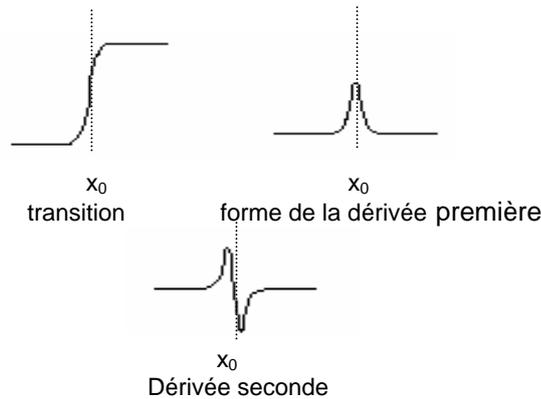


Figure II.1 : Allure des dérivées premières et seconde d'une transition de type « saut d'amplitude »

Dans le cas bidimensionnel, l'image est représentée par une fonction scalaire continue $A(x,y)$. Le vecteur gradient est défini au point M de coordonnées (x,y) par :

$$\nabla A(x,y) = \left(\frac{\partial A}{\partial x} \quad \frac{\partial A}{\partial y} \right)^t \tag{II.1}$$

Le vecteur gradient en un point M est normal à la courbe de niveau donné par $A(x,y)=\text{Constante}$ qui passe par M . La plus grande variation de $A(x,y)$ a lieu quand on se déplace le long de la normale à la courbe de niveau. Le maximum de cette variation est défini en grandeur et en direction par $\nabla A(x,y)$.

Au point $M(x,y)$, l'orientation ϕ du gradient est donnée par :

$$\phi = \arctan \left(\frac{\partial A}{\partial y} / \frac{\partial A}{\partial x} \right) \tag{II.2}$$

Le vecteur unitaire normal au contour « \vec{n} » et l'orientation du contour « θ » ont pour expression :

$$n = (\cos \phi \quad \sin \phi)^t \quad \text{et} \quad \theta = \frac{\pi}{2} - \phi$$

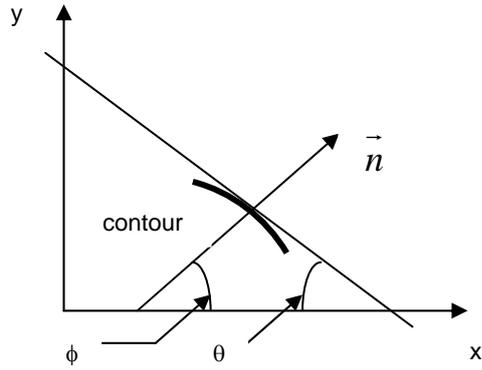


Figure II.2 : Orientation d'un contour

II.2.2.2. Opérateurs dérivatifs du premier ordre

Ces opérateurs peuvent être appliqués sur les images numériques «cas discret», les dérivées directionnelles suivant les directions horizontales et verticales au site $[i,j]$ sont approchées par de simples différences finies :

$$\frac{\partial A}{\partial Y} \approx \frac{\Delta A}{\Delta i} = A_i [i,j] = A[i+1,j] - A[i,j] \quad (\text{II.3})$$

$$\frac{\partial A}{\partial X} \approx \frac{\Delta A}{\Delta j} = A_j [i,j] = A[i,j+1] - A[i,j] \quad (\text{II.4})$$

La norme du gradient est donnée par :

$$|\nabla A[i, j]| = \sqrt{A_j^2[i, j] + A_i^2[i, j]} \quad (\text{II.5})$$

Ou encore :

$$|\nabla A[i, j]| = \max \{ |A_j[i, j]|, |A_i[i, j]| \} \quad (\text{II.6})$$

Ou encore :

$$|\nabla A[i, j]| = \frac{\{ |A_j[i, j]| + |A_i[i, j]| \}}{2} \quad (\text{II.7})$$

Ces opérateurs sont très sensibles au bruit.

☞ **Rappel des conventions d'orientation des axes :**



Remarque :

En pratique la majorité des opérateurs sont implémentés sous forme de masque, la détermination du masque gradient est illustrée dans l'annexe A.

II.2.2.2.1. Opérateurs de Prewitt et de Sobel

Pour ces opérateurs, les dérivées directionnelles horizontale et verticale s'expriment sous la forme :

$$A_j[i,j] = h_j * A[i,j] \quad \text{et} \quad A_i[i,j] = h_i * A[i,j] \tag{II.8}$$

$$\text{Avec: } h_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad h_i = \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{pmatrix}$$

Les matrices h_i et h_j , appelées aussi masques, sont les noyaux de convolution de filtres à réponse impulsionnelle finie.

Les masques de Prewitt [9] sont définis par $c=1$ et les masques de Sobel par $c=2$.

Rappelons que la relation entre convolution et corrélation peut être traduite par l'expression :

$$\begin{aligned} h * A[i,j] &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n).A[i-m,j-n] \\ &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=+N}^N h(-m,-n).A[i+m,j+n] \end{aligned} \tag{II.9}$$

Où h est le noyau de convolution de taille $(2M+1)*(2N+1)$.

Les calculs précédents des deux dérivées directionnelles peuvent donc être considérées comme des corrélations avec les « gabarits » $h_j[-j]$ et $h_i[-i]$.

Exemple 1: (voir Figure II.3)

A : représente l'image originale.

B : représente l'image après la convolution.

h : représente le filtre de convolution, dans cet exemple $h = \begin{pmatrix} 2 & 6 & 4 \\ 1 & -3 & 4 \end{pmatrix}$.

Pour déterminer la valeur du pixel (4,6) dans B, on couvre A avec h , la valeur centrale de h couvre le pixel (4,6) de l'image A.

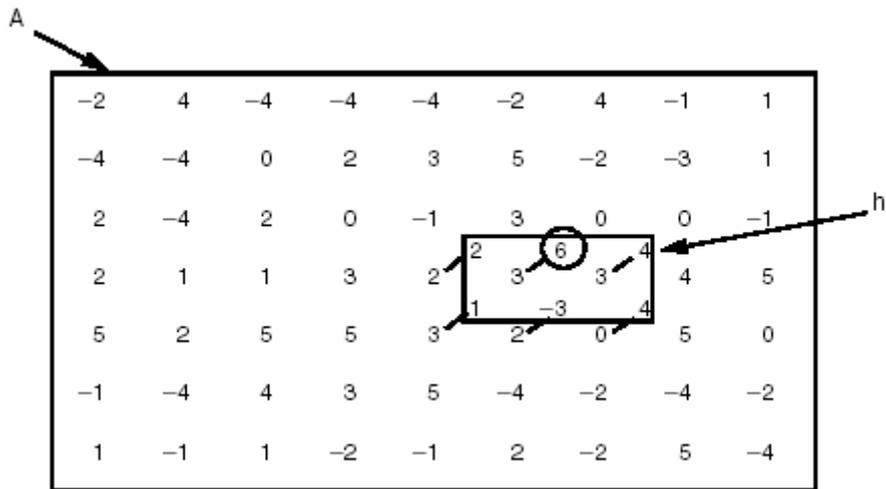


Figure II.3 : Exemple de la convolution.

Maintenant, regardons les six pixels couverts par h. Pour chacun de ces pixels, on fait la multiplication avec les valeurs de h correspondantes. Puis on fait la sommation des résultats et on remplace le résultat final dans B(4,6).

$$B(4,6) = 2*2+3*6+3*4+3*1+2*-3+0*4 = 31.$$

Cette procédure doit être exécutée pour chaque pixel de A afin de déterminer les valeurs de chaque pixel de B.

Exemple 2 :

L'image originale (512*512 pixels) représentée dans la figure II.4 a été prise d'un logiciel appelé "electromed imagerie", ce dernier présente des séquences vidéos d'artères coronaires de certains patients, ces séquences sont fournies par le service Cardiologie de l'Hôpital MAUCHE, Ben - Aknoun, Alger.

A cause des larges dimensions de l'image originale représentée dans la figure II.4, nous avons pris une portion de cette image, afin de rendre la vision du traitement plus claire.

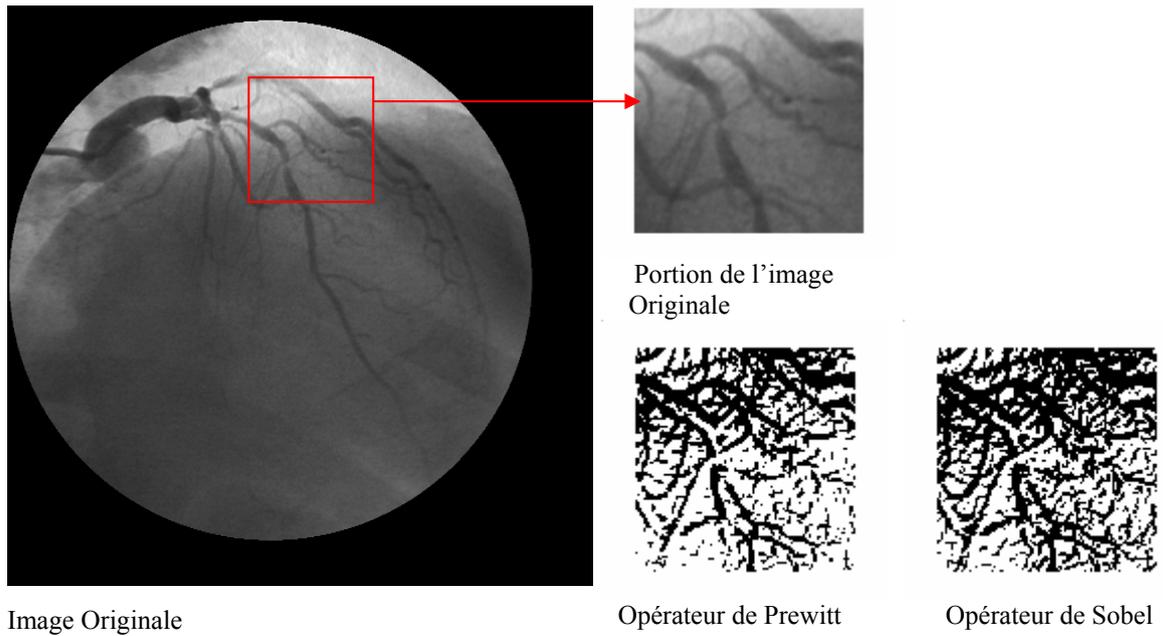


Figure II.4 : Applications des détecteurs de Prewitt et Sobel.

Nous remarquons que l'application de ces deux masques ne donnent pas de bons contours et fait apparaître quelques points constituant un bruit. Il faut signaler que le masque de Sobel donne des contours accentués et épais.

II.2.2.2.2. Opérateurs de gradient directionnel de Kirsh

L'opérateur de Kirsh consiste à filtrer l'image avec 8 masques directionnels.

L'orientation du contour (orientation du filtre + 45°) est dans ce cas déduite par le filtre donnant le résultat le plus élevé (qui est considéré comme représentant l'intensité du gradient).

Exemple de tels filtres:

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \dots$$

II.2.2.2.3. Opérateur MDIF

Il s'agit de la combinaison d'un filtre moyennneur du noyau m et d'un dérivateur utilisant les masques directionnels de Prewitt h_i et h_j :

$$m = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, h_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, h_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Les approximations des composantes du gradient peuvent être calculées après le lissage ou directement en appliquant les masques suivants de taille 5x5

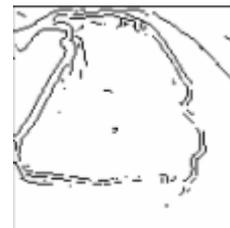
$$m_j = m * h_j = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 1 & 3 & 0 & -3 & -1 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, m_i = m * h_i = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Rappelons que « * » est l'opération de convolution et les images sont obtenues par convolution de l'image originale A avec les deux masques m_i et m_j .

Exemple :



Image originale



Opérateur MDIF

Figure II.5 : Opérateur MDIF

La nature du filtre MDIF (lissage + détecteur dérivatif) fait apparaître en plus des contours une sorte de flou.

II.2.2.2.4. Opérateur NAGDIF

L'opérateur NAGDIF est la combinaison d'un lissage non linéaire de Nagao suivi d'une opération de dérivation [9].

Le filtrage de Nagao est un filtrage par fractionnement de la fenêtre d'analyse. En effet, la sélection des pixels intervenant dans le calcul de la sortie du filtre est faite en prenant en compte des contraintes géométriques.

L'opérateur de Nagao travaille sur un voisinage 5x5 centré sur le pixel courant. Dans ce voisinage, 9 domaines sont définis. Pour chaque domaine D_i , la moyenne μ_i et la variance $var(D_i)$ sont calculées. L'intensité du pixel courant est remplacée par la moyenne du domaine qui présente la plus faible variance.

			1	1
		1	1	1
			1	1

Les domaines D_1 , D_2 et D_4 sont obtenus par rotation de $\pi/2$.

			1	1
		1	1	1
		1	1	1

Les domaines D_5 , D_6 et D_8 sont obtenus par rotation de $\pi/2$.

	1	1	1	
	1	1	1	
	1	1	1	

Domaine D_9

Figure II.6: Domaines de Nagao.

Cet opérateur étend une technique fondée sur un lissage non-linéaire avec des domaines carrés. Il présente l'avantage de réduire le bruit tout en renforçant les contrastes par diminution de la largeur de la zone de transition. Le domaine D_9 peut être ignoré sans altérer notablement les performances.

La dérivation pour l'opérateur du NAGDIF est effectuée par l'opérateur suivant :

$$\text{CONTOUR Si } \max \left\{ \left| B[i, j] - B[i - \varepsilon_1, j - \varepsilon_2] \right| \right\} > \text{Seuil} \quad (\text{II.10})$$

Où ε_1 et ε_2 sont des valeurs entières de l'intervalle $[-1,1]$, B étant l'image lissée par le filtre de Nagao et la valeur de seuil est déterminée expérimentalement.

Exemple :

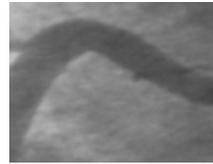


Image originale

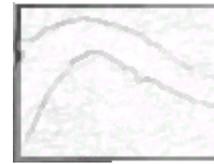


Image traitée par
l'opérateur NAGDIF

Figure II.7 : Opérateur NAGDIF.

Les contours détectés sont minces du fait que les transitions dans l'image originale ont de petites largeurs.

II.2.2.3. Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre

Les contours peuvent être localisés par les passages à zéro du Laplacien :

$$\Delta A(x,y) = \frac{\delta^2 A}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 A}{\delta y^2} \tag{II.11}$$

En coordonnées polaires, cet opérateur s'exprime sous la forme :

$$\Delta A(r, \theta) = \frac{\delta^2 A}{\delta r^2} + \frac{1}{r} \frac{\delta A}{\delta r} + \frac{1}{r^2} \frac{\delta^2 A}{\delta \theta^2} \tag{II.12}$$

Nous remarquons ainsi qu'il est invariant par rotation.

En effet, tous les extremums du gradient correspondent à des zéros dans la dérivée de celui-ci. Pour ne pas être sensible aux valeurs minimales du gradient, c.-à-d. les valeurs nulles correspondant à des zones homogènes, il est nécessaire de détecter les passages par zéro du Laplacien et non pas seulement les valeurs nulles de celui-ci.

Des approximations discrètes du Laplacien, calculées sur un voisinage 3x3, correspondent aux masques suivants :

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \text{ Ou } \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

Le problème majeur des techniques exploitant le Laplacien est la sensibilité aux petites variations non significatives dues essentiellement au bruit. En effet, un des problèmes

fondamentaux de la détection des contours est la résistance au bruit et aux petites variations locales dues à la texture ou à des irrégularités de surface. Pour remédier à ce problème, il est possible d'effectuer un prétraitement sur l'image afin de lisser les petites irrégularités locales.

Ce prétraitement peut être réalisé par des filtres de différentes natures.

Pour plus de précautions, il est aussi possible d'éviter les passages par zéro dans les zones avec variations locales faibles et irrégulières en acceptant uniquement les pixels dont la valeur du gradient est supérieure à un seuil prédéfini.

Exemple :

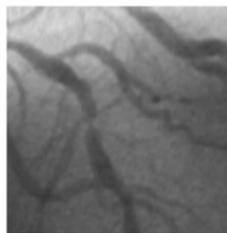


Image originale



Laplacien 1



Laplacien 2

Figure II.8 : Opérateurs du deuxième ordre.

A cause du bruit dans l'image, le Laplacien donne des résultats médiocres pour la détection de contours.

II.2.2.3.1. Autres opérateurs du deuxième ordre

Marr et Hildreth [9,25,27] suggèrent par similitude avec l'œil humain, l'utilisation d'un opérateur Laplacien-Gaussien. La méthode proposée consiste à convoluer l'image par une gaussienne avant d'appliquer un filtre Laplacien. Ils proposent l'utilisation de plusieurs masques correspondant à différentes valeurs de la variance σ^2 de la gaussienne. Aussi, Huertas et Médioni [9,27] proposent un filtre qui est une décomposition en filtres séparables de l'opérateur Laplacien d'une gaussienne.

Cependant, les masques de variance trop large dégradent l'image et ne permettent pas la détection des structures fines, à l'inverse, une variance trop faible conduit à une détection du bruit trop important. La localisation par ce type de méthodes n'est pas très précise et dans le cas d'images complexes, les résultats obtenus sont très sensibles au bruit et engendrent souvent de fausses détections. En effet, les faux contours sont détectés dans les zones bruitées ou texturées (même légèrement) et des contours significatifs dont le gradient est faible sont oubliés.

Pour surmonter ces difficultés de précision de localisation et d'efficacité de détection, Canny [9] propose de formaliser mathématiquement une approche optimale de détection.

Pour déterminer le filtre optimal, il définit trois critères : bonne détection, bonne localisation et non multiplicité des réponses.

Trois filtres optimaux majeurs ont été obtenus en prenant en compte ces trois critères : le filtre de Canny, le filtre de Deriche et le filtre de Shen et Castan [9].

Canny trouva la solution suivante, qui est la dérivation de la convolution d'une image avec une gaussienne. L'approche proposée sert toujours de référence dans la littérature car sa solution est correctement formalisée et le comportement du filtre est ainsi connu avec précision. Toutefois, certaines limites peuvent être recensées dans ce modèle :

Ce type de filtrage permet de détecter correctement les contours, mais le fait d'augmenter la valeur de σ ne suffit pas pour détecter la totalité des contours. En effet, ils présentent quelques interruptions notamment au voisinage des coins et des 'jonctions en T'. En plus, si l'image est dégradée par un bruit multiplicatif, ce qui est le cas des images obtenues par un système laser ou radar, le modèle de Canny est inadapté, puisque son modèle est proposé avec l'hypothèse que l'image est affectée avec un bruit blanc gaussien.

II.2.2.4. Amincissement des lignes de contours

Lorsque l'on effectue le gradient d'une image, il est nécessaire d'isoler les maximums locaux de l'image dérivée pour déterminer les points exacts de contour afin de réduire ceux-ci à une courbe d'un seul pixel d'épaisseur. Une des techniques les plus simples consiste à remettre à zéro toutes les valeurs de gradient qui ne sont pas maximales par rapport à celles des pixels voisins situés dans la direction du gradient. En effet, la valeur du pixel doit être maximale localement à la position exacte du contour et décroître de part et d'autre de celui-ci dans la direction du gradient. Soit la méthode suivante dite « suppression des points non maximum », dont le principe est le suivant [9] :

Soit $A(x,y)$ l'image composée des amplitudes des gradients, et $Dir(x,y)$ l'image des directions. Pour chaque point $A(x,y)$, on détermine les points adjacents qui se trouvent dans la direction du gradient, comme illustré sur la figure II.5. Soient $A(x_1,y_1)$ et $A(x_2,y_2)$ ces points.

L'amincissement s'effectue comme suit : si $A(x,y)$ est supérieur à la fois à $A(x_1,y_1)$ et à $A(x_2,y_2)$, alors $A(x,y)$ est conservé, sinon $A(x,y)$ est mis à zéro.

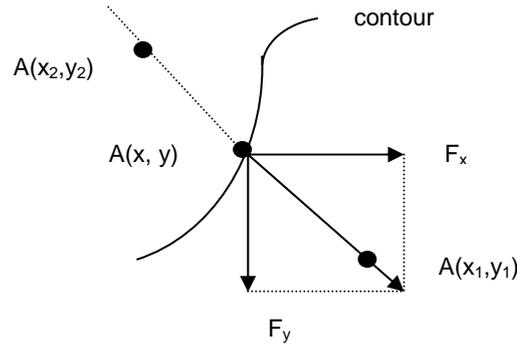


Figure II.9 : Exemple d'amincissement.

Cette technique bien qu'utilisée pour de nombreux détecteurs, elle est à l'origine des trous situés près des jonctions regroupant plusieurs contours, d'où les contours obtenus sont incomplets. Il existe bien entendu des techniques permettant d'affiner le contour.

II.2.3. Détection de contours par la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est la science de la forme et de la structure, basée sur des concepts de théorie des ensembles, topologiques et géométriques. Au cours des dernières années, elle s'est établie comme méthode puissante pour le traitement d'image et est devenue une théorie mathématique complète. Elle a été appliquée avec succès dans diverses disciplines, telles que minéralogie, diagnostic médical, et histologie. Elle a trouvé des applications croissantes dans le traitement d'image digitale, la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes.

Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer les objets d'une image X à un objet B de référence, de taille et de forme données. Cet objet de référence s'appelle l'élément structurant. Les opérations de base sont la dilatation et l'érosion. La dilatation est habituellement définie en termes de théorie des ensembles comme l'addition de Minkowski de X et de B . L'érosion est l'opération duale, c.-à-d., le complément de la somme de Minkowski du complément de X et de B .

A partir de ces opérations élémentaires, on peut construire des outils plus avancés, tels que l'ouverture et la fermeture. L'ouverture est définie en appliquant une érosion suivie d'une dilatation. La fermeture est une dilatation suivie d'une érosion. L'application itérative de tels filtres permet de définir des opérations plus complexes telles que squelettes, amincissement, épaissement, érosion ultime, ouverture par reconstruction [28,29,30].

Ces opérations peuvent être appliquées sur des images binaires ou en niveaux de gris.

L'approche morphologique est adaptée à la prise en compte des critères topologiques pour définir les frontières de régions dans une image. Dans ce qui suit, nous présentons les différents traitements par la morphologie mathématique, tel que : Filtrage morphologique, détection de contours par les opérateurs gradient et Laplacien morphologiques, ainsi que l'amélioration des contours par amincissement. Mais avant de présenter ces différents algorithmes, il est nécessaire de donner d'abord des définitions des éléments de la morphologie mathématique.

II.2.3.1. Eléments de la morphologie mathématique

II.2.3.1.1. Morphologie mathématique à deux niveaux de gris

Avant de définir les différents opérateurs de morphologie mathématique, nous définissons d'abord l'élément structurant qui est un élément de base de toute opération de la morphologie mathématique.

Elément structurant : Un élément structurant est une forme de référence qui peut être quelconque et qui est déplacé sur un ensemble de données, c'est généralement une figure géométrique simple dotée d'une origine possédant des caractéristiques particulières.

L'élément structurant joue le rôle d'une sonde géométrique dont la forme et la dimension permettent d'extraire des formes particulières. Le choix d'un élément structurant n'est pas arbitraire mais découle de plusieurs constatations. En vue de faciliter l'interprétation et la mise en œuvre technologique, les éléments structurants doivent être les plus simples possibles. Dans la plupart des cas, il suffit de choisir des éléments structurants possédant les propriétés de convexité et d'isotropie, ce choix dépend du problème à résoudre.

Dilatation : Elle consiste à dilater l'image. De ce fait, les points noirs isolés au milieu des parties blanches sont mangés par la dilatation de ces mêmes parties. Ceci est considéré comme une transformation morphologique qui combine des ensembles en utilisant l'addition vectorielle. Donc, si A et B sont deux sous-ensembles de E , alors la dilatation de A par B notée $A \oplus B$ est définie par :

$$A \oplus B = \{c \in E / (a \in A \text{ et } b \in B) \ c = a + b\} \quad (\text{II.13})$$

En pratique, ceci est réalisé en faisant passer sur l'image une fenêtre de taille fixe et en effectuant pour chaque pixel de l'image un *OU* logique des pixels formant la fenêtre, à l'exception du pixel traité (pixel central).

La figure II.10 montre la dilatation d'une image A par un élément structurant B :

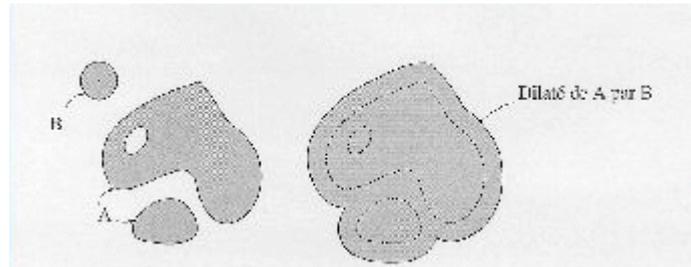


Figure II.10 : Dilatation de A par B.

Les propriétés de la dilatation sont les suivantes :

1. $A \oplus B = B \oplus A$
2. $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$
3. $A \subseteq B \Rightarrow A \oplus D \subseteq B \oplus D$

Erosion : L'érosion est l'opération duale de la dilatation. Alors dans ce cas, les points blancs d'une image sont mangés par les zones noires qui se trouvent autour. Ceci est donc une transformation morphologique qui combine deux ensembles en utilisant la soustraction vectorielle. Si A et B sont deux sous-ensembles de E , alors l'érosion de A par B notée $A \ominus B$ est définie par :

$$A \ominus B = \{c \in E \mid c + b \in A \forall b \in B\} \quad (\text{II.14})$$

Pratiquement, on effectue un *ET* logique entre les pixels contenus dans la fenêtre utilisée, sauf le pixel central.

La figure II.11 montre l'érosion d'une image A par un élément structurant B :

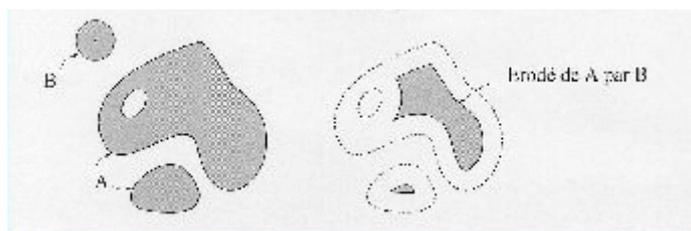


Figure II.11 : Erosion de A par B.

Les propriétés concernant l'érosion sont :

1. $A \subseteq B \Rightarrow A \ominus K \subseteq B \ominus K$
2. $A \supseteq B \Rightarrow D \ominus A \subseteq D \ominus B$
3. $(A \cap B) \ominus K \Rightarrow (A \ominus K) \cap (B \ominus K)$ mais $(A \cup B) \ominus K \supseteq (A \ominus K) \cup (B \ominus K)$
4. $A \subseteq B \ominus C \Rightarrow B \supseteq A \oplus C$

Remarques:

- Les transformations par érosion et dilatation sont des opérateurs « tout ou rien », puisqu'à chaque point x de R^2 correspond une réponse positive ou négative.
- Pour ces deux opérations de base, l'érosion et la dilatation, nous avons illustré par les figures II.10 et II.11 des transformations avec un élément structurant circulaire, si nous utilisons un élément structurant d'une autre forme, on obtiendra un résultat différent.

Ouverture et Fermeture : Les opérateurs de dilatation et d'érosion peuvent augmenter ou diminuer la taille des objets contenus dans l'image. C'est pourquoi, deux autres opérateurs sont définis qui sont l'ouverture et la fermeture qui représentent une combinaison d'érosion suivie de dilatation pour le premier, et une combinaison de dilatation suivie d'érosion pour le second.

L'ouverture d'une image B par un élément structurant K , notée $B \circ K$, est définie par :

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K \tag{II.15}$$

La fermeture d'une image B par un élément structurant K , notée $B \bullet K$, est définie par :

$$B \bullet K = (B \oplus K) \ominus K \tag{II.16}$$

La figure II.12 montre l'ouverture et la fermeture d'une image X par un élément structurant B .

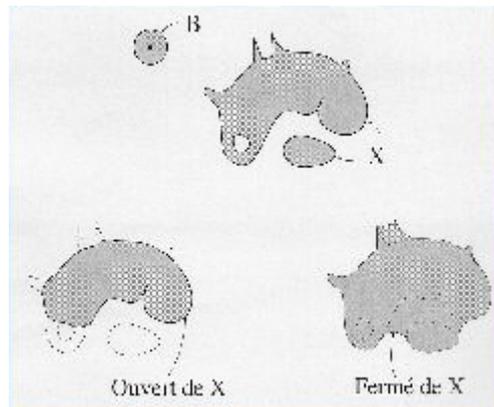


Figure II.12 : Ouverture et fermeture de X par B.

La fermeture a pour effet de combler les trous, les chenaux étroits, de connecter les objets proches et d'éliminer les pics négatifs qui sont plus étroits que l'élément structurant.

L'ouverture supprime les caps, les petits objets, les pics positifs qui sont plus étroits que l'élément structurant.

Les propriétés concernant l'ouverture et la fermeture d'une image sont :

1. $A \oplus K = (A \oplus K) \circ K = (A \bullet K) \oplus K$
2. $(A \bullet K) \bullet K = A \bullet K$
3. $(A \circ K) \circ K = A \circ K$
4. $A \circ B \subseteq A$
5. $A \subseteq A \bullet B$

II.2.3.1.2. Morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris

Les opérateurs morphologiques : dilatation, érosion, ouverture et fermeture sont aussi utilisés pour des images à plusieurs niveaux de gris ; pour cela, il faudra remplacer respectivement les notions de *ET* et de *OU* logiques par les notions de maximum et de minimum (*MAX* et *MIN*). Aussi, les définitions des opérateurs d'ouverture et de fermeture d'une image à plusieurs niveaux de gris sont identiques à celles de la morphologie mathématique à deux niveaux de gris.

Toutes les définitions et propriétés énoncées pour la morphologie mathématique binaire peuvent être appliquées dans le cas de la morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris, à condition de changer respectivement les notions d'intersection, d'union et d'inclusion par les notions de minimum, maximum et de relation d'ordre.

Notons que le dilaté et l'érodé d'une fonction f et k sont liés par la relation suivante :

$$\forall x \in R^n, (f \ominus k)(x) \leq f(x) \leq (f \oplus k)(x) \quad (\text{II.17})$$

Gradient morphologique (ou Gradient symétrisé) : Le gradient morphologique donne une approximation du module du vecteur gradient en chaque point. Pour une fonction f continûment différentiable :

$$|\nabla f| = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(f \oplus k) - (f \ominus k)}{2\lambda} \quad (\text{II.18})$$

Où k est l'élément structurant associé au disque fermé de rayon λ .

Dans le cadre discret, pour une image A , la norme du gradient s'obtient par la transformation :

$$|\nabla I| = \frac{(A \oplus k) - (A \ominus k)}{2} \quad (\text{II.19})$$

Où k est l'élément structurant.

Il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveaux de gris puisque le gradient s'interprète comme l'étendue, c'est-à-dire la différence entre le « max. » et le « min. » sur le disque unité.

Gradient par dilatation : Pour une image A , le module du gradient par dilatation avec l'élément structurant k s'obtient par la transformation :

$$\left| \nabla^+ A \right| = (A \oplus k) - A \quad (\text{II.20})$$

C'est-à-dire la différence entre le dilaté de l'image et l'image elle-même.

Gradient par érosion : Pour une image A , le module du gradient par érosion avec l'élément structurant k s'obtient par la transformation :

$$\left| \nabla^- A \right| = A - (A \ominus k) \quad (\text{II.21})$$

C'est-à-dire la différence entre l'image et son érodée.

Laplacien : Le module du Laplacien $|\Delta A|$ d'une image A est la différence entre le module du gradient par dilatation et celui du gradient par érosion :

$$|\Delta A| = \left| \nabla^+ A \right| - \left| \nabla^- A \right| \quad (\text{II.22})$$

Nous avons défini les opérateurs de base de la morphologie mathématique ; nous présenterons maintenant, les différents traitements par la morphologie mathématique à savoir : le filtrage, la détection de contours et l'amincissement.

II.2.3.2. Filtrage morphologique

L'ouverture et la fermeture morphologiques filtrent le bruit quelle que soit son amplitude relative, pourvu qu'elle soit positive pour la première et négative pour la seconde. Ces deux opérateurs, pris séparément, induisent donc une modification de la moyenne des intensités, d'autant plus importante que la taille de l'élément structurant est grande et que l'amplitude du bruit est forte. Pour pallier cet inconvénient, on peut faire appel au filtrage alterné séquentiel [9] défini, dans le cas discret, de la façon suivante :

Soit $\{O_i\}$ et $\{F_i\}$ une famille d'ouvertures et de fermetures associées à des éléments structurants convexes K_i de même forme et de taille croissante ($K_i \subset K_{i+1}$).

Le filtre alterné séquentiel est obtenu par :

$$FAS_1 = O_1 \circ F_1 \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1. \quad (\text{II.23})$$

Ou en permutant les opérations d'ouverture et de fermeture par :

$$FAS_2 = F_1 \circ O_1 \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1. \quad (\text{II.24})$$

Parmi les filtres morphologiques, le filtre alterné séquentiel est un de ceux qui ont, les meilleures propriétés de réduction de bruit [9].

Notons que toute transformation croissante et idempotente est appelé *filtre morphologique* :

- Une transformation vérifiant : $\forall A, T\{A\} = T$ est dite idempotente.
- Une transformation vérifiant : $A \leq B \Rightarrow T\{A\} \leq T\{B\}$ est dite croissante.

II.2.3.3. Détection de contours par utilisation du gradient morphologique

La détection de contours se fait par le calcul de la norme du gradient morphologique (symétrisé) [9,21]. Le calcul du gradient est très sensible au bruit, il ne peut s'appliquer que sur une image lissée. De plus les contours obtenus après un simple seuillage sont épais, il faut donc les amincir, par exemple par un amincissement morphologique homotopique.

Donc, l'algorithme de détection de contours par la morphologie mathématique peut être résumé comme suit :

- Lissage de l'image par un filtre alterné séquentiel comportant une fermeture suivie d'une ouverture (avec le disque unité L).
- Calcul du gradient morphologique symétrique en tout point.
- Amincissement de l'image avec l'élément structurant L dans toutes les directions jusqu'à stabilisation.
- Seuillage.

Notons que nous pouvons aussi utiliser le gradient par érosion ou le gradient par dilatation pour effectuer la détection de contours.

Exemple :

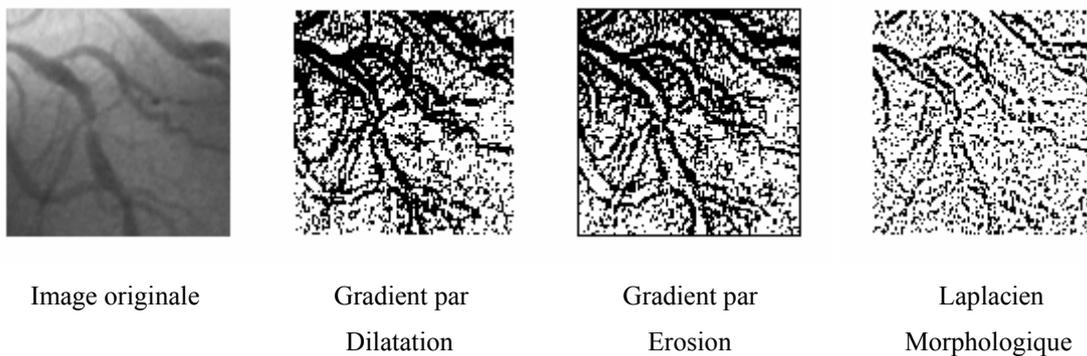


Figure II.13 : Opérateurs morphologiques.

Pour les contours obtenus par l'utilisation des gradients morphologiques, nous avons globalement une mauvaise extraction de contours avec une sensibilité moindre au bruit, nous observons également l'apparition de quelques points isolés et des contours plus épais.

Le Laplacien morphologique donne un résultat moyen mais présente une sensibilité au bruit comme tout autre opérateur de dérivation du second ordre.

II.2.3.4. L'amincissement morphologique

Considérons des éléments structurants S contenant deux parties disjointes, notées S^0 et S^1 .

On note S_x^0 (resp. S_x^1) le translaté de S^0 (resp. S^1) par x .

On note $X \otimes S$ l'ensemble des pixels x pour lesquels S translaté par x vérifie :

$$\forall x_I \in S_x^1, x_I \in X \tag{II.25}$$

$$\forall x_0 \in S_x^0, x_0 \notin X \tag{II.26}$$

La transformation $X \otimes S$ est dénommée transformation en tout ou rien.

L'amincissement est la transformation, notée O , qui consiste à supprimer d'un ensemble X l'ensemble $X \otimes S$:

$$X \circ S = X \setminus X \otimes S \tag{II.27}$$

Où « \setminus » représente la différence ensembliste.

Tout pixel ayant une configuration donnée (définie par l'élément structurant) est éliminé de X . Notons qu'il existe un très grand nombre d'éléments structurants, les plus utilisés sont répertoriés dans l'alphabet de Golay. Voici ci dessous les éléments structurants L et E ; les pixels appartenant à S^0 sont notés 0 , ceux appartenant à S^1 sont notés 1 , les $*$ sont des pixels qui ne sont pas pris en compte.



Figure II.14 : Les éléments structurants L et E.

Certains de ces éléments conduisent à des transformations homotopiques, c'est-à-dire qui préservent le nombre de composantes connexes et le nombre de « trous » de chaque composante connexe. L'élément structurant L présenté ci-dessus est homotopique, alors que E ne l'est pas.

Les éléments structurants n'étant en général pas isotropes, on itère des amincissements avec les 5 éléments structurants déduits de ceux de l'alphabet de Golay par rotation de $\pi/6$ en maille hexagonale ou les 7 éléments déduits par rotation de $\pi/4$ en maille carrée.

Par exemple, l'amincissement itéré avec l'élément structurant L , dans toutes les directions jusqu'à stabilisation conduit au squelette homotopique de l'image ; le squelette est sensible au bruit (irrégularité des formes), il est souvent suivi d'un *ébarbulage*, qui consiste à supprimer n pixels à chaque extrémité du squelette. Cette opération s'effectue par un amincissement du squelette, itéré dans toutes les directions n fois, avec l'élément structurant E .

II.2.3.5. La ligne de partage des eaux

Si l'on considère l'image comme une surface dans l'espace de dimension 3, on peut utiliser la terminologie de la géographie qui définit la ligne de partage des eaux comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. Celle-ci s'obtient par amincissement morphologique effectué avec l'élément structurant L (et ses rotations) itéré jusqu'à stabilisation.

En effet, en itérant jusqu'à stabilisation, les lignes de crêtes gardent leurs niveaux de gris d'origine et entourent des régions dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Un simple seuillage suffit alors à extraire la ligne de partage des eaux.

D'autres algorithmes existent et permettant la construction de la ligne de partage des eaux sont donnés dans [29,30,31].

Sur une image non texturée comportant des objets sombres sur un fond clair (ou vice-versa), la ligne de partage des eaux fournit un partitionnement en zones d'influences des objets, même si la frontière entre les objets est très faiblement marquée.

Ce traitement est particulièrement adapté pour séparer des objets très proches, pour lesquels la frontière ne se manifeste que par quelques niveaux de gris de différence par rapport aux objets. Pour séparer des objets pour lesquels la frontière est légèrement plus foncée que les objets eux-mêmes, on opérera une inversion préalable des niveaux de gris de l'image (négatif).

La figure suivante présente deux résultats de calcul de la ligne de partage des eaux sur une image de muscle et une image scannée d'un cerveau.

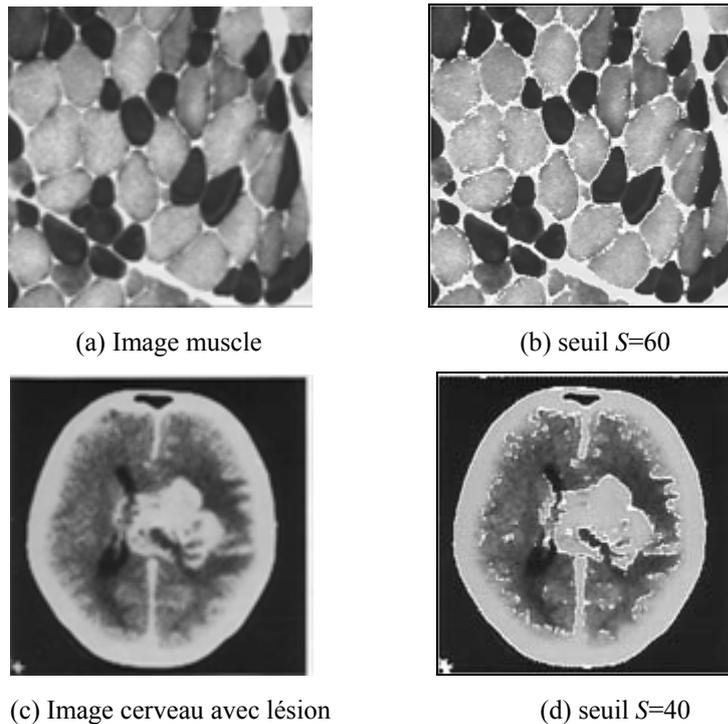


Figure II.15 : Résultats de la ligne de partage des eaux.

Notons que la ligne de partage des eaux LPE fournit des contours fermés. Ce fait est de première importance puisque nous ne devons pas nous inquiéter du problème de fermeture des contours des objets détectés, ce qui pourrait se produire en utilisant des méthodes de détection classiques.

II.2.4. Interprétation des résultats

D'après les résultats obtenus, il est clair que l'application des détecteurs de contours du premier et deuxième ordre aux images cardiaques donne souvent une mauvaise extraction de contours et une sensibilité au bruit.

De ce fait, le masque de Sobel donne des contours accentués et épais ainsi que quelques points bruit (Figure II.4).

Le résultat donné par l'application du masque de Prewitt fait apparaître tout de même des points de bruit qui ne font pas partie des contours. C'est un détecteur à grande précision. Le masque de Sobel donne un résultat presque identique au précédent, par contre les contours sont accentués et épais (Figure II.4).

L'application de l'opérateur MDIF sur l'image donne un résultat proche de celui donné par le masque de Prewitt (Figure II.5). La différence apparaît dans une sorte de flou obtenu sur l'image résultat. Cela est dû au fait que l'opérateur MDIF est une combinaison d'un filtre

moyenneur qui réalise le lissage et d'un détecteur dérivateur utilisant les masques directionnels de Prewitt.

Pour l'opérateur NAGDIF, les contours détectés sont minces et discontinus du fait que les transitions dans l'image originale ont de petites largeurs (Figure II.7).

Pour les contours obtenus par l'utilisation des gradients morphologiques (Figure II.13), nous avons globalement une mauvaise extraction de contours et une sensibilité moindre au bruit, mais nous observons l'apparition de quelques points isolés et des contours plus épais.

Le Laplacien morphologique présente une sensibilité au bruit comme tout autre opérateur de dérivation du second ordre.

La LPE quant à elle fournit des contours fermés.

Dans ce qui suit, nous allons présenter brièvement la deuxième approche dite approche région.

II.3. Approche région

La notion de « région » fait référence à des groupements de points ayant des propriétés communes. Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique.

Dans cette approche, on peut regrouper :

- ✓ les méthodes de classification,
- ✓ les méthodes Markoviennes,
- ✓ et les méthodes structurales,

II.3.1. Les méthodes de classification

Le principe des méthodes de classification réside dans l'utilisation du critère de similarité et les différents liens existant entre les individus d'une image. Les individus font référence soit aux pixels de l'image, soit à une sous image de taille fixe ou bien à une région obtenue après une première segmentation.

La classification est une opération préalable à la segmentation qui est ensuite obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à une même classe.

La classification se fait selon des attributs et des critères dans l'image, ça peut être le niveau de gris des pixels de l'image tirés à partir de l'histogramme, comme ça pourrait être les moments et indices de texture sur le voisinage du pixel considéré.

Les classifications sont, essentiellement, divisées en deux groupes: les méthodes de classification monodimensionnelles, utilisant un seul attribut pour réaliser la classification (niveau de gris), et les méthodes multidimensionnelles, utilisant plus qu'un attribut déterminant de différence entre les individus pour obtenir les classes.

L'exploitation de l'histogramme est le meilleur outil pour réaliser une classification monodimensionnelle: on détermine selon les niveaux de gris les seuils qui divisent notre image, on peut recourir à:

- Un seuillage global (pour toute l'image), en recherchant les minimums locaux de l'histogramme, ceci est simple en absence de bruit ; dans le cas contraire, on a recours à d'autres algorithmes de calculs: la méthode de Fisher et la méthode de Bhattacharya [32].
- Un seuillage local: ouvrant le champ aux méthodes locales itératives et adaptatives, fournissant plus de précision et de robustesse aux méthodes définies précédemment en cas d'éventuels changements dans l'image (de son intensité).
- Un seuillage dynamique qui dépend à la fois du site, de son niveau de gris et de son voisinage. Les méthodes de Chow et Kaneko et de Nakagawa utilisent ce type de seuillage: l'image est découpée en blocs, chaque bloc approximé par deux (ou trois) gaussiennes de paramètres connues, si le bloc est bimodal (gaussiennes suffisamment éloignées) alors le seuil est choisi entre les moyennes des gaussiennes de telle façon qu'il minimise la somme des deux gaussiennes (dans le cas de trois gaussiennes, on procède par couples). Si le bloc n'est pas bimodal, on lui affecte une moyenne pondérée des seuils de ses voisins et pour chaque pixel un seuil par interpolation bilinéaire des seuils des centres des blocs qui l'entourent.

L'aspect dynamique du seuillage apparaît clairement par le découpage en blocs et le processus d'interpolation. Cette technique permet de s'adapter à des non stationnarités d'intensité moyenne et d'amplitude similaires à celles des fluctuations [9].

Pour les méthodes multidimensionnelles, l'intérêt se porte sur plus d'un seul attribut, le choix de ces attributs peut reposer sur des connaissances a priori sur l'image ou sur une sélection automatique au cas où aucune information fiable n'est disponible.

Les méthodes de classifications multidimensionnelles se classifient en deux groupes :

- La classification non supervisée: elle consiste à découper l'espace de représentation en zones homogènes selon un critère de ressemblance entre les individus, c'est à dire selon un critère de proximité dans l'espace des attributs [9].
- La classification supervisée: ou classification avec apprentissage consiste à construire, à partir d'une classification connue a priori d'un certain nombre d'individus, une fonction

d'identification ou de discrimination pour les autres individus. Cette fonction discriminante est construite suivant des méthodes établies.

II.3.2. Les méthodes Markoviennes

L'utilisation des modèles probabilistes et stochastiques en segmentation d'images part du fait que:

- ✓ La modélisation de la texture d'une image n'est pas toujours exacte car la texture peut présenter un caractère aléatoire.
- ✓ La numérisation d'une image peut s'accompagner d'une déformation modélisée comme phénomène aléatoire.
- ✓ La théorie stochastique fournit un support pour développer des algorithmes d'optimisation efficaces.

L'approche par modélisation probabiliste du problème de segmentation consiste à :

- considérer l'image $Y = (Y_s)$, la carte des étiquettes $X = (X_s)$ (à construire) comme des variables aléatoires régies par une loi statistique π ;
- proposer une modélisation \equiv définir une telle loi π ;
- X et Y étant liées par la loi π , Y étant donnée, reconstruire ou estimer X à l'aide de π et de Y .

On peut remarquer que si la loi de la formation d'image F :

$$X = (X_s) \rightarrow Y = (Y_s) = F(X) \quad (\text{II.28})$$

était totalement connue, il suffirait d'inverser F . En réalité une telle fonction déterministe F est irréaliste, car le mécanisme de la formation d'images est pour le moins complexe d'une part, et entaché de bruit (c'est-à-dire les aléas ou les erreurs de manipulations qui interviennent). L'approche par modèles probabilistes définit les passages $X \rightarrow Y$ et $Y \rightarrow X$ par des lois statistiques conditionnelles.

Et les champs de Markov sont des exemples de telles lois parmi les plus utilisées.

Les champs Markoviens constituent une famille très vaste de modèles stochastiques, intrinsèquement liés à la notion de système de voisinage qui constitue une notion de base en imagerie. Ils plongent le problème de la segmentation dans un cadre stochastique permettant à la fois de modéliser les textures si elles sont présentes, de modéliser les déformations subies lors de l'acquisition, et de disposer d'algorithmes d'optimisation efficaces dont le comportement est connu théoriquement.

La segmentation Markovienne est donc une sorte d'étiquetage, la définition d'une auto-organisation de la configuration des étiquettes est du domaine de la relaxation qui est aussi gérée par des modèles Markoviens.

II.3.3. Les méthodes structurales

Ce sont des méthodes de construction de régions, utilisant surtout un aspect algorithmique. Ces méthodes utilisent des hypothèses qui portent sur la nature de l'homogénéité des régions à extraire et sur la structure sous-jacente de graphe permettant d'étendre le concept de voisinage pixel à celui d'adjacence entre groupement de points [9].

On peut distinguer dans ces méthodes :

- ✓ Celles démarrant de l'image entière en la divisant en sous régions; elles emploient donc une stratégie descendante.
- ✓ Et celles démarrant avec un niveau simple de représentation (comme les pixels) en faisant des opérations de fusion; ils emploient donc une stratégie ascendante.

La méthode d'agrégation de pixels est l'une de ces dernières, elle se base sur un critère d'homogénéité et d'adjacence pour regrouper les différents pixels de l'image (agrèger veut dire regrouper en un tout des parties sans liaison naturelle). Les régions construites doivent satisfaire des contraintes et des prédicats, qui peuvent être de nature géométrique (régions convexes, rectangulaires) ou/et radiométrique (régions homogènes).

Cet algorithme crée les régions les unes après les autres de façon itérative, comprenant pour chaque région deux phases :

- ✓ Initialisation: on initialise la région en faisant soustraire de l'ensemble des sites de l'image l'union des autres régions déjà établies. Cette initialisation se fait soit par seuillage sur un attribut ou de toute autre manière comme l'extraction des formes géométriques.
- ✓ La croissance de la région créée: elle se fait ensuite itérativement. A chaque fois, on ajoute des points à la région en tenant compte de deux relations: une relation de type similarité radiométrique entre un site et la région croissante et une autre de type connexité entre un point candidat et la région croissante.

L'arrêt du processus est obtenu après un nombre fini d'itérations, donnant:

- Soit des régions satisfaisant toutes le prédicat.
- Soit des régions satisfaisant le prédicat et une seule contenant les points ne vérifiant pas le prédicat.

La croissance des régions est assurée par la segmentation par corrélation d'histogrammes locaux, elle utilise le principe que les variations de la norme euclidienne des histogrammes locaux mettent en évidence des frontières entre des régions « homogènes » mais différentes.

La norme étant représentative de l'histogramme de niveaux de gris dans un domaine de l'image. Il est possible de définir un semi-ordre sur l'homogénéité des régions, à partir des observations suivantes:

- Les maximums de la norme sont significatifs de régions très « homogènes ».
- Les minimums de la norme sont significatifs de régions bruitées ou de frontières.

Ainsi, on utilise les points où la norme de l'histogramme locale est maximale comme des germes de régions. On cherche, ensuite, à partir de ces germes tous les voisins ayant la même distribution. A chaque étape de la segmentation, on choisit de nouveaux germes (sur le même critère) dans le complémentaire des régions déjà créées.

La ressemblance entre les distributions est assurée par un coefficient appelé « coefficient de corrélation »:

$$r(h_1, h_2) = (h_1 \cdot h_2) / (\|h_1\| \cdot \|h_2\|) \quad (\text{II.29})$$

où h_1 et h_2 sont des vecteurs histogrammes de deux domaines dans l'image, et $\|h_1\|$ et $\|h_2\|$ leurs normes respectives.

Le degré d'homogénéité est fixé par un seuil T que doit franchir le coefficient de corrélation.

Cette segmentation peut se faire selon deux approches:

➤ La relaxation: dans cette approche, après avoir sélectionné le germe, on extrait une première composante connexe autour du germe avec un seuil T_1 faible. Cette composante est définie par les points dont l'histogramme local est voisin de celui du germe. On choisit, ensuite, dans cette composante, les points dont les histogrammes locaux sont les plus corrélés (c'est à dire plus représentatifs), pour créer une zone de référence. Cette opération est faite avec un seuillage à T_2 grand. La région R est obtenue, à la fin, à partir de la zone de référence et une autre zone constituée des pixels les plus proches de l'histogramme de référence, choisis selon un seuil T_3 , tel que:

$$0 < T_1 < T_3 < T_2 < 1. \quad (\text{II.30})$$

➤ La propagation: dans cette approche, on extrait la composante connexe comme précédemment, mais au lieu de chercher une zone de référence, on cherche à déterminer les points de la frontière de la composante qui ne correspondent pas à de vrais contours. Pour vérifier cela, il faut que le point considéré ainsi que son voisinage soient suffisamment

décorrélés du germe, il devient donc un point de propagation, sinon le point est considéré comme point de contour.

Une fois que les points de propagation de la zone sont déterminés, on cherche le prochain germe t de norme maximum. Si ce nouveau point est un point de propagation de la région R , alors on continue à faire croître cette région en prenant ce point comme point de départ pour l'extraction d'une composante connexe qui sera le prolongement de R . Si t n'a jamais été exploré, alors c'est le premier germe d'une région R_i et on commence à explorer cette région en extrayant une composante connexe à t . Le reste de la région sera segmenté par l'extraction successive des composantes connexes autour de tous les points de propagation trouvés pour cette région [33].

Les méthodes de division et de fusion procèdent par éclatement et regroupement de composantes de l'image, en manipulant le graphe d'adjacence et des prédicats d'uniformité.

Le graphe d'adjacence est une représentation des régions de l'image, exprimé par $G = (V, E)$ où V est l'ensemble des sommets et E l'ensemble des arêtes. Chaque sommet v_i est associé à une région R_i . Une arête est un couple de sommets (v_j, v_k) entre deux régions adjacentes.

Donc pour fusionner des régions dans une image, on doit, en premier lieu, détecter toutes les possibilités de fusionnement en prenant en compte les coûts à chaque itération et l'adjacence des régions (on choisit un ensemble regroupent les arêtes de moindre coût, ce choix peut se faire selon plusieurs approches [34] [35]). Ensuite, on fait la fusion et on met à jour notre graphe en vue d'une prochaine itération.

Pour la segmentation de textures, le partitionnement de Voronoï est très utile, il est associé à la triangulation de Delaunay. Cette méthode consiste à chercher une partition de l'image en régions (polygones) de Voronoï homogènes. Pour chaque région, on choisit, initialement, un germe de façon aléatoire selon un processus de Poisson. S'ensuit alors une phase de division au cas où il y aurait toujours des polygones non homogènes (elle consiste à un ajout de germes entre les régions initiales, et par suite création de nouvelles régions). La dernière phase qui est une phase de fusion intervient lorsque de nouveaux germes ne peuvent plus être ajoutés. On compare alors les polygones de Voronoï voisins et on supprime les germes inutiles pour donner une meilleure approximation avec moins de polygones.

Un germe g est dit inutile si son polygone associé vérifie les conditions suivantes:

- Le polygone P_g associé au germe g est homogène.
- Pour tout polygone voisin homogène, la différence entre la moyenne du polygone P_g et celle du polygone voisin est inférieure à un seuil préfixé.

- La somme des longueurs des arêtes séparant le polygone P_g et les polygones voisins non homogènes, normalisée par le périmètre du polygone P_g , est inférieure à un seuil préfixé (on mesure ainsi l'importance relative des polygones non homogènes dans le voisinage du polygone P_g).

En segmentation d'images, la structure quadtree opère de façon à ce que l'image soit découpée récursivement en carrés jusqu'à ce que chaque carré soit homogène.

La récursivité vient du fait que chaque carré doit être découpé en 4 carrés s'il ne respecte pas le critère d'homogénéité. Deux inconvénients de cette approche sont : la non invariance en translation de l'image (nous dirons qu'une méthode est invariante par translation si les résultats ne varient pas en cas de translation de l'image), et le fait que la segmentation par quadtree est totalement fondée sur des critères géométriques (Figure II.17).

Soit R notre image à segmenter, ou bien la région décrivant l'image toute entière. On sélectionne un prédicat P sur lequel on fonde notre segmentation. Alors, on subdivise R en quadrants de plus en plus petits de telle façon qu'on vérifie, pour chaque région finale R_i , le prédicat ($P(R_i) = \text{vrai}$). Si le prédicat n'est pas vérifié ($P(R) = \text{faux}$), on subdivise en 4 quadrants notre région. Si P est aussi faux pour n'importe quel quadrant, on subdivise ce quadrant en 4 autres quadrants plus petits, et ainsi de suite jusqu'à avoir le prédicat vérifié dans tous les quadrants définis. Après cette étape de division, on exécute l'opération de fusion qui consiste à fusionner chaque deux régions R_i et R_j adjacentes et vérifiant $P(R_i \cup R_j) = \text{vrai}$.

Cette procédure peut être résumée dans l'algorithme suivant:

- Diviser en 4 quadrants disjoints toute région R_i où $P(R_i) = \text{faux}$.
- Fusionner chaque deux régions adjacentes R_j et R_k vérifiant: $P(R_j \cup R_k) = \text{vrai}$.
- Terminer la procédure lorsqu'aucune division ou fusion ne peut être faite.

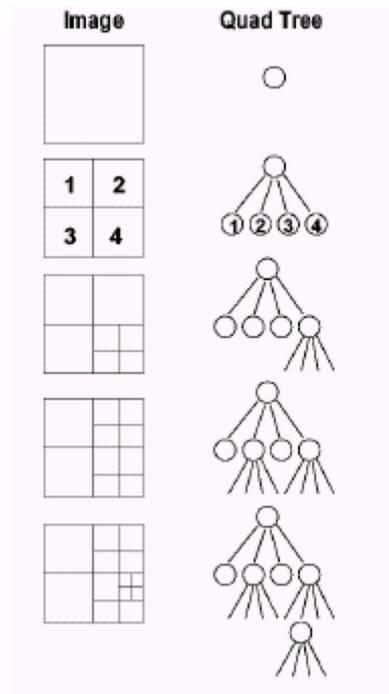


Figure II.16 : La structure Quadtree

La technique de structure pyramidale est aussi utilisée pour segmenter une image texturée.

Une structure pyramidale est un empilement d'images de résolution décroissante depuis la base jusqu'à l'apex. En fait, les techniques de croissance de région qui procèdent par fusion sont considérées comme des techniques pyramidales.

La stratégie pyramidale consiste à fusionner les régions par groupes en parallèle, pour toute l'image, à chaque itération. On construit ainsi une pyramide de graphes d'adjacence. Un niveau donné de la pyramide met en jeu des régions sensiblement équivalentes en taille.

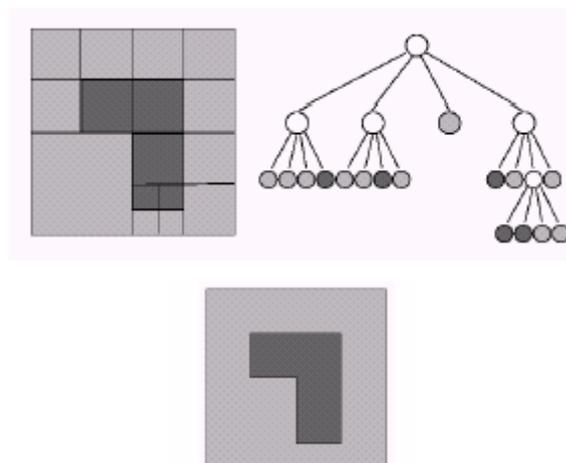


Figure II.17: Segmentation en utilisant le Quadtree

Le fusionnement des régions repose sur des notions de théorie des graphes tels que le « stable ».

Plutôt que de fusionner des couples de régions, des fusions de petits groupes de régions sont provoquées. A chaque itération, ces fusions par groupes sont effectuées sur tout le graphe d'adjacence, ce qui définit la pyramide de graphes.

L'opération doit être parallèle pour tous les sommets d'un niveau ; de plus, les traitements doivent être locaux pour chaque sommet. L'apex de la pyramide est atteint lorsqu'aucune réduction supplémentaire n'est possible.

II.4. Conclusion

Nous avons dans ce chapitre exploré de façon générale les approches de segmentation des différents types d'images, à travers quelques applications d'algorithmes.

L'application des détecteurs de contours du premier et deuxième ordre aux images cardiaques donne une mauvaise extraction de contours et une sensibilité au bruit à cause de la présence de contraste variable et la difficulté de régler les paramètres du détecteur de manière optimale.

Par conséquent, on ne peut réaliser une segmentation sur la base des seuls contours car ceux-ci sont le plus souvent discontinus, incomplets. Notons que de nombreux contours parasites sont détectés à cause du bruit ou de textures macroscopiques.

Différentes méthodes ont été proposées afin d'y remédier, citons par exemple les modèles de segmentation par champ de Markov, les modèles de croissance et division de régions.

Parmi ces méthodes, les contours actifs deviennent de plus en plus populaires car mieux adaptés et c'est ce que nous allons étudier dans le chapitre suivant.

Pour cela, nous présenterons deux méthodes appartenant à la classe paramétrique, ainsi nous établirons, une étude comparative dans laquelle nous présenterons les avantages et les inconvénients de chaque méthode à partir des résultats obtenus.

CHAPITRE III

Les Contours Actifs Paramétriques

III.1. Introduction

Depuis les travaux fondateurs de Kass, Witkin et Terzopoulos [2], les modélisations de type contours et surfaces actifs ont motivé de nombreux développements tant théoriques qu'applicatifs, démontrant leur intérêt pour la résolution de problématiques de reconstruction et de segmentation en imagerie multidimensionnelle.

Les techniques de segmentation d'images coronarographiques basées sur les contours actifs considèrent un objet géométrique (courbe, surface, hypersurface,...) qui, à partir d'une forme et d'une position initiale, évolue progressivement pour venir s'appliquer sur les structures à segmenter (figure III.1). Cette évolution est généralement régie par un certain nombre de contraintes pouvant prendre la forme de champs de vitesses ou de forces inhérentes aux propriétés du modèle et à son environnement. Ces méthodes se basent essentiellement sur des hypothèses relatives à l'intensité de l'image ainsi qu'à la régularité et à la forme des vaisseaux.

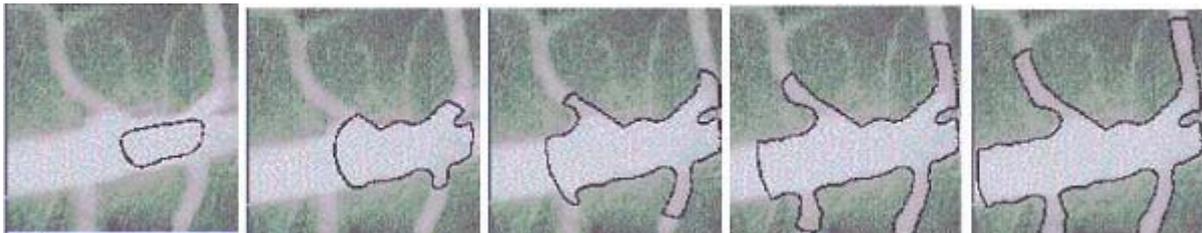


Figure III.1 : Principe d'un contour actif

Les contours actifs peuvent être divisés en deux classes selon leur représentation et leur implémentation : Les contours actifs paramétriques [2,3] et les contours actifs géométriques [4,5].

➤ *Les contours actifs paramétriques* : Ce sont des courbes $v(s)=[x(s),y(s)]$, où s est l'abscisse curviligne, qui peuvent se déformer progressivement de manière à s'approcher des contours d'un objet. Cette déformation est guidée par la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie comprenant deux termes:

- une énergie interne E_{int} qui permet de régulariser le contour.
- une énergie externe E_{ext} reliée à l'image et aux contraintes particulières que l'on peut ajouter.

➤ *Les contours actifs géométriques* : Ce sont des modèles basés sur la théorie d'évolution de courbes « Curve Evolution Theory » et la méthode d'ensemble de niveaux « Level Set Method ». Dans cette classe de contours, chaque point de la courbe se déplace dans la

direction de son vecteur normal à une vitesse proportionnelle à la courbure. Cette approche est une alternative à la minimisation d'énergie qui peut être vue comme la recherche de la solution d'une équation de Hamilton-Jacobi, et être ainsi résolue de façon efficace par l'utilisation de la méthode des courbes de niveaux « Level Set » d'Osher et de Sethian [16].

Dans ce qui suit, nous allons présenter le cas des contours actifs paramétriques.

III.2. Les contours actifs paramétriques

Comme il a été décrit précédemment, ces modèles sont construits à partir d'une fonction de paramètres ayant des informations sur la forme recherchée. Ils possèdent une structure supplémentaire ajoutant ainsi d'autres contraintes pour contrôler l'évolution dans l'image. Ils sont développés pour des applications souvent très particulières [36].

Dans les paragraphes qui suivent, nous allons présenter deux techniques de contours actifs appartenant à ces modèles qui sont respectivement les *Contours Actifs Traditionnels* et le *Gradient Vector Flow*.

III.2.1. Les Contours Actifs Traditionnels

Les contours actifs traditionnels, proposés par Kass [2], sont des courbes $v(s) = [x(s), (y(s))]$, $s \in [0, 1]$ qui se déplacent à travers un domaine spatial de l'image pour minimiser l'énergie donnée par :

$$E = \int_0^1 \left[\frac{1}{2} \left(\alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2 \right) + E_{ext}(v(s)) \right] ds \quad (III.1)$$

La première partie de l'intégrale représente l'énergie interne du Snake E_{int} , dont la dérivée du premier ordre $v'(s)$ contrôle l'étirement du Snake et la deuxième $v''(s)$ contrôle la flexion, α et β sont les poids qui contrôlent respectivement la tension et la rigidité.

La deuxième partie de l'intégrale représente l'énergie externe du snake E_{ext} , elle correspond à l'adéquation aux données. Cette énergie prend en compte les caractéristiques de l'image, l'énergie externe peut être donnée par la relation suivante :

$$E_{ext}(x, y) = -|\nabla[G(x, y, \sigma) * I(x, y)]|^2 \quad (III.2)$$

Où $G(x, y)$ est la fonction Gaussienne à deux dimensions d'écart type σ [13];

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right] \right\} \quad (III.3)$$

‘*’ Est l'opérateur de convolution, et ‘ ∇ ’ est l'opérateur gradient.

On peut trouver la valeur qui minimise l'équation (III.1) en résolvant l'équation d'Euler-Lagrange en v :

$$\alpha v^{(2)}(s) - \beta v^{(4)}(s) = \nabla E_{ext} \quad (III.4)$$

Cette équation peut être représentée comme une équation de force d'équilibre, avec $[\alpha v^{(2)}(s) - \beta v^{(4)}(s)]$ correspondant aux forces internes F_{int} , et $(-\nabla E_{ext})$ aux forces externes $F_{ext}^{(p)}$ ce qui donne:

$$F_{int} + F_{ext}^{(p)} = 0 \quad (III.5)$$

F_{int} maintient la cohésion des points et la raideur du snake, alors que $F_{ext}^{(p)}$ tire le snake aux bords souhaités de l'image.

Le comportement du snake peut être modélisé par une fonction qui dépend du temps $v(s, t)$, ce qui donne la solution de l'équation (III.5) :

$$\gamma \frac{\partial v(s, t)}{\partial t} = \alpha v^{(2)}(s, t) - \beta v^{(4)}(s, t) - \nabla E_{ext} \quad (III.6)$$

Où $v^{(2)}$ et $v^{(4)}$ sont respectivement la deuxième et la quatrième dérivée de v par rapport à s , le paramètre γ représente la viscosité de la courbe, si γ est grand, le comportement du snake devient lent.

Pour parvenir à une solution de l'équation (III.6), le terme $\frac{\partial v(s, t)}{\partial t}$ doit être égal à zéro,

donc :

$$\|F_{int}\| = \|F_{ext}^{(p)}\| \quad (III.7)$$

La version discrète de l'équation (III.6) est obtenue en discriminant la courbe paramétrique à chaque instant t : $V_t = \{v_{i,t} = (x_{i,t}, y_{i,t}), i = 1..n\}$, où n représente le nombre de points dans le contour ; nous pouvons approximer la première dérivée par :

$$v'_{i,t} = v_{i,t} - v_{i-1,t} \quad (III.8)$$

Et la deuxième dérivée par :

$$v^{(2)}_{i,t} = v_{i+1,t} - 2v_{i,t} + v_{i-1,t} \quad (III.9)$$

La dérivée temporelle est approximée par :

$$\frac{\partial v_{i,t}}{\partial t} = v_{i,t} - v_{i,t-1} \quad (III.10)$$

Donc la solution peut être écrite sous la forme vectorielle suivante :

$$\gamma \frac{\partial V_t}{\partial t} - \alpha V_t^{(2)} + \beta V_t^{(4)} = -\frac{\partial E_{ext}(V_{t-1})}{\partial v} \quad (III.11)$$

Pour chaque point $v_{i,t}$, en prenant α et β constants, on obtient:

$$\begin{aligned} & \gamma(v_{i,t} - v_{i,t-1}) - \alpha(v_{i+1,t} - 2v_{i,t} + v_{i-1,t}) + \\ & \beta(v_{i+2,t} - 4v_{i+1,t} + 6v_{i,t} - 4v_{i-1,t} + v_{i-2,t}) = \\ & -\frac{\partial E_{ext}(v_{i,t-1})}{\partial v} \end{aligned} \quad (III.12)$$

La forme matricielle de l'équation (III.12) est :

$$(K + \gamma I)V_t = \gamma V_{t-1} - \frac{\partial E_{ext}(V_{t-1})}{\partial v} \quad (III.13)$$

Où I est la matrice identité $n \times n$ et K est une matrice $n \times n$, les éléments de K sont déterminés par (III.12) et les conditions initiales. Berger [14] présente la matrice K dans un modèle fermé comme :

$$\begin{bmatrix} 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & 0 & \dots & 0 & \beta & -\alpha-4\beta \\ -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & \dots & \dots & 0 & \beta \\ \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & \dots & \dots & 0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & -\alpha-4\beta & \dots & \dots & \beta & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -\alpha-4\beta & \beta \\ \beta & 0 & \dots & \dots & \dots & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta \\ -\alpha-4\beta & \beta & 0 & \dots & 0 & \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta \end{bmatrix}$$

K n'est pas toujours pentadiagonale en raison des diverses conditions limites adoptées. Cette implémentation est la plus utilisée, la solution peut être obtenue à chaque itération par l'inversion de la matrice, ainsi que l'ajustement du coefficient γ .

Deux inconvénients majeurs sont associés à ce type de snakes. Premièrement, la position initiale du snake doit être suffisamment proche du contour désiré dans l'image, aussi le snake peut se tromper dans les minimums locaux au lieu de détecter les contours désirés.

Deuxièmement, une mauvaise convergence de ce type de snakes dans les zones à forte concavité et les angles aigus.

Pour cela, Xu et Prince ont proposé le *GVF* (*Gradient Vector Flow*) comme une nouvelle force externe pour les snakes [5], qui résout les problèmes décrits précédemment.

III.2.2. Gradient Vector Flow

La méthode du flux du vecteur gradient « Gradient Vector Flow GVF » a été développée dans le cadre d'une approche plus générale en traitement d'image reposant sur le concept du

contour actif et ce, dans le but de ramener une solution plus ou moins satisfaisante à certaines limitations de l'approche telles que l'initialisation du snake et sa faible convergence vers les régions concaves [5].

Ce modèle (*GVF*) produit un champ avec des forces puissantes près des bords et étend le gradient de l'image plus vers les régions homogènes, il est aussi responsable de la création des vecteurs qui se pointent dans les bords des concavités.

La force externe dans (III.5) est remplacée par $F_{ext}^{(g)} = v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$, appelée *Gradient Vector Flow (GVF) Field*, elle minimise la fonction d'énergie suivante :

$$\varepsilon = \iint \mu (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (III.14)$$

Avec (u_x, u_y, v_x, v_y) les dérivées spatiales du champ, et $f(x, y)$ est l'image contour dérivée de l'image $I(x, y)$.

Nous pouvons remarquer à partir de l'équation (III.14), que pour les petites valeurs de $|\nabla f|$, l'énergie ε est déterminée par la première partie de l'intégrale « La somme des carrés des dérivées partielles du vecteur champ », le résultat est un champ qui évolue très lentement.

D'autre part, pour les grandes valeurs de $|\nabla f|$, le second terme domine l'intégrale, il est minimisé lorsque $v = |\nabla f|$, i.e. pour les grandes valeurs de $|\nabla f|$, v doit être au voisinage de $|\nabla f|$, donc le champ varie lentement dans les régions homogènes.

Le paramètre μ détermine la différence entre le premier et le deuxième terme, il dépend du bruit dans l'image.

En utilisant le calcul variationnel, le champ du *GVF* peut être représenté par les équations d'Euler suivantes :

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x) (f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (III.15.a)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y) (f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (III.15.b)$$

f_x, f_y sont les dérivées spatiales de f .

Puisque la ligne du contour varie en fonction du temps t , les équations précédentes peuvent être résolues en ajoutant le terme t pour u et v , donc les équations (III.15) peuvent être réécrites comme suit :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - [u(x, y, t) - f_x(x, y)] * [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (III.16.a)$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - [v(x, y, t) - f_y(x, y)] * [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (\text{III.16.b})$$

Les équations (III.16) sont appelées équations de diffusion généralisées « Generalized Diffusion Equations ».

En prenant :

$$b(x, y) = f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2$$

$$c^1(x, y) = b(x, y) f_x(x, y)$$

$$c^2(x, y) = b(x, y) f_y(x, y)$$

Les équations (III.16) peuvent être réécrites comme suit :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - b(x, y)u(x, y, t) + c^1(x, y) \quad (\text{III.17.a})$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - b(x, y)v(x, y, t) + c^2(x, y) \quad (\text{III.17.b})$$

Les coefficients $b(x, y)$, $c^1(x, y)$ et $c^2(x, y)$ peuvent être calculés et fixés pour faciliter la tâche de la programmation.

Xu et Prince ont implémenté numériquement les équations (15.a) et (15.b) en remplaçant les indices i, j et n par x, y et t , respectivement, et l'espace entre les pixels par Δx et Δy et le temps de chaque itération par Δt .

Les dérivées partielles peuvent être écrites comme suit:

$$u_t = \frac{1}{\Delta t} (u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n) \quad \text{Et} \quad v_t = \frac{1}{\Delta t} (v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n)$$

$$\nabla^2 u = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j})$$

$$\nabla^2 v = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1} - 4v_{i,j})$$

A partir de ces dérivées partielles, les équations (III.17.a) et (III.17.b) peuvent être exprimées comme suit :

$$u_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r (u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + c_{i,j}^1 \Delta t \quad (\text{III.18.a})$$

$$v_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) v_{i,j}^n + r (v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{i,j}^n) + c_{i,j}^2 \Delta t \quad (\text{III.18.b})$$

Avec:

$$r = \frac{\mu\Delta t}{\Delta x\Delta y}$$

Les équations (18.a) et (18.b) sont stables pour $r \leq \frac{1}{4}$ [5].

Notons bien, que la même équation (III.13) dans les snakes traditionnels est utilisée pour calculer la courbe à chaque itération, mais dans ce cas, le terme $-\frac{\partial E_{ext}(V_{t-1})}{\partial v}$ est remplacé par les composants du *Gradient Vector Flow*.

III.3. Comparaison et interprétation des résultats obtenus

Dans cette section, nous allons montrer les avantages et les inconvénients des snakes traditionnels par rapport aux *GVF Snakes*. Pour cela, nous considérons deux ensembles de données de test pour nos applications, qui sont respectivement les formes U et les images des artères coronaires.

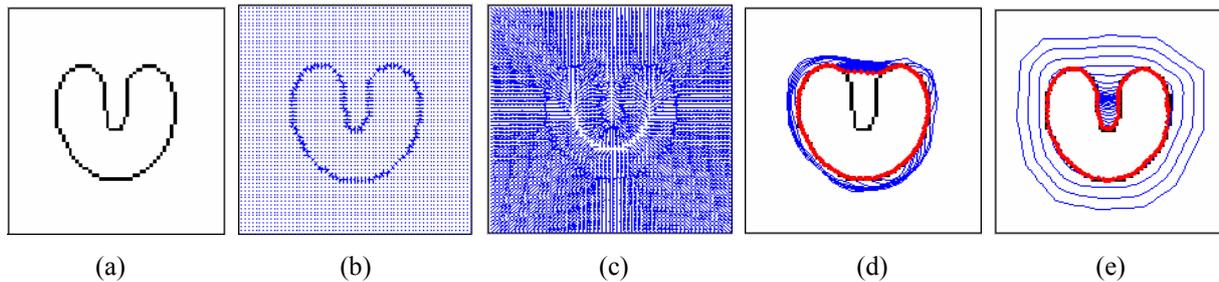


Figure III.2 : Application des contours paramétriques sur des formes U, (a) Objet ayant une forme U, (b) Forces extérieures du champ traditionnel, (c) Forces extérieures du GVF Field, (d) Progression du Snake traditionnel ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), (e) Progression du GVF ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), nombre d'itérations=80.

De la figure (III.2.b), qui représente le champ des forces extérieures, nous pouvons remarquer que la gamme de capture diminue très rapidement loin de la frontière de l'objet, ce problème se traduit par la progression du snake, comme l'indique la figure (III.2.d), et donc, l'initialisation du snake doit être près de l'objet à détecter « dans la zone de capture du champ des forces extérieures ». Par contre, le *Gradient Vector Flow* représenté dans la figure (III.2.c), a une portée de magnitude plus large que celle des forces extérieures des snakes traditionnels, cet avantage est bien représenté dans la figure (III.2.e) par la progression du contour en bleu et le contour final en rouge, et donc, l'initialisation du snake peut être loin de l'objet à détecter.

Le deuxième problème des snakes traditionnels est la difficulté de la progression vers les fortes concavités, cet inconvénient peut être vu dans la figure (III.2.d). Ce problème résulte de

la mauvaise direction des forces dans les frontières des concavités, c'est-à-dire que la force verticale permettant de pousser le snake vers la concavité est nulle.

D'autre part, le *GVF Field* représenté dans la figure (III.2.c), attire les points uniformément vers les frontières et fournit des forces qui se pointent vers le bas des concavités, cet avantage se traduit par une bonne progression du snake vers les fortes concavités « figure (III.2.e) ».

Dans ce qui suit, nous allons montrer l'application des modèles décrits précédemment « contours actifs traditionnels et *GVF snakes* », à la segmentation des images médicales, et plus exactement sur les images coronaires.

Rappelons que les images coronaires utilisées pour l'application ont été prises d'un logiciel appelé "electromed imagerie", ce dernier présente des séquences vidéos des artères coronaires de certains patients, ces séquences sont fournies par l'Hôpital MAOUCHE, service Cardiologie, Ben - Aknoun, Alger.

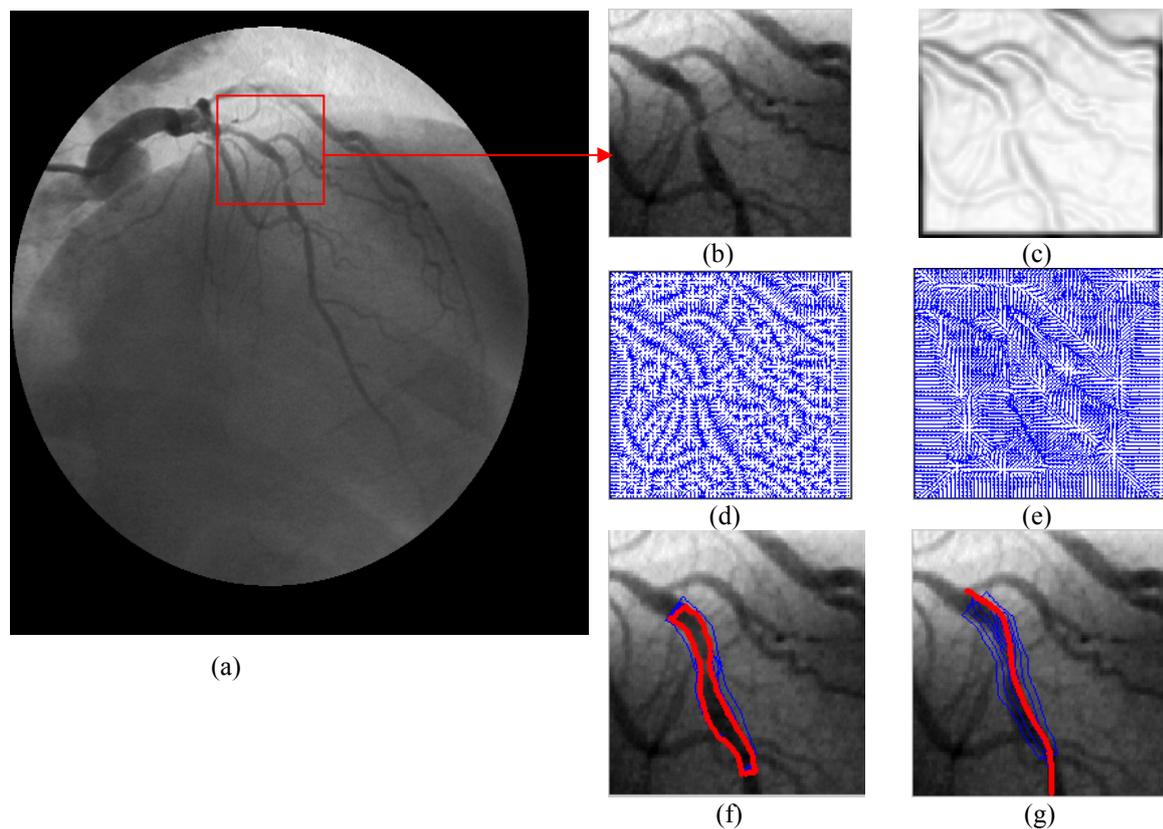


Figure III.3 : Application des contours paramétriques sur des images coronaires(1), (a) Image originale, (b) Portion prise de l'image originale, (c) Image contour ($\sigma = 2,5$), (d) Forces extérieures du champ traditionnel, (e) Forces extérieures du *GVF Field*, (f) Progression du Snake traditionnel ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), (f) Progression du *GVF snake* ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), nombre d'itérations=80.

La figure (III.3.c) représente une image contour, $f(x, y) = |\nabla[G(x, y, \sigma) * I(x, y)]|^2$ avec ($\sigma = 2,5$).

La figure (III.3.d) montre les forces extérieures du champ traditionnel. Il est clair que ce résultat est très différent de celui obtenu dans la figure (III.2.b), car les forces extérieures se pointent correctement vers les frontières de l'objet.

Contrairement au résultat obtenu dans la figure (III.2.c), nous pouvons voir que les forces extérieures obtenues en utilisant le *GVF*, ne sont pas dirigées vers les frontières désirées de l'objet. Malgré que ces forces attirent les points uniformément, toutefois, elles perdent leur exactitude.

La figure (III.3.f) montre la progression du snake traditionnel en bleu et son contour final en rouge. Le résultat montre une bonne convergence vers la frontière désirée de l'objet, ce qui signifie la capacité des forces extérieures traditionnelles d'attirer des points vers les frontières de l'objet, ainsi l'étirement et la flexion du snake étaient bien contrôlés par $v'(s)$ et $v''(s)$, qui sont respectivement la première et la deuxième dérivée des forces internes [24]. Par conséquent, une bonne convergence des snakes doit nécessairement vérifier l'équation de d'équilibre (III.5), c'est-à-dire que les forces internes et externes doivent être égales aux frontières désirées.

La figure (III.3.g) montre la progression du *GVF* snake en bleu et son contour final en rouge, nous pouvons remarquer de cette figure que le snake s'est rétréci, ce qui veut dire que l'équation d'équilibre n'a pas été vérifiée aux frontières désirées, et le résultat présente une mauvaise convergence vers les contours de l'objet.

Rappelons que le problème de la portée limitée de capture n'a pas d'importance dans ce type d'images, en raison de la complexité et de la dimension du diamètre des artères coronaires [24], pour cela, l'initialisation du snake doit être près de l'objet à détecter.

Une autre démonstration, appliquée aux images coronaires, est montrée dans la figure (III.4)

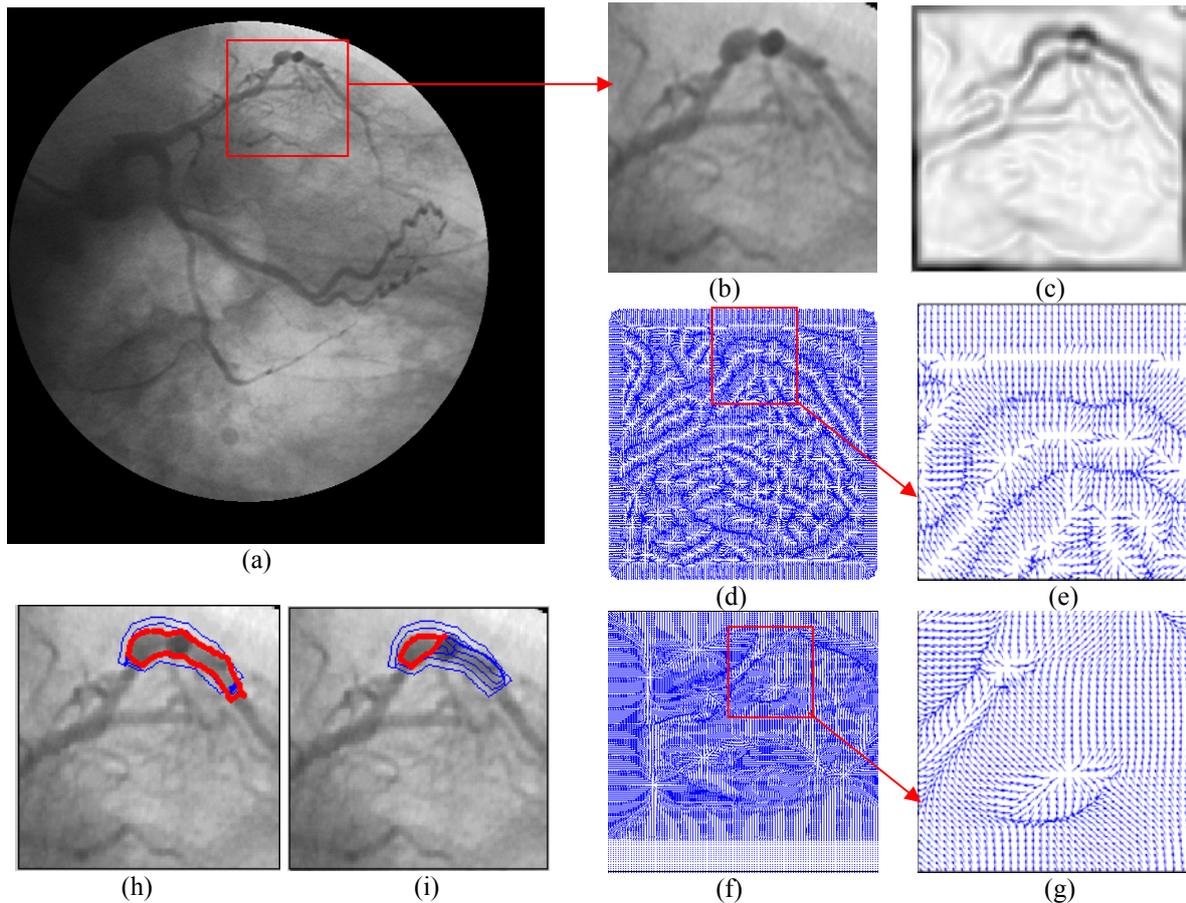


Figure III.4 : Application des contours paramétriques sur des images coronaires(2), (a) Image originale, (b) Portion prise de l'image originale, (c) Image contour ($\sigma = 2,5$), (d) Forces extérieures du champ traditionnel, (e) portion prise de la figure(III.4.d) montre la direction des forces, (f) Forces extérieures du GVF Field, (g) portion prise de la figure (III.4.f) montre la direction des forces, (h) Progression du Snake traditionnel ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), (i) Progression du GVF snake ($\alpha = 0.5; \beta = 0.05$), nombre d'itérations=80.

A partir de la figure (III.4.e), nous remarquons que les forces extérieures du champ traditionnel, sont bien dirigées vers les frontières de l'objet.

Par contre, le résultat des forces extérieures obtenues en utilisant le GVF figure (III.4.g) montre une faible convergence vers la frontière de l'objet, particulièrement, dans les fortes flexions de l'artère coronaire.

La figure(III.4.h) montre la progression du snake traditionnel « en bleu » et le contour final « en rouge » ; nous voyons que la configuration finale du snake est bien placée sur les frontières de l'artère.

D'autre part, le résultat obtenu par le GVF snake, montre une mauvaise convergence ainsi qu'un rétrécissement du snake, ce qui rend l'identification de l'artère coronaire une tâche très difficile. En comparant ce résultat avec celui obtenu par les snakes traditionnels, nous

pouvons conclure que les snakes traditionnels sont plus adaptés à identifier les structures et les régions souhaitées dans le cas des images coronaires [24].

III.4. Conclusion

Après avoir effectué les tests sur des images coronaires, nous pouvons constater que les snakes traditionnels sont plus adaptés à identifier les structures et les caractéristiques désirées dans les images coronaires.

Bien que, le champ de GVF a une gamme beaucoup plus étendue de capture, ainsi qu'une bonne convergence vers les fortes concavités, l'application de ce modèle sur les images coronaires donne une mauvaise convergence vers les frontières souhaitées.

Rappelons que les contours actifs paramétriques (aussi bien traditionnels que GVF snake) présentent trois inconvénients majeurs:

- En premier lieu, les contours actifs paramétriques dépendent de l'initialisation. Si le contour est initialisé loin de l'objet souhaité, il a peu de chance, de rejoindre le contour désiré. De plus, si l'image est bruitée, il a de fortes chances de s'arrêter sur des contours parasites.
- Le réglage des coefficients n'est pas pris en charge théoriquement et est généralement effectué de façon heuristique. Les paramètres d'élasticité et de courbure adaptés à une forme particulière ne sont donc pas utilisables sur une autre forme. On peut remarquer qu'une forte valeur de α induit des contraintes de tension importantes. De la même manière, une forte valeur de β efface les détails du contour. Il est donc nécessaire de procéder à des essais préalables pour déterminer le meilleur jeu de paramètres, ce qui est handicapant dans le cas d'une segmentation automatique.
- De plus, ce type de contours a des difficultés de gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Nous allons dans le chapitre suivant développer deux techniques appartenant aux contours actifs géométriques, afin de résoudre les problèmes rencontrés dans le cas des contours actifs paramétriques.

CHAPITRE IV

Les Contours Actifs Géométriques « Level Set »

IV.1. Introduction

Comme nous l'avons vu dans le chapitre III, les contours actifs paramétriques présentent quelques inconvénients ; par exemple, leur sensibilité à la position et à la forme du contour initial, ainsi que leur difficulté de gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Malgré les améliorations réalisées sur les contours actifs paramétriques [17] (comme le modèle Ballon et GVF snake), la segmentation des images coronaires en utilisant ce type de contours reste loin d'être achevée de manière fiable.

Pour résoudre les problèmes cités dans le chapitre précédent, Caselles et al. [15] ont introduit un modèle géométrique des contours actifs formulé par des équations aux dérivées partielles (EDPs) d'évolution de courbes. Chaque point de la courbe se déplace dans la direction de son vecteur normal avec une vitesse proportionnelle à la courbure. Cette approche est une alternative à la minimisation d'énergie qui peut être vue comme la recherche de la solution d'une équation de Hamilton-Jacobi, et être ainsi résolue de façon efficace par l'utilisation de la méthode des courbes de niveaux « Level Set » d'Osher et de Sethian [16].

La formulation des contours actifs par les ensembles de niveaux (Level Sets) [16] permet d'implémenter les contours actifs tout en gérant le problème des changements de topologie, de plus, son extension aux dimensions supérieures est aisée. De ce fait, l'application de la formulation par level-set à la segmentation des images médicales est devenue extrêmement populaire à cause de sa capacité à capturer la topologie des formes et à identifier les caractéristiques spécifiques dans les images médicales.

Nous allons présenter dans ce chapitre deux méthodes appartenant à la classe géométrique, qui sont respectivement : les level-sets traditionnels et les level-sets sans réinitialisation de la fonction de distance. Nous procéderons par la suite à une étude comparative permettant d'évaluer les avantages et les inconvénients de chaque méthode à partir des résultats obtenus.

VI.2. Méthode d'ensemble de niveau zéro (Level Sets traditionnels)

La méthode des ensembles de niveau zéro est une méthode de simulation numérique utilisée pour l'évolution des courbes et des surfaces dans les domaines discrets [19]. Cette méthode permet de faire évoluer une courbe paramétrique fermée $C(t)$ suivant une équation appelée « équation d'ensemble de niveaux ».

Chaque point de la courbe C évolue suivant la direction normale à la courbe avec une vitesse F (figure IV.1).

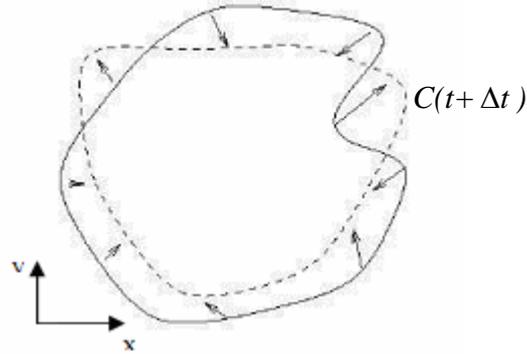


Figure IV.1 : évolution de la courbe C .

Pour une surface 2D, la courbe $C(t)$ peut être représentée comme un niveau d'ensemble d'une fonction à trois dimensions (hyper surface) $\{\phi(x, y, t) = 0\}$. L'objectif est de produire une fonction d'évolution $\phi(x, y, t)$ qui contient le mouvement embarqué de $\phi(t)$ quand le niveau d'ensemble $\{\phi = 0\}$ [37].

Soit $\phi(x, y, t = 0)$ définie comme suit:

$$\phi(x, y, t = 0) = \pm d \tag{IV.1}$$

Avec d est la fonction de distance du point (x, y) par rapport à l'interface $C(t = 0)$, et le signe plus (moins) est choisi lorsque le point (x, y) est à l'extérieur (intérieur) de l'interface initiale.

L'avantage principal de cette méthode est la possibilité de gérer automatiquement le changement de topologie en cours d'évolution de la courbe, cette dernière peut être divisée en deux ou trois courbes ; inversement plusieurs courbes peuvent fusionner et devenir une seule courbe. La méthode des ensembles de niveau zéro est capable de réaliser ce changement en utilisant une fonction d'ordre supérieur $\phi: R^{n+1} \rightarrow R^n$ pour simuler C [19], [17] ; et donc, le niveau zéro (C) peut se diviser pendant que la fonction ϕ reste continue.

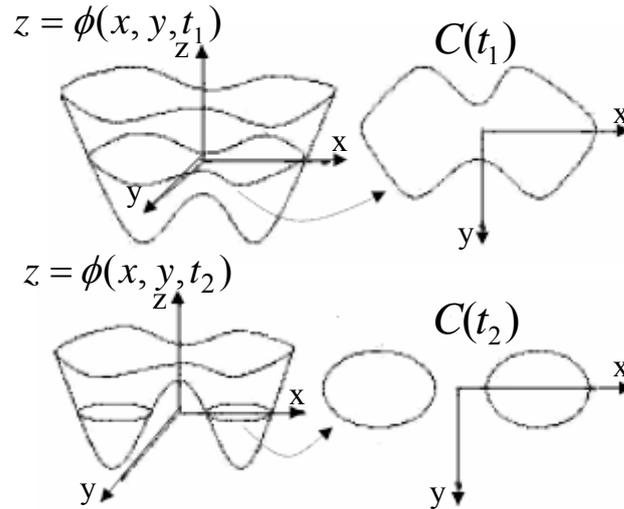


Figure VI.2 : Changement de topologie au cours De l'évolution de la courbe.

La fonction d'ordre supérieur utilisée est la distance algébrique à la courbe C . Alors, si notre courbe C est paramétrique plane (dimension 1) la fonction utilisée pour sa représentation et pour simuler son évolution sera $\phi(x, y)$ (dimension 2) à valeurs réelles.

Pour une courbe plane C , un tableau bidimensionnel de nombres réels $\phi(x, y)$ est utilisé, l'évolution de la courbe signifie la mise à jour de tout le tableau $\phi(x, y)$.

La fonction $\phi(x, y)$ évolue selon l'équation d'ensemble de niveaux suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F |\nabla \phi| \quad (\text{IV.2})$$

Où : F est une fonction scalaire de vitesse dépendant des facteurs suivants :

- Les propriétés locales de la courbe.
- Les paramètres externes liés au gradient d'image.
- Les termes additionnels de propagation de la courbe.

L'ensemble de ces facteurs peut être écrit comme suit :

$$F = F_{prop} + F_{curv} + F_{adv} \quad (\text{IV.3})$$

Où $F_{prop} = F_0$ est la vitesse de propagation de la courbe, $F_{curv} = -\varepsilon k$ est la vitesse liée aux propriétés locales de la courbe, et $F_{adv} = \vec{U}(x, y, t) \cdot \vec{n}$ est la vitesse d'advection, \vec{n} est la normale unitaire à la courbe, elle est donnée par $\vec{n} = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}$.

L'équation d'ensemble de niveaux peut être écrite comme suit :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F_0 |\nabla \phi| + \bar{U}(x, y, t) \cdot \nabla \phi = \varepsilon k |\nabla \phi| \quad (\text{IV.4})$$

➤ Le terme $F_0 |\nabla \phi|$ dans l'équation (IV.4) décrit le mouvement des levels sets dans la direction normale à la courbe, il dépend du terme $g(|\nabla I|)$ [38], [16], qui est une fonction monotone décroissante de l'amplitude du gradient de l'image I . Ce terme peut être écrit selon l'équation suivante:

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^p} \quad (\text{IV.5})$$

Où $I(x, y)$ est l'image, et G est un noyau Gaussien de variance σ .

* est l'opération de convolution, avec $p=1$ ou $p=2$.

Le terme $F_0 |\nabla \phi|$ est défini par :

$$F_0 |\nabla \phi| = \alpha [\max(F_{0ij}, 0) \nabla^+ + \min(F_{0ij}, 0) \nabla^-] \quad (\text{IV.6})$$

Le coefficient α peut être positif ou négatif, en fonction de la position relative entre le contour initial et l'objet d'intérêt. Par exemple, si le contour initial est placé en dehors de l'objet d'intérêt, le coefficient de pondération α devrait prendre une valeur positive, de sorte que le contour puisse se rétrécir plus rapidement. Si le contour initial est placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt, le coefficient de pondération α devrait prendre une valeur négative pour accélérer l'expansion du contour.

Où F_{0ij} dépend du terme $g(|\nabla I|)$ et ∇^+ et ∇^- sont définis par :

$$\nabla^+ = \left[\max(D_{ij}^{-x} \phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{+x} \phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-y} \phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+y} \phi, 0)^2 \right] \quad (\text{IV.7.a})$$

$$\nabla^- = \left[\max(D_{ij}^{+x} \phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-x} \phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{+y} \phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-y} \phi, 0)^2 \right] \quad (\text{IV.7.b})$$

L'implémentation numérique de cette évolution fait appel aux approximations des dérivées par la méthode des différences finies du premier ordre (pour notre cas en 2D), D_{ij}^{+x}, D_{ij}^{+y} sont les FD "forward differences" de ϕ selon x et y , elles sont définies comme suit :

$$D_{ij}^{+x} = D_{ij}^{+x} \phi = \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}}{\Delta x} \quad (\text{IV.8.a})$$

$$D_{ij}^{+y} = D_{ij}^{+y} \phi = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j}}{\Delta y} \quad (\text{IV.8.b})$$

D_{ij}^{-x}, D_{ij}^{-y} sont les *BD* “backward differences” de ϕ selon x et y , elles sont définies comme suit :

$$D_{ij}^{-x} = D_{ij}^{-x} \phi = \frac{\phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}}{\Delta x} \quad (\text{IV.9.a})$$

$$D_{ij}^{-y} = D_{ij}^{-y} \phi = \frac{\phi_{i,j} - \phi_{i,j-1}}{\Delta y} \quad (\text{IV.9.b})$$

➤ Le terme $F_{adv} |\nabla \phi|$ correspond à la vitesse d’advection, il peut être exprimé sous la forme suivante:

$$F_{adv} |\nabla \phi| = \left\{ \begin{array}{l} [\max(u_{ij}^n, 0) D_{ij}^{-x} + \min(u_{ij}^n, 0) D_{ij}^{+x}] \\ + \max(v_{ij}^n, 0) D_{ij}^{-y} + \min(v_{ij}^n, 0) D_{ij}^{+y} \end{array} \right\} \quad (\text{IV.10})$$

Où $\vec{U} = (u, v)$, et u, v sont respectivement les dérivées spatiales de $g(|\nabla I|)$.

$D_{ij}^{+x}, D_{ij}^{+y}, D_{ij}^{-x}, D_{ij}^{-y}$ sont respectivement les *FD* et *BD* de ϕ selon les directions de x et y .

➤ Le terme $F_{curv} |\nabla \phi|$ dépend de la courbure K ; pour l’implémentation des contours actifs géométriques, le calcul de la courbure locale en chaque point de la courbe est nécessaire.

Pendant, ce calcul est coûteux en temps. De plus, pour certaines implémentations d’évolution de courbes, il est nécessaire de calculer la courbure non seulement sur la courbe mais dans tout le domaine d’évolution. Cela est très coûteux, même avec les méthodes à bandes étroites qui ne mettent à jour qu’une partie du domaine délimité par deux courbes (les bandes) qui entourent la courbe en évolution. La courbure locale dans un point de C peut être calculée à partir de ϕ en utilisant les différences finies centrales avec la formule [23] :

$$K = \nabla \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \frac{\phi_{xx} \phi_y^2 - 2 \phi_{xy} \phi_x \phi_y + \phi_{yy} \phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \quad (\text{IV.11})$$

Et le terme $F_{curv} |\nabla \phi|$ devient :

$$F_{curv} |\nabla \phi| = -\varepsilon \cdot \left[\frac{\phi_{xx} \phi_y^2 - 2 \phi_{xy} \phi_x \phi_y + \phi_{yy} \phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \cdot \left[\left((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2 \right)^{1/2} \right] \right] \quad (\text{IV.12})$$

Où D_{ij}^{0x} et D_{ij}^{0y} sont les *CD* “centered differences”, elles sont définies comme suit :

$$D_{ij}^{0x} = D_{ij}^{0x} \phi = \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i-1,j}}{2\Delta x} \quad (\text{IV.13.a})$$

$$D_{ij}^{0y} = D_{ij}^{0y} \phi = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j-1}}{2\Delta y} \quad (\text{IV.13.b})$$

La dérivée temporelle $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ est donnée par l'équation (IV.14) :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{\phi_{ij}^{k+1} - \phi_{ij}^k}{\tau} \quad (\text{IV.14})$$

Avec τ est le pas relatif au temps.

En remplaçant les trois termes dans l'équation (IV.14), on obtient l'équation suivante [13]:

$$\phi_{ij}^{n+1} = \phi_{ij}^n + \tau \left(\begin{array}{l} -\alpha [\max(F_{0ij}, 0)\nabla^+ + \min(F_{0ij}, 0)\nabla^-] \\ - \left\{ \begin{array}{l} [\max(u_{ij}^n, 0)D_{ij}^{-x} + \min(u_{ij}^n, 0)D_{ij}^{+x}] \\ + \max(v_{ij}^n, 0)D_{ij}^{-y} + \min(v_{ij}^n, 0)D_{ij}^{+y} \end{array} \right\} \\ + \varepsilon \cdot \left[K * \left((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2 \right)^{1/2} \right] \end{array} \right) \quad (\text{IV.15})$$

VI.2.1. Construction de la fonction de distance

La fonction d'ensemble de niveaux ϕ doit satisfaire la relation: $|\nabla \phi| = 1$, en préservant sa configuration comme une fonction de distance signée de front $C(t)$, durant tout le temps de déformation [23]. Ainsi, si la configuration initiale de C est un point simple, ϕ est construite pour s'assurer que tous ses ensembles de niveaux sont équidistants à l'ensemble de niveau zéro C . Supposons que la fonction de vitesse est une constante uniforme qui prend la valeur 1, agissant sur la fonction d'ensemble de niveaux qui est définie par ϕ , nous pourrions prévoir que le point initial augmenterait indéfiniment à chaque itération. Cette première étape est l'idée fondamentale de la méthode d'ensemble de niveau zéro. La deuxième étape consiste à utiliser la fonction de vitesse, comme le montre l'équation (IV.2) pour faire évoluer ϕ vers les contours désirés.

Cette complexité est brièvement discutée dans les références suivantes : [21], [23]. Une des solutions présentées doit périodiquement arrêter les calculs et reconstruire la fonction de distance signée ϕ selon la position actuelle de $C(t)$. Le procédé est complexe et coûteux, car il

devrait répéter chaque itération pour éviter des erreurs. Une deuxième solution propose d'évoluer une fonction de vitesse prolongée F_{ext} égale à la fonction scalaire F ainsi que la fonction ϕ . Puisque F_{ext} devrait également correspondre à une fonction de distance signée, elle devrait satisfaire la condition suivante :

$$F_{ext} \nabla \phi = 0 \quad (IV.16)$$

Nous pouvons, ainsi, utiliser la méthode Fast Marching [13] pour calculer la fonction de distance signée ϕ en résolvant l'équation d'Eikonal suivante :

$$|\nabla T| = 1 \quad (IV.17)$$

Pour chaque partie de l'interface [13], la condition de frontière $T = 0$ doit être vérifiée sur l'ensemble de niveau zéro de la fonction ϕ . La solution T sera ensuite notre fonction de distance signée ϕ^{temp} temporaire.

VI .2.2. Réinitialisation de la fonction de distance

Il est possible de réinitialiser périodiquement ϕ comme une fonction de distance signée tout en satisfaisant la relation: $|\nabla \phi| = 1$. Ceci est obtenu en résolvant l'équation suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{sign}(\phi_0)(1 - |\nabla \phi|) \quad (IV.18)$$

Où ϕ_0 est la fonction à réinitialiser, $\text{sign}(\phi_0)$ est le signe de la fonction.

En tenant compte des valeurs initiales de ϕ , la résolution de l'équation (IV.18) à l'état d'équilibre donne de nouvelles valeurs de ϕ avec la condition $|\nabla \phi| = 1$, et donc le terme $\text{sign}(\phi_0)(1 - |\nabla \phi|)$ est égal à 0.

L'inconvénient principal de cette approche est le temps de calcul pour maintenir la stabilité de la courbe durant l'évolution et assurer les résultats désirés. Sussman et Fatemi [39], ont démontré que le problème de cette approche est lié au nombre d'itérations plus grand, et de plus le niveau zéro de la fonction de distance peut s'éloigner de la position prévue. Ainsi, lorsque la fonction d'ensemble de niveaux est différente de celle de distance signée [6], les méthodes de réinitialisation peuvent ne pas être en mesure de réinitialiser la fonction d'ensemble de niveaux à une fonction de distance signée. En pratique l'évolution de la fonction d'ensemble de niveaux peut s'écarter considérablement de sa valeur en tant que distance signée durant un petit nombre d'itérations, surtout lorsque le pas de temps choisi n'est pas assez petit [40]. Du point de vue pratique, le processus de réinitialisation peut être assez compliqué et coûteux à cause de la complexité des approximations numériques de cette approche.

Pour éviter les problèmes ci-dessus, Li Chunming [6] a proposé une nouvelle formulation variationnelle qui peut être facilement mise en œuvre par de simples différences finies et élimine définitivement par conséquent le besoin de réinitialisation.

VI.3. Formulation variationnelle des levels sets sans la réinitialisation de la fonction de distance [6]

Pour maintenir la stabilité de la courbe durant l'évolution, Chunming [6] a proposé l'intégrale suivante :

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (IV.19)$$

Comme nous avons montré précédemment, la fonction de distance doit satisfaire la condition $|\nabla \phi| = 1$; de ce fait, l'intégrale $P(\phi)$ évalue la métrique pour déterminer le degré de convergence de la fonction ϕ vers la fonction de distance signée dans un domaine $\Omega \subset \mathbb{R}^2$.

La nouvelle formulation variationnelle peut être écrite comme suit :

$$\zeta(\phi) = \mu P(\phi) + \xi_{g,\lambda,\nu}(\phi) \quad (IV.20)$$

Avec $\mu > 0$ et représente le paramètre qui contrôle l'effet d'écart de ϕ par rapport à la fonction de distance signée.

L'énergie $P(\phi)$ est l'énergie interne de ϕ , elle dépend uniquement de ϕ , tandis que l'énergie $\xi_{g,\lambda,\nu}(\phi)$ dépend des données de l'image (comme la vitesse de propagation F_{prop} dans le cas des levels sets traditionnels), cette énergie pousse l'ensemble de niveau zéro vers les bords des objets, elle peut être définie comme suit :

$$\xi_{g,\lambda,\nu}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) \quad (IV.21)$$

Avec g , l'image contour définie dans l'équation (IV.5) et $\lambda > 0$ et ν sont des constantes ; les termes $L_g(\phi)$ et $A_g(\phi)$ sont définies selon les équations (IV.22) et (IV.23) :

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx dy \quad (IV.22)$$

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy \quad (IV.23)$$

La fonction d'énergie $L_g(\phi)$ calcule la longueur de la courbe de niveau zéro de la fonction ϕ selon la métrique euclidienne $ds = |C'(q)| dq$, et où $C(q): [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2$ est une courbe plane paramétrée [40].

La solution de $L_g(\phi)$ évalue le mouvement de chaque point du contour actif, afin de diminuer la longueur de L_g .

La fonction d'énergie $A_g(\phi)$ dans l'équation (IV.23) est introduite pour accélérer l'évolution de la courbe. Le coefficient ν de $A_g(\phi)$ dépend de la position relative du contour initial par rapport à l'objet désiré. Par exemple si le contour initial est placé en dehors de l'objet d'intérêt, le coefficient ν devrait prendre une valeur positive, de sorte que le contour puisse se rétrécir plus rapidement. Et si le contour initial est placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt, le coefficient ν devrait prendre une valeur négative pour accélérer l'expansion du contour.

La fonction de dirac δ_ε est définie comme suit :

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right], & |x| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (\text{IV.24})$$

Le gradient qui minimise la fonction (IV.20) est donné par l'équation suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial \zeta}{\partial \phi} = -\frac{\partial (\mu P(\phi) + \xi_{g,\lambda,\nu}(\phi))}{\partial \phi} \quad (\text{IV.25})$$

En utilisant les calculs variationnels, la première dérivée de la fonction ζ peut être écrite sous la forme suivante:

$$\frac{\partial \zeta}{\partial \phi} = -\mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] - \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu g \delta_\varepsilon(\phi) \quad (\text{IV.26})$$

Où Δ est l'opérateur Laplacien.

Notons que la dérivée temporelle $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ est approximée par les « forward differences » FD .

Pour la minimisation de la fonction d'énergie ζ , l'équation d'Euler-Lagrange doit être vérifiée.

En utilisant la dérivée temporelle $\frac{\partial \phi}{\partial t}$, l'équation d'évolution (IV.26) peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\frac{\phi_{i,j}^{k+1} - \phi_{i,j}^k}{\tau} = [\mu [\Delta \phi - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})] + \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \nu g \delta_\varepsilon(\phi)] \quad (\text{IV.27})$$

Où τ est le pas de temps.

Le terme $\mu[\Delta\phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})]$ de l'équation (IV.27) correspond au « gradient flow » de la fonction d'énergie interne $\mu P(\phi)$, l'effet de ce terme est de maintenir la stabilité de $|\nabla\phi|=1$ durant toute l'évolution de la fonction d'ensemble de niveaux.

D'autre part, le terme $\lambda\delta_\varepsilon(\phi)\operatorname{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}) + \nu g\delta_\varepsilon(\phi)$ de l'équation (IV.27) correspond au « gradient flows » des fonctions d'énergie $\lambda L_g(\phi)$ et $\nu A_g(\phi)$.

VI.3.1. Initialisation flexible de la fonction d'ensemble de niveaux

Contrairement à la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle, dont l'initialisation de la fonction ϕ comme une fonction de distance signée est nécessaire, la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation n'a pas besoin d'initialiser la fonction ϕ comme une fonction de distance signée. Pour cela, Chunming [6] a proposé la formule suivante pour initialiser la fonction ϕ_0 :

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho & \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (\text{IV.28})$$

Où Ω est le domaine de l'image I .

Ω_0 est un sous-domaine de l'image I .

$\partial\Omega_0$ représente les points de contours de Ω_0 .

$\rho > 0$ est une constant.

Cette fonction initiale d'ensemble de niveaux ϕ_0 est calculée à partir d'une région arbitraire Ω_0 dans un domaine de l'image Ω .

IV.4. Interprétation et comparaison des résultats obtenus

Dans ce qui suit, nous allons montrer les résultats obtenus par l'application des deux méthodes décrites précédemment, il s'agit de la méthode des levels sets traditionnelle et la méthode des levels sets sans la réinitialisation de la fonction de distance.

Pour cela, nous allons utiliser les mêmes images coronaires testées dans l'application des contours actifs paramétriques.

Notons que l'utilisation de ce type d'images peut nous montrer les avantages et les inconvénients de chaque méthode à cause de la présence du bruit.

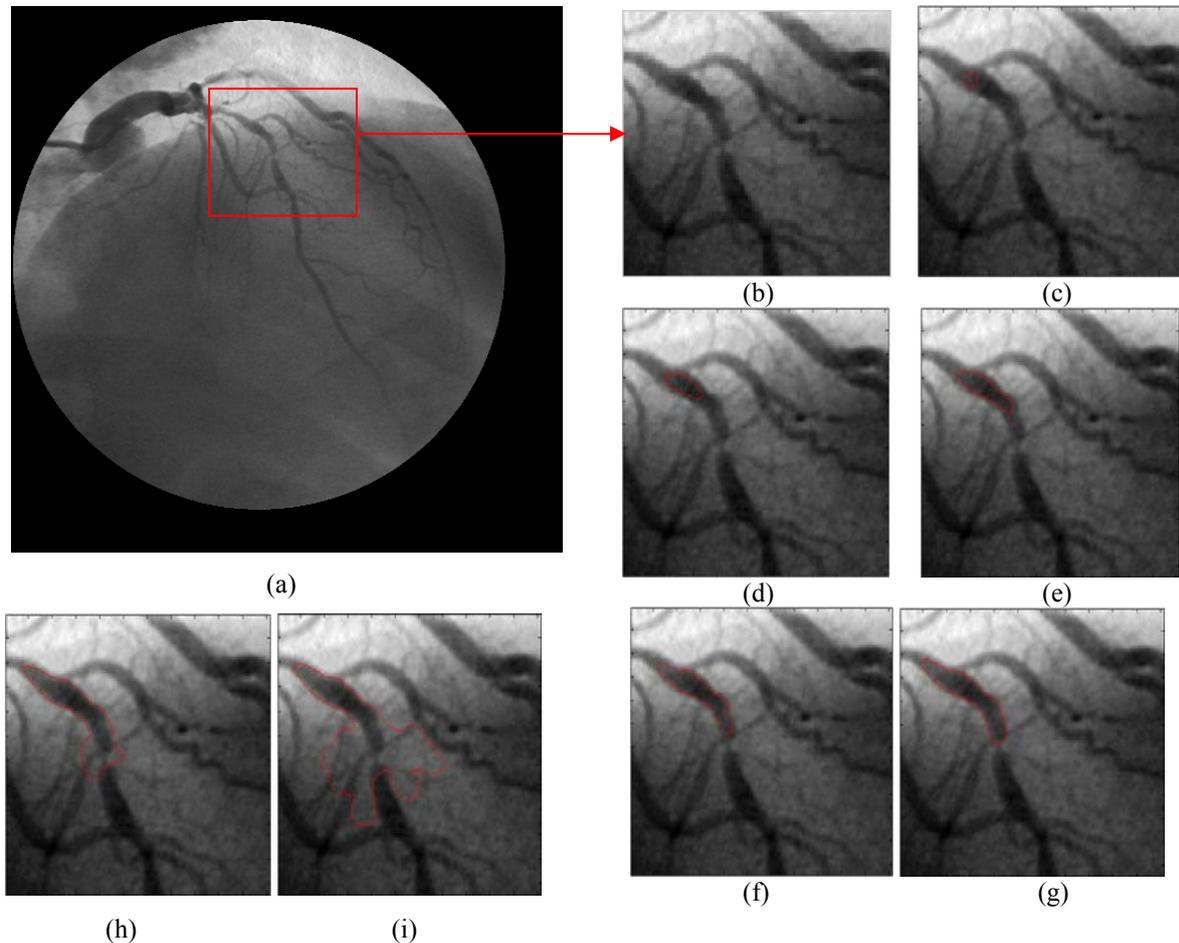


Figure IV.3 : Application de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle avec $\tau=0.1$, $\alpha=-2.5$, $\sigma=2.5$. (a) Image originale, (b) Portion prise de l'image originale, (c) Contour initial, (d) Progression du contour après 200 itérations, (e) Après 400 itérations, (f) Après 600 itérations, (g) Après 800 itérations, (h) Après 1000 itérations, (i) Après 1200 itérations.

La figure (IV.3.a) représente l'image originale d'une artère coronaire ; à cause de la grande taille de cette dernière nous avons pris une portion montrée dans la figure (IV.3.b), afin de rendre la vision de l'application plus claire.

La fonction de distance signée ϕ d'ensemble de niveau zéro est constituée à partir des régions délimitées par le contour initial ; ce contour est représenté dans la figure (IV.3.c) en rouge.

A cause de la position du contour initial « placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt », la valeur du coefficient α doit prendre une valeur négative pour accélérer l'expansion du contour.

Pour la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle, nous avons choisi $\tau = 0.1$, $\alpha = -2.5$ et $\sigma = 2.5$.

De la figure(IV.3), nous pouvons remarquer qu'au cours de l'évolution de la courbe, la fonction d'ensemble de niveaux ne peut pas maintenir sa réinitialisation comme une fonction de distance signée, donc la courbe a été étendue à cause de la divergence de la fonction d'ensemble de niveaux par rapport à celle de distance signée.

Notons que l'évolution de la courbe dans le cas de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle est très lente, et peut prendre quelques minutes pour atteindre les frontières des objets d'intérêt ; ce problème est principalement dû à la procédure de réinitialisation.

Dans la deuxième partie de cette section, nous allons montrer les résultats obtenus par l'application de la formulation variationnelle des levels sets sans la réinitialisation de la fonction de distance.

Le pas de temps τ a été choisi largement plus grand que celui utilisé dans la méthode levels sets traditionnelle, il doit satisfaire la relation $\tau\mu < 1 / 4$ [6].

L'utilisation d'un pas de temps plus grand rend l'évolution de la courbe plus rapide mais elle peut aussi causer des erreurs au niveau de la précision des contours.

En général, nous choisissons $\tau \leq 10.0$ pour la plupart des images de test.

Pour les résultats expérimentaux montrés dans la figure(IV.4), nous avons choisi $\lambda = 5.0$, $\nu = -2.5$, $\mu = 0.04$, $\sigma = 2.5$ et $\tau = 5.0$; la fonction d'ensemble de niveaux est initialisée selon l'équation (IV.28) avec $\rho = 4$ (voir figure IV.4.a).

A partir de la figure (IV.4) qui montre la progression des levels sets sans réinitialisation de la fonction de distance, nous pouvons remarquer la bonne convergence des contours vers les frontières des objets désirés et ainsi la possibilité de cette méthode de maintenir la fonction d'ensemble de niveaux comme une fonction de distance signée durant l'évolution de la courbe.

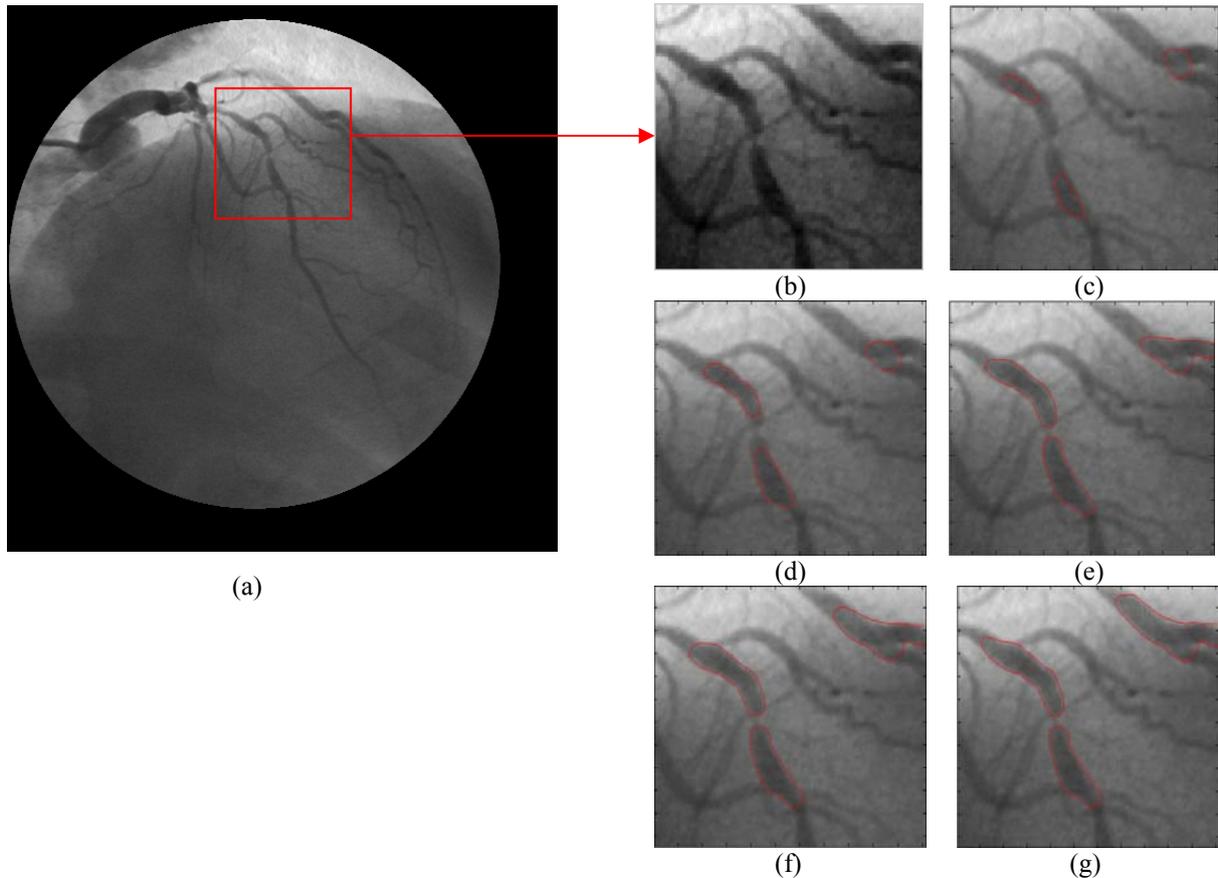


Figure IV.4 : Application de la méthode des levels sets sans réinitialisation de la fonction de distance avec $\tau = 5.0$, $\lambda = 5.0$, $\nu = -2.5$, $\mu = 0.04$, $\sigma = 2.5$. (a) Image originale, (b) Portion prise de l'image originale, (c) Contour initial, (d) Progression du contour après 200 itérations, (e) Après 600 itérations, (f) Après 1000 itérations, (g) Après 1200 itérations.

En comparant ces résultats avec ceux obtenus par la méthode traditionnelle (avec réinitialisation), nous pouvons remarquer que la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation présente trois avantages principaux:

- 1- Un pas de temps plus large peut être utilisé pour résoudre numériquement les équations aux dérivées partielles, ce qui rend l'évolution de l'ensemble de niveaux plus rapide.
- 2- La fonction d'ensemble de niveaux peut être initialisée d'une façon plus facile et efficace en utilisant les équations (IV.28), afin de construire la fonction de distance.
- 3- La formulation de l'évolution d'ensemble de niveaux sans réinitialisation donnée dans notre travail est facilement implémentée par l'utilisation des différences finies et est mathématiquement plus efficace.

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié et comparé deux méthodes appartenant à la classe géométrique, qui sont respectivement : les levels-sets traditionnels et les levels-sets sans réinitialisation de la fonction de distance.

Les résultats obtenus montrent la fiabilité de la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation car elle permet d'identifier les structures et les caractéristiques désirées dans les images coronaires, en gérant automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

Au cours de notre travail, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images, dans le but de contribuer à la détection d'éventuelles anomalies (rétrécissement du diamètre de l'artère : sténoses et autres). Celle-ci consiste en la détection de contours du réseau coronarien.

Après avoir introduit les notions générales de la segmentation, nous avons étudié les deux classes fondamentales des contours actifs. Pour cela, deux techniques appartenant à la classe paramétrique et deux autres appartenant à la classe géométrique ont été présentées.

Dans le cas des contours actifs paramétriques, les tests ont été effectués sur des images coronaires montrant la bonne convergence des snakes traditionnels vers les frontières de l'artère coronaire, et la progression du snake vers les fortes concavités pour le GVF. Mais ce type de contours (contours actifs paramétriques) présente quelques inconvénients ; parmi ces inconvénients nous pouvons citer :

- En premier lieu, les contours actifs paramétriques dépendent de l'initialisation. Si le contour est initialisé loin de l'objet souhaité, il a peu de chance, de rejoindre le contour désiré. De plus, si l'image est bruitée, il a de fortes chances de s'arrêter sur des contours parasites.
- Le réglage des coefficients n'est pas pris en charge théoriquement et est généralement effectué de façon heuristique. Les paramètres d'élasticité et de courbure adaptés à une forme particulière ne sont donc pas utilisables sur une autre forme. On peut remarquer qu'une forte valeur de α induit des contraintes de tension importantes. De la même manière, une forte valeur de β efface les détails du contour. Il est donc nécessaire de procéder à des essais préalables pour déterminer le meilleur jeu de paramètres, ce qui est handicapant dans le cas d'une segmentation automatique.
- De plus, ce type de contours a des difficultés de gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Dans le cas de contours actifs géométriques, les tests ont été effectués sur des images coronaires montrant la possibilité que ce type de contours peut gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Il faut signaler que l'évolution de la courbe dans le cas de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle est très lente, et peut prendre quelques minutes pour atteindre les

frontières des objets d'intérêt ; ce problème est principalement dû à la procédure de réinitialisation.

Par contre, le pas de temps utilisé dans le cas des levels sets sans réinitialisation est plus large, ce qui rend l'évolution de l'ensemble de niveaux plus rapide. Ainsi les résultats obtenus montrent la fiabilité de cette méthode car elle permet d'identifier les structures et les caractéristiques désirées dans les images coronaires tout en gérant automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Rappelons que la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation présente trois avantages principaux:

- 1- Un pas de temps plus large peut être utilisé pour résoudre numériquement les équations aux dérivées partielles, ce qui rend l'évolution de l'ensemble de niveaux plus rapide.
- 2- La fonction d'ensemble de niveaux peut être initialisée d'une façon plus facile et efficace en utilisant les équations (IV.28), afin de construire la fonction de distance.
- 3- La formulation de l'évolution d'ensemble de niveaux sans réinitialisation donnée dans notre travail est facilement implémentée par l'utilisation des différences finies et est mathématiquement plus efficace.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Raman, S., Magorien, R., Vaillant, R., Payne, P., Benali, “ Rotational Cardiovascular X-Ray Imaging for Left Coronary Artery Angiography Using a Digital Flat-Panel Cardiac Imaging System.”American Journal of Cardiology, 2002.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active Contour Models”, Int’l J. Computer Vision, vol. 1, pp. 312-333, 1988.
- [3] C. Xu and J.L. Prince, “Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 359-369, 1998.
- [4] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, “Geodesic Active Contours”, Int’l J. Computer Vision, vol. 22, pp. 61-79, 1997.
- [5] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, and C. Sbert, “Minimal Surfaces Based Object Segmentation”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, pp. 394-398, 1997.
- [6] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M.D. Fox. “Level set formulation without re-initialization: a new variational formulation”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 430-436, San Diego, 2005.
- [7] Raman, S., Magorien, R., Vaillant, R., Payne, P., Benali, “ Rotational Cardiovascular X-Ray Imaging for Left Coronary Artery Angiography Using a Digital Flat-Panel Cardiac Imaging System.”American Journal of Cardiology, 2002.
- [8] N. Lassouaoui, “segmentation des images”, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Novembre 2004.
- [9] J.P. Cocquerez et S. Philipp, “Analyse d’images : filtrage et segmentation”, Edition Masson, 1995.
- [10] E.Diday, J.Lemaire, J. Poujet, F. Testu- “éléments d’analyse de données”, Dunod, Paris, 1982.
- [11] L.Lebart, A.Morineau, J-P. Fénélon- “Traitement des données statistiques”. Dunod, Paris, 1982.
- [12] D. J. Burr, “A dynamic model for image registration, ” Comput. Graphics Image Process, vol. 15, pp. 102-112, 1981.
- [13] J. A. Sethian. “Level Set Methods and Fast Marching Methods”. Cambridge University Press, 1999.

- [14] M.-O. Berger. “Les contours actifs: modélisation, comportement et convergence”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, 1999.
- [15] Caselles V., Catta F., Coll T., Dibos F., “A geometric model for active contours”, *Numerische Mathematik*, vol. 66(1), pp. 1-31, 1993.
- [16] Osher S., Sethian J.A., “Fronts propagating with curvature-dependant speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations”, *Journal of Computational Physics*, vol. 79(1), pp. 12-49, 1988.
- [17] L Liu, S Zhang, Y Zhang and X Ye, “Human Contour Extraction Using Level Set”, Fifth International Conference on Computer and Information Technology (CIT'05), pp. 608-613, 2005.
- [18] J.M. Rendon Mancha, “Régions Actives Morphologiques : Application à la Vision par Ordinateur”, Thèse de doctorat, Université René Descartes - Paris V, 2002.
- [19] J. Gomes, O. Faugeras, “Reconciling Proceedings of the Distance Functions and Level Sets”, Second International Conference on Scale-Space Theories in Computer, 1999.
- [20] J. A. Sethian. “A Fast Marching Level Set Method for Monotonically Advancing Fronts”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 93, 4, 1591-1595, 1995.
- [21] R. Malladi, J. A. Sethian. “A Unified Approach to Noise Removal, Image Enhancement and Shape Recovery”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 5, 11, 1154-1168, 1996.
- [22] C. Xu, A.Y. Jr, J.L.Prince . “On relationship between parametric and geometric active contours”, In proc of 34th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computer, pp. 486-489, 2000.
- [23] J. A. Sethian. “Fast Marching Methods and Level Set Methods for Propagating Interfaces”, von Karman Institute Lecture Series, Computational Fluid Mechanics, 1998.
- [24] Riad Khelifi, Hamami Latifa, Aicha Moussaoui “Active Contours For Detecting Coronary Artery”, International Conference of E-Medical Systems, Fez, Morocco, October 2007.
- [25] J.M. Salotti, “Gestion des informations dans les premières étapes de la vision par ordinateur”, Thèse de doctorat de l’Institut National Polytechnique de Grenoble, Janvier 1994.
- [26] T. Pavlidis, “Why progress in machine vision is so slow”, *Pattern recognition letters*, Vol°13, pp : 211-225, 1992.
- [27] N. Lassouaoui, “Segmentation des images biomédicales par des approches fractales, Conception d’un logiciel de traitement et de segmentation des images”, Thèse de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d’Alger, 2000.

- [28] Christophe Laurent, “Conception d’algorithmes parallèles pour le traitement d’images utilisant la morphologie mathématique. Application à la segmentation d’images”, Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale de Mathématiques et Informatique, 1998.
- [29] A. Meijster & J. B. T. M. Roerdink, “Computation of watersheds based on parallel graph algorithms, Mathematical Morphology and its applications to image and signal processing”, ISMM’96, pp: 305-312, 1996, Atlanta.
- [30] Serge Beucher, “Watershed Hierarchical Segmentation and Waterfall Algorithm, Mathematical Morphology and its Application to Image Processing”, Kluwer Academic Publishers, pp: 69-76, 1994.
- [31] M. Lezoray Olivier, “Segmentation d’images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses”, Thèse de Doctorat, Université de CAEN/ Basse Normandie, 2000.
- [32] Y.J. Zhang, “A survey on evaluation methods for image segmentation, Computer Vision and Pattern Recognition”, Elsevier Science, Vol°29, N°8, pp: 1335-1346, 1996.
- [33] F.Brétaudeau- “Une nouvelle approche orientée étiquetage pour la détection des frontières en milieu texturé”, Actes de PIXIM’89 ,Paris,1989.
- [34] F. Chantermargue, M. Popovic, R. Canals, P.Bonton- “Parallelization of the merging, step of the region segmentation method”, 7th scandinavian conference on image analysis Aalborg (Denmark), 993-940,aout 1991.
- [35] P. Clermont, S. Cartier “Implementation and evaluation of region growing algorithms on CM2”, Proc. Of the INT. Colloquium on parallel image processing, Paris, 91-109, juin 1991.
- [36] Y.J. Zhang, “A survey on evaluation methods for image segmentation”, Computer Vision and Pattern Recognition, Elsevier Science, Vol°29, N°8, pp: 1335-1346, 1996.
- [37] J. Hao, Y. Shen, and Y. Wang, “Segmentation for MRA Image: An Improved Level Set Approach”, IEEE, Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC 2006), Sorrento, 2006.
- [38] R. Malladi, J.A. Sethian, and B.C. Vemuri, “Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.17,pp.158-175,1995.
- [39] Sussman, M., and Fatemi, E., “An Efficient, Interface- Preserving Level Set Re-distancing Algorithm and its Application to interfacial Incompressible Fluid Flow”, preprint, 1995.
- [40] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, “Geodesic active contours”, Int’l J. Comp. Vis., vol.22, pp.61-79, 1997.

Annexes

Annexe A

Détermination du masque gradient

Soit $h(x,y)$ la réponse impulsionnelle de l'opérateur appliqué sur la fenêtre $(2M+1)*(2N+1)$ de l'image. $h(x,y)$ est donc un tableau de valeurs de dimensions $(2M+1)*(2N+1)$ appelé « masque ».

Appliquer un masque en un point (x,y) de l'image revient à remplacer l'éclairement de ce point $I(x,y)$ par la convolution de $h(x,y)$ avec l'image s'écrit :

$$I(x,y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n) I(x-m, y-n) \quad (1)$$

Considérons maintenant l'exemple du détecteur des transitions verticales grad y. la transformée de Fourier de cet opérateur appliqué à l'image est égale à :

$$TF\left[\frac{\partial}{\partial Y} I(x,y)\right] = j u_y TF[I(x,y)].$$

De cette relation et de la relation espace-fréquence, on déduit que :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = j u_y. \quad (2)$$

Cette transformée est indépendante de la variable u_x . Par conséquent le développement de cette transformée en série de Fourier bidimensionnelle est équivalent à une série de Fourier unidimensionnelle par rapport à la variable u_y . Cette série de Fourier est donnée par :

$$j u_y = \sum_{n=-N}^N C_n e^{jnuy} \quad \text{avec} \quad C_n = \frac{n}{2\pi} \int_{-\pi/n}^{\pi/n} j u_y e^{jnuy} d u_y. \quad (3)$$

Le calcul de C_n donne :

$$C_n = 1/n \quad \text{pour } n \neq 0 \quad (4)$$

$$C_n = 0 \quad \text{pour } n = 0$$

Comme cette transformée est indépendante de la variable u_x , on peut alors écrire, dans le domaine bidimensionnel la série de Fourier sous cette forme :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = \sum_{m=-M}^M \left[\sum_{n=-N}^N (1/n) e^{jnuy} + 0 \right] e^{jmux} \quad \text{avec } n \neq 0. \quad (5)$$

Sachant que la transformée de Fourier discrète $H(e^{jux}, e^{juy})$ de $h(m,n)$ est donnée par :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n) e^{jmux} e^{jnuy} \quad (6)$$

Les valeurs de $h(m,n)$ sont alors déduites par identification.

Pour $n \neq 0$ $h(m,n) = 1/n$ et pour $n = 0$ $h(m,n) = 0$

Lorsque $N=1$ et $M=1$, c'est-à-dire pour une fenêtre $3*3$, $h(m,n)$ prend les valeurs suivantes :

$$\begin{array}{lll} h(-1,-1) = -1 & h(-1,0) = 0 & h(-1,1) = 1 \\ h(0,-1) = -1 & h(0,0) = 0 & h(0,1) = 1 \\ h(1,-1) = -1 & h(1,0) = 0 & h(1,1) = 1 \end{array}$$

Le masque s'écrit alors :

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On retrouve un masque classique permettant de détecter les contours verticaux.

Cette procédure nous donne un moyen rigoureux pour choisir les coefficients du masque.

Elle peut être généralisée à tous les détecteurs basés sur le gradient et pour toutes les directions possibles.

Cependant les coefficients de ces masques peuvent être ajustés pratiquement, selon besoins, c'est d'ailleurs de façon totalement empirique que la plupart des masques courants ont été introduits.

Annexe B Présentation du logiciel

Introduction:

Dans cette annexe, nous allons donner une présentation de notre logiciel que nous avons réalisé comme application des contours actifs sur les images coronarographiques.

L'apparition et l'expansion de l'environnement Windows XP ont offert à l'utilisateur un ensemble d'outils performant et facile d'emploi. En effet, cela nous a permis de réaliser ce logiciel.

Le choix de l'outil Matlab est justifié par la simplicité avec laquelle celui-là supporte la programmation orientée objet, et par le besoin d'un environnement de programmation évolué, permettant une description rapide des algorithmes en POO (Programmation Orientée Objet).

La fenêtre principale

Cette fenêtre principale nous permet de choisir la méthode de segmentation, elle contient trois choix qui sont :

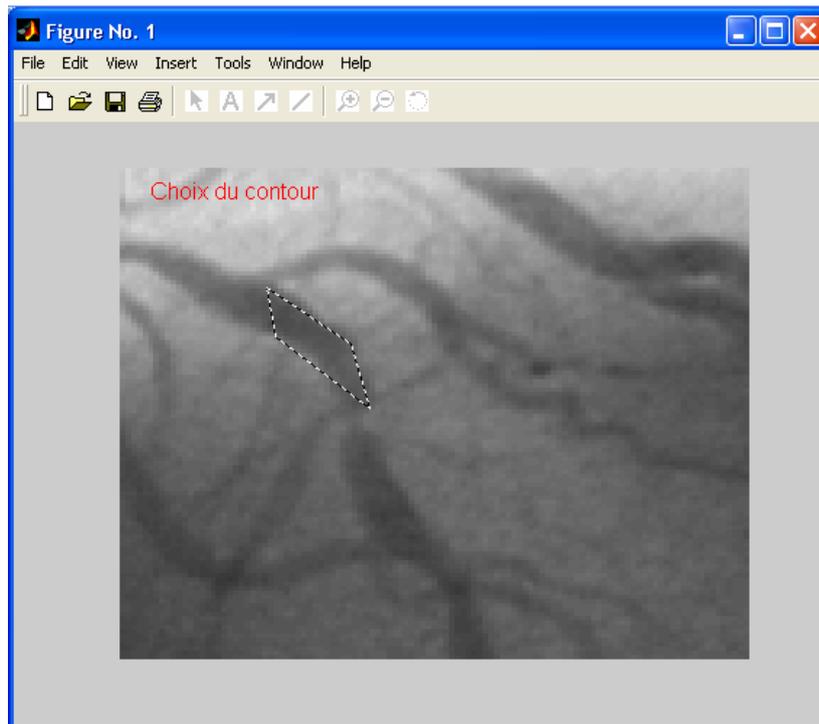
- Les Contours Actifs Paramétriques « choix 1 »
- Les Contours Actifs Géométriques
 - Méthode des Levels-Sets traditionnelle « choix2 »
 - Méthode des Levels-Sets sans réinitialisation de la fonction de distance « choix 3 »



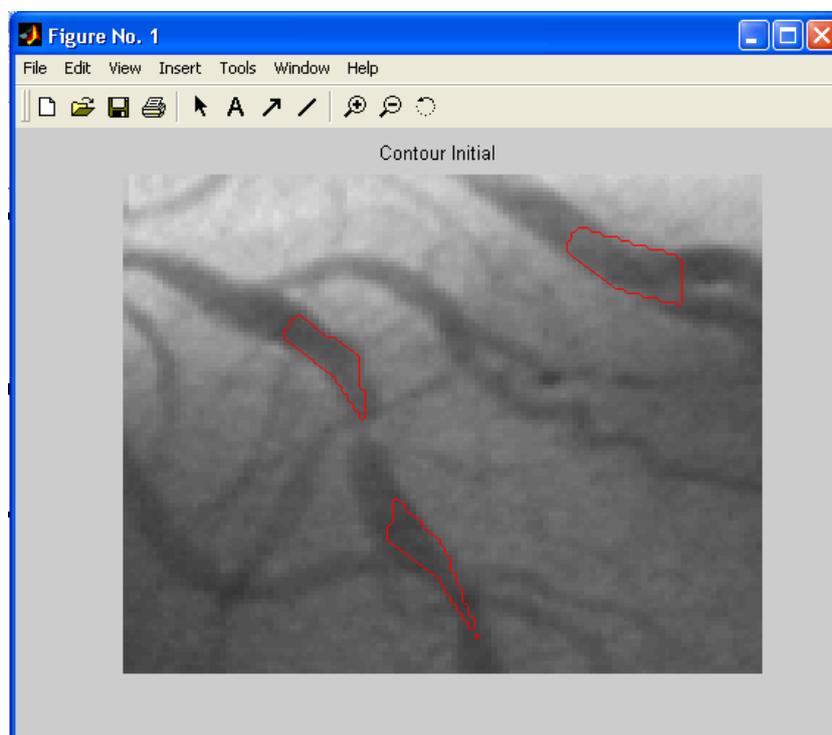
Le bouton « Continuer » exécute la méthode choisie.

Exemple :

- Le choix du contour initial se fait manuellement à partir de la souris. Pour choisir les points du contour nous cliquons sur le bouton droit de la souris et pour fermer le contour, nous cliquons sur le bouton gauche de la souris.



- Après avoir choisi le contour initial, une fenêtre apparaît automatiquement montrant le contour initial comme l'illustre la figure suivante :



- La progression du contour se fait automatiquement, elle s'arrête quand le nombre d'itérations sera atteint. La figure suivante montre le contour final obtenu après 1000 itérations.

