

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



P0012/05A

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

PROJET DE FIN D'ETUDES

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME D'INGENIEUR D'ETAT EN  
ELECTRONIQUE

**Segmentation des images coronarographiques**

**Application à la détection des cardiopathies**

Dirigé par :

Mlle A.MOUSSAOUI

Etudié par :

MESTAR Amine  
KHELIFI Riad

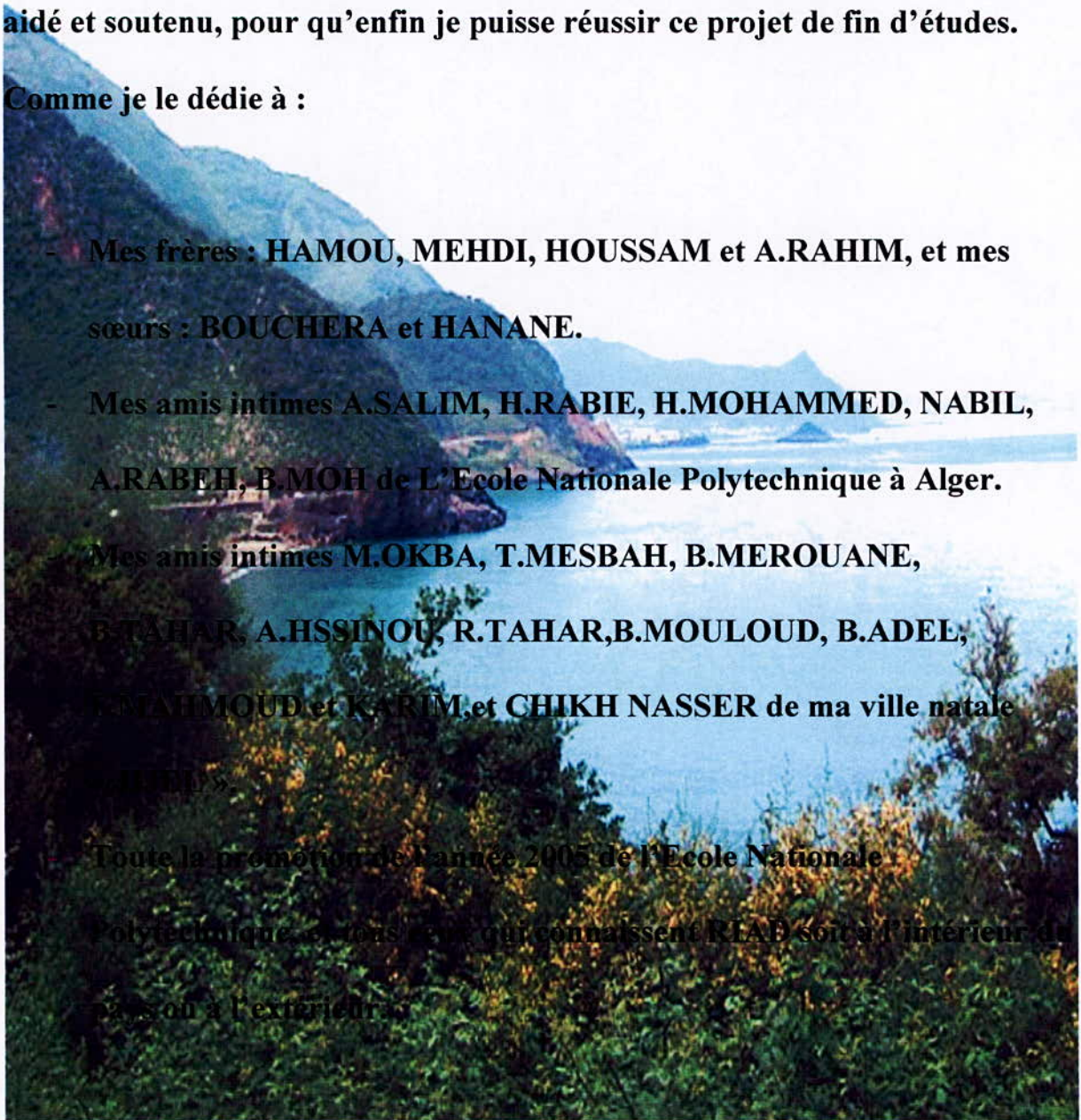
*Promotion : Juin 2005*

# DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à mes chers parents, qui m'ont encouragé, aidé et soutenu, pour qu'enfin je puisse réussir ce projet de fin d'études.

Comme je le dédie à :

- Mes frères : HAMOU, MEHDI, HOUSSAM et A.RAHIM, et mes sœurs : BOUCHERA et HANANE.
- Mes amis intimes A.SALIM, H.RABIE, H.MOHAMMED, NABIL, A.RABEH, B.MOH de L'Ecole Nationale Polytechnique à Alger.
- Mes amis intimes M.OKBA, T.MESBAH, B.MEROUANE, B.TAHAR, A.HSSINOUC, R.TAHAR, B.MOULOUD, B.ADEL, M.MAHMOUD et KARIM, et CHIKH NASSER de ma ville natale «ALGER».
- Toute la promotion de l'année 2005 de l'Ecole Nationale Polytechnique, et tous ceux qui connaissent RLAE soit à l'intérieur du pays ou à l'étranger.

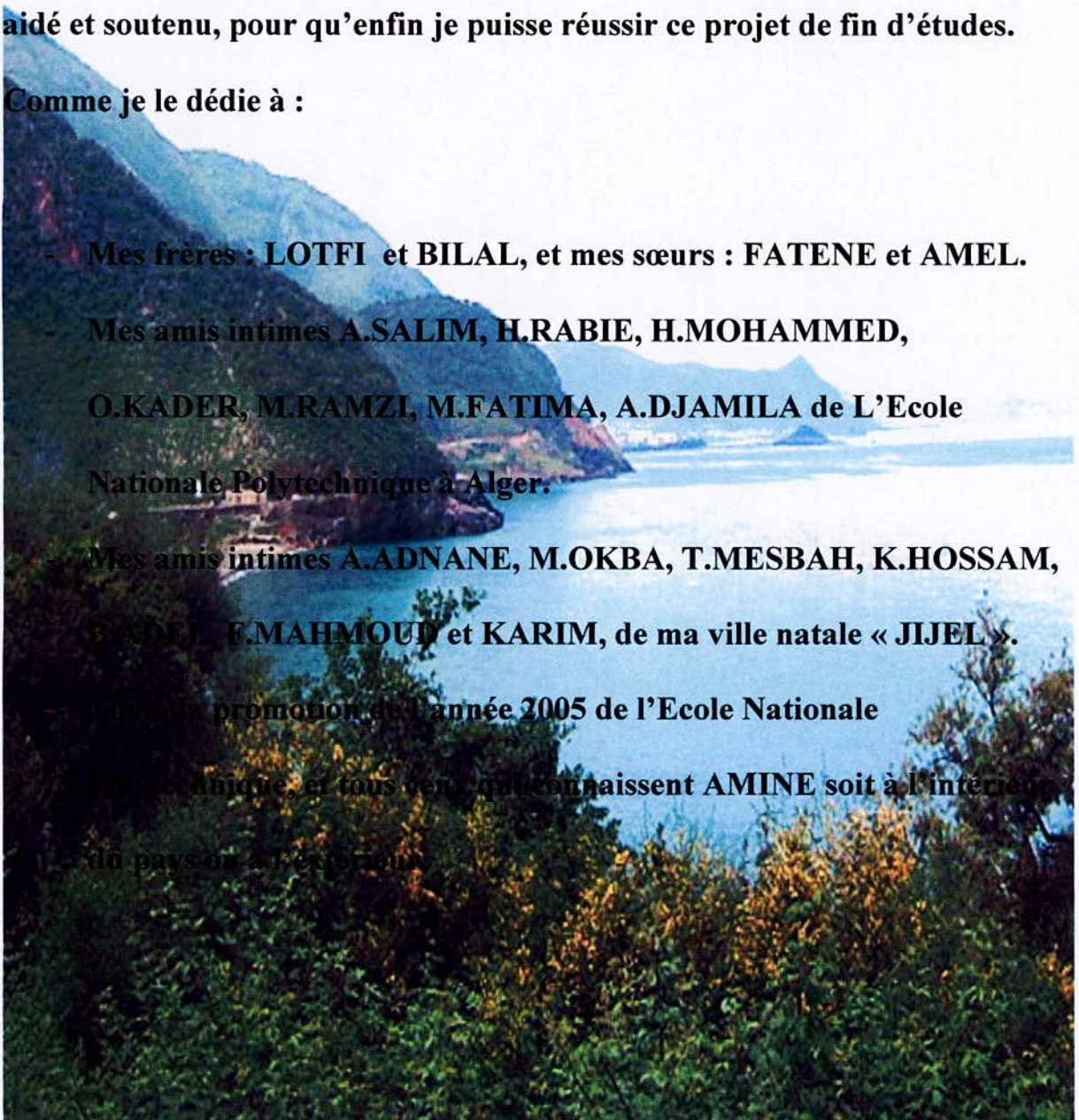


# DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à mes chers parents, qui m'ont encouragé, aidé et soutenu, pour qu'enfin je puisse réussir ce projet de fin d'études.

Comme je le dédie à :

- Mes frères : LOTFI et BILAL, et mes sœurs : FATENE et AMEL.
- Mes amis intimes A.SALIM, H.RABIE, H.MOHAMMED, O.KADER, M.RAMZI, M.FATIMA, A.DJAMILA de L'Ecole Nationale Polytechnique à Alger.
- Mes amis intimes A.ADNANE, M.OKBA, T.MESBAH, K.HOSSAM, B.ADEL, F.MAHMOUD et KARIM, de ma ville natale « JIJEL ».
- Toute la promotion de l'année 2005 de l'Ecole Nationale Polytechnique, et tous ceux qui connaissent AMINE soit à l'intérieur du pays ou à l'extérieur.



# REMERCIEMENTS

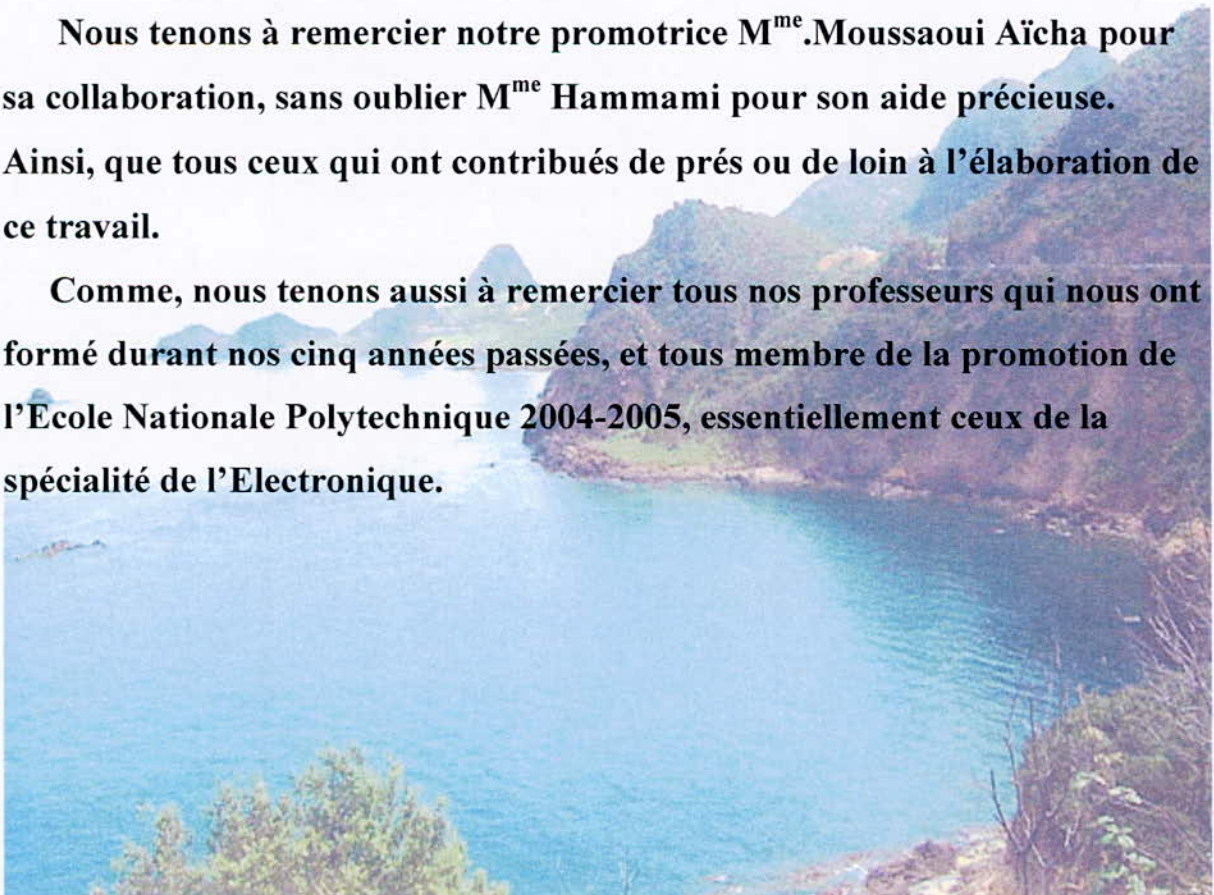
« Le difficile c'est ce qui peut être fait tout de suite. L'impossible ce qui prend un peu de temps. »

George Santayana

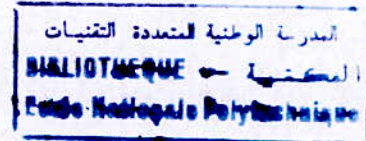
Tous d'abord nous remercions Le Bon Dieu, Le Clément de nous avoir donné la foie et le courage de terminer ce projet.

Nous tenons à remercier notre promotrice M<sup>me</sup>. Moussaoui Aïcha pour sa collaboration, sans oublier M<sup>me</sup> Hammami pour son aide précieuse. Ainsi, que tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Comme, nous tenons aussi à remercier tous nos professeurs qui nous ont formé durant nos cinq années passées, et tous membre de la promotion de l'Ecole Nationale Polytechnique 2004-2005, essentiellement ceux de la spécialité de l'Electronique.



# SOMMAIRE



Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images	
I.1. Introduction.....	3
I.2. La représentation discrète d'une image.....	3
I.3. L'acquisition des images.....	4
I.3.1. Généralités.....	4
I.3.2. Description des appareils utilisés.....	5
I.3.2.1. Les caméras CCD (Charge Coupled Devise).....	5
I.3.2.2. Le scanner.....	5
I.4. Le traitement d'images.....	6
I.5. Les sources de dégradation dans une image.....	7
I.5.1. Bruit lié au contexte de l'acquisition.....	7
I.5.2. Bruit lié au capteur.....	8
I.5.3. Bruit lié à l'échantillonnage.....	8
I.5.4. Bruit lié à la nature de la scène.....	9
I.6. Quelques relations essentielles entre les pixels dans une image.....	9
I.6.1. Voisinage d'un pixel.....	9
I.6.2. Connexité.....	10
I.6.3. Mesure de distance.....	10
I.6.4. Notion d'histogramme.....	11
I.7. Le pré-traitement.....	12
I.7.1. Modification d'histogramme.....	13
I.7.1.1. Notion de Look Up Table.....	14
I.7.1.2. Cas du recadrage de la dynamique.....	16
I.7.1.3. Linéarisation de l'histogramme.....	17
I.7.1.4. Amincissement itératif de l'histogramme.....	17
I.7.2. Le filtrage d'images.....	18
I.7.2.1. Le filtrage linéaire.....	18
I.7.2.2. Le filtrage non linéaire.....	20
I.7.2.3. Opérateurs morphologiques.....	22
I.7.3. La binarisation de l'image.....	22

1.8. Conclusion.....	23
Chapitre II : La segmentation des images.	
II.1. Introduction.....	24
II.2. Segmentation d'images : approche frontière.....	24
II.2.1. Introduction générale.....	24
II.2.2. Les méthodes dérivatives.....	26
II.2.2.1. Généralités.....	26
II.2.2.2. Opérateurs dérivatifs du premier ordre.....	27
II.2.2.2.1. Opérateurs de Prewitt et de Sobel.....	28
II.2.2.2.2. Opérateurs de gradient directionnels de Kirsh.....	29
II.2.2.2.3. Opérateurs MDIF.....	30
II.2.2.2.4. Opérateurs NAGDIF.....	31
II.2.2.3. Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre.....	33
II.2.2.3.1. Autres opérateurs du deuxième ordre.....	34
II.2.2.4. Amincissement des lignes de contours.....	35
II.2.2.5. Seuillage.....	36
II.2.3. Détection de contours par la morphologie mathématique.....	37
II.2.3.1. Eléments de la morphologie mathématique.....	38
II.2.3.1.1. Morphologie mathématique à deux niveaux de gris.....	38
II.2.3.1.2. Morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris.....	41
II.2.3.2. Filtrage morphologique.....	42
II.2.3.3. Détection de contours par utilisation du gradient morphologique... ..	43
II.2.3.4. L'amincissement morphologique.....	43
II.2.3.5. La ligne de partage des eaux.....	46
II.2.4. Interprétation des résultats.....	47
II.3. Segmentation d'images : approche région.....	48
II.3.1. Les méthodes de classification.....	48
II.3.2. Les méthodes Markoviennes.....	53
II.3.3. Les méthodes structurales.....	54
II.4. Conclusion.....	59
Chapitre III : Techniques de squelettisation.	
III.1. Introduction.....	60
III.2. Généralités et propriétés de la squelettisation.....	61
III.3. Caractérisation du squelette.....	61

III.3.1. Les algorithmes à critères topologiques.....	63
III.3.1.1. L'algorithme de Serra.....	63
III.3.1.2. L'algorithme de Tohmé.....	64
III.3.1.3. L'algorithme de Zhang et Suen.....	65
III.3.1.4. L'algorithme de Rosenfeld.....	67
III.3.2. Les algorithmes à critères métriques.....	68
III.3.2.1. L'algorithme de Marthon.....	68
III.4. Binarisation de l'image.....	70
III.4.1. La méthode de binarisation proposée.....	71
III.5. Application des algorithmes sur des images coronariennes.....	72
III.5.1. Application des algorithmes à critères topologiques.....	72
III.5.2. Interprétation des résultats.....	74
III.5.3. Application des algorithmes à critères métriques.....	74
III.6. Conclusion.....	75
Chapitre IV : Détection des Sténoses.	
IV.1. Introduction.....	77
IV.2. Description de l'algorithme.....	77
IV.3. Application de l'algorithme.....	79
IV.4. Interprétation des résultats.....	81
IV.5. Conclusion.....	82
Chapitre V : Présentation du logiciel.	
V.1. Introduction.....	83
V.2. Généralités.....	83
V.3. La fenêtre principale.....	83
V.3.1. La barre des menus.....	84
V.3.2. La barre des boutons.....	89
V.3.3. La barre d'état.....	90
V.4. Conclusion.....	90
Conclusion générale.....	91
Annexes.....	92
Bibliographie.....	101

## LISTE DES FIGURES

### Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images.

<b>Figure I.1</b> : L'histogramme d'une image.....	11
<b>Figure I.2</b> : Histogramme d'une image d'un artère coronaire.....	12
<b>Figure I.3</b> : Principe de la modification d'histogramme.....	13
<b>Figure I.4</b> : Les transformations classiques dans le pré-traitement des images.....	15
<b>Figure I.5</b> : Exemple de transformation d'histogramme.....	17
<b>Figure I.6</b> : Application du filtre moyen.....	19
<b>Figure I.7</b> : Application du filtre Gaussien.....	20
<b>Figure I.8</b> : Le filtre médian.....	20
<b>Figure I.9</b> : Application du filtre médian.....	21
<b>Figure I.10</b> : Application du filtrage par le max.....	21
<b>Figure I.11</b> : Exemple d'opérateurs morphologiques.....	22
<b>Figure I.12</b> : Seuil de binarisation.....	23

### Chapitre II : La segmentation des images.

<b>Figure II.1</b> : Allure des dérivées premières et secondes d'une transition de type saut d'amplitude.....	26
<b>Figure II.2</b> : Orientation d'un contour.....	27
<b>Figure II.3</b> : Exemple de la convolution.....	29
<b>Figure II.4</b> : Opérateurs de Prewitt et Sobel.....	29
<b>Figure II.5</b> : Opérateur de Kirsh.....	30
<b>Figure II.6</b> : Opérateur MDIF.....	31
<b>Figure II.7</b> : Domaines de Nagao.....	32
<b>Figure II.8</b> : Opérateur NAGDIF.....	32
<b>Figure II.9</b> : Opérateur du deuxième ordre.....	34
<b>Figure II.10</b> : Détecteur optimal de Canny.....	35
<b>Figure II.11</b> : Exemple d'amincissement.....	36
<b>Figure II.12</b> : Application de l'amincissement.....	36
<b>Figure II.13</b> : Dilatation.....	39
<b>Figure II.14</b> : Erosion.....	39
<b>Figure II.15</b> : Ouverture et fermeture.....	40
<b>Figure II.16</b> : Le Laplacien morphologique.....	43



<b>Figure II.17</b> : Les éléments structurants.....	44
<b>Figure II.18</b> : Détection de contours par les gradients morphologiques.....	45
<b>Figure II.19</b> : La ligne de partage des eaux.....	47
<b>Figure II.20</b> : La structure quadtree.....	58
<b>Figure II.21</b> : Segmentation en utilisant le quadtree.....	59
<b>Chapitre III</b> : Techniques de squelettisation	
<b>Figure III.1</b> : Les différents squelettes possibles pour un objet.....	60
<b>Figure III.2</b> : Exemples de squelettes.....	61
<b>Figure III.3</b> : Construction du squelette.....	62
<b>Figure III.4</b> : Schéma de squelettisation utilisé par l'algorithme de Tohmé.....	65
<b>Figure III.5</b> : Le voisinage du pixel.....	65
<b>Figure III.6</b> : Binarisation simple d'une image.....	70
<b>Figure III.7</b> : Binarisation par fenêtrage.....	72
<b>Figure III.8</b> : Application des algorithmes à critères topologiques.....	74
<b>Figure III.9</b> : Application des algorithmes à critères métriques .....	75
<b>Chapitre IV</b> : Détection des anomalies.	
<b>Figure IV.1</b> : Sténose théorique.....	77
<b>Figure IV.2</b> : Les directions perpendiculaires aux points du squelette.....	77
<b>Figure IV.3</b> : Les quatre directions possibles du squelette.....	78
<b>Figure IV.4</b> : Les directions des érosions correspondantes .....	79
<b>Figure IV.5</b> : L'image binaire et son squelette.....	80
<b>Chapitre V</b> : Présentation du logiciel.	
<b>Figure V.1</b> : La fenêtre principale.....	84
<b>Figure V.2</b> : La boîte de dialogue « ouvrir ».....	85
<b>Figure V.3</b> : La boîte de dialogue « binarisation ».....	86
<b>Figure V.4</b> : Exemple de boîte de dialogue pour squelettisation.....	88
<b>Figure V.5</b> : La barre des boutons.....	89
<b>Figure V.6</b> : La barre d'état.....	90

## LISTES DES TABLEAUX

<b>Tableau IV.1:</b> Quelques diamètres et rapports obtenus avant le point de bifurcation.....	80
<b>Tableau IV.2 :</b> Quelques diamètres et rapports obtenus après le point de bifurcation suivant la première direction.....	81
<b>Tableau IV.3 :</b> Quelques diamètres et rapports obtenus après le point de bifurcation suivant la deuxième direction.....	81

## ملخص

يقوم هذا العمل بتجزئة الصور الطبية و بالضبط الأنجيوغرافيا (صور الأوعية) و يدخل في إطار ت.م.ك (التشخيص المساعد بالكمبيوتر).  
الهدف من ذلك هو الكشف على تضيق الأوعية الدموية المسببة بالدرجة الأولى لتصلب الشرايين, يمكن أن يتخلل التشخيص الموضوعي من طرف الاختصاصي عدة أخطاء, هاته الأخيرة ترجع إلى نوعية الصور من حيث الجودة و نقص الدقة. عملنا ينقسم إلى ثلاثة أقسام, في الأولى نبحث عن المحيط الأمثل لشبكة الأوعية هذا البحث سمح لنا بدراسة عدد كبير من كواشف المحيطات مما أدى إلى إختيار انجع. في القسم الثاني نبحث عن هيكل الشبكة.  
في القسم الثالث, نقتراح طريقة لحساب عرض الأوعية, لنضع بذلك قواعد حساب النسب المستعملة في الكشوفات, النتائج المحصل عليها يمكنها أن تستعمل مباشرة للتشخيص الطبي.

الكلمات المفاتيح: التجزئة, صور الأوعية, ت.م.ك, المحيط, الهيكل, شبكة الأوعية, عرض الأوعية.

## RESUME

Ce travail traite de la segmentation d'images médicales (angiographies cardiaques), et entre dans le cadre de la DAO (Diagnostic Assisté par Ordinateur). Le but de celui-ci est de détecter les lésions vasculaires (sténoses) dues en majeure partie à l'athérosclérose. Le diagnostic établi par le spécialiste engendre parfois pas mal d'erreurs, ces dernières sont dues à la piètre qualité du signal et au manque de précision. Notre travail se divise en trois parties, dans la première, nous recherchons le contour optimal du réseau coronarien, cette recherche à permis de passer en revue tous les types de détecteurs de contours, finissant ainsi par un choix solide.

Dans la seconde partie nous recherchons le squelette du réseau en faisant une étude comparative entre les différents algorithmes de squelettisation.

Dans la troisième partie, nous proposons un algorithme pour le calcul des diamètres de l'artère, pour aboutir aux rapports entre ces diamètres. Les résultats obtenus peuvent être directement interprétables sur le plan anatomique.

**Mots clés :** segmentation – angiographie cardiaque-DAO- contour- squelettisation-réseau coronaire – diamètres.

## ABSTRACT

This work is about segmentation of medical images (angiograms), and it belong to the CAD (computer aided diagnosis), the goal of this last is vascular lesion's detection caused in major part by atherosclerosis. The specialist diagnosis may be false, it is caused by the very poor signal's quality and lack of accuracy. Our work is divided in three parts, in the first, we search for the vascular net an optimal edge, this lead to make a state of art of edge detectors wish lead also to a solid choice.

In the second part, we search for the skeleton of the coronary net while doing a comparative study between the different algorithms of skeleton.

In the third left, we propose an algorithm for the count of diameters of the artery, to succeed to reports between these diameters, the gotten results can be directly interpretable on the anatomical plan.

**Keywords:** segmentation – angiograms – CAD – edge – skeleton – coronary net - diameters.

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

# Introduction générale

## Introduction générale

La technologie actuelle a profité du flot d'informations que peut véhiculer une simple image pour créer ce qu'on appelle : la vision artificielle où l'image sera traitée numériquement.

Une image numérique a été longtemps vue comme une suite ordonnée de points dont chacun possède un attribut comme le niveau de gris ou la couleur qui le caractérise.

Le domaine dans lequel se situe ce travail est celui de la segmentation d'images, ou de manière plus générale, celui de l'interprétation d'images. Plus précisément, on utilise des images de type médical "angiographies cardiaques", qui représentent une variété assez importante de problèmes particuliers.

La segmentation représente une étape importante dans le traitement d'images, puisqu'elle se situe à la charnière entre l'acquisition des images et l'utilisation de la sémantique qu'elles contiennent.

En effet, toutes les applications pratiques automatisées 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 l'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 terme 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 fourni de plus un signal parfois fort bruité, et que les données numériques qui en sont issues sont loin d'être optimales : le rapport signal sur bruit est parfois décevant sur certaines angiographies.

Le but essentiel de ce travail est la détection des lésions vasculaires causées en majeure partie par l'athérosclérose, celle-ci est basée sur la squelettisation du réseau coronaire et le réseau lui même. Ce qui permet de retrouver les rétrécissements et de les évaluer.

Il apparaît que le problème est difficile à résoudre notamment à cause de la piètre qualité des signaux acquis, et de la nécessité, souvent incontournable, d'avoir une connaissance spécifique pour l'interprétation d'une image. Remarquons au passage que le

"bruit" associé au signal des images, est justement qualifié de "bruit" puisqu'il ne correspond souvent pas à ce que l'observateur voit ou veut voir.

Souvent le choix d'un détecteur de contour 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.

Après avoir fait un choix optimal en ce qui concerne le filtre en question, la recherche du squelette devient une chose indispensable, celle-ci doit être établie sur des images prétraitées, les opérations de prétraitement ne donnent pas parfois des résultats satisfaisants, ceci nous ramène à faire un choix sur les images à traiter, évitant ainsi un diagnostic erroné. Le suivi du squelette permet de donner à chaque pixel un attribut qui est le diamètre, celui-ci servira pour la détection des lésions.

De ce fait notre travail est divisé en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre nous allons présenter les notions de base du traitement d'images comme l'acquisition d'une image, le bruit, les pixels, la connexité....etc. Ainsi les filtres de lissage les plus utilisés, afin d'établir les avantages et les inconvénients de chacun d'eux.

Le deuxième chapitre sera consacré à la segmentation d'images, dans le but de contribuer à la résolution d'un problème d'ordre médical. Celle ci permettra de faire un état de l'art des principaux détecteur de contour que ce soit à caractère fréquentiel figé ou non, aboutissant ainsi à l'établissement d'un choix optimal pour le cas des images d'angiographies cardiaques.

Ensuite dans le troisième chapitre, nous présenterons quelques algorithmes pour l'extraction des squelettes, afin de faire une étude comparative permettant de choisir le squelette optimal.

Dans le quatrième chapitre, nous allons proposer une méthode d'identification des sténoses (rétrécissements), basée sur l'utilisation du squelette et les contours de l'artère. Nous présenterons aussi une boîte à outil nécessaire pour le traitement d'images et l'interface élaborée pour rendre ce travail accessible.

Nous finirons par une conclusion établissant les avantages et les inconvénients de ce travail.

# CHAPITRE

# I

## Généralités sur le traitement d'images

### **I.1. Introduction :**

L'image a toujours constitué pour l'homme un moyen privilégié de communication. Quelle que soit la civilisation, quel que soit le lieu, l'image reste le témoin permanent et immédiatement compréhensible. En effet, l'homme peut saisir en un seul coup d'œil les dispositions relatives entre les composantes d'une image et les interpréter, d'où le slogan bien connu qu'une image vaut mieux que mille mots.

Nous allons alors, tout au long de ce chapitre développer les notions de l'image numérique, son acquisition ainsi que le processus de son traitement.

### **I.2. La représentation discrète d'une image :**

Une image idéale est une fonction à deux variables réelles, définie sur  $\mathbb{R}^2$ . Ses valeurs sont soit des nombres réels mesurant une intensité lumineuse, soit des vecteurs numériques combinant des informations telles que: intensité, couleur, niveau de référence ou type de texture. Ces fonctions seront supposées bornées, dérivables par morceaux et intégrables sur  $\mathbb{R}^2$ .

La plupart du temps, nous aurons affaire à une image discrète, numérisée pour servir de donnée à un ordinateur, c'est-à-dire définie sur une grille rectangulaire finie, à coordonnées entières et à valeurs prises dans un petit ensemble d'entiers (déterminées, par exemple par un byte). Une image sera dite en "noir-et-blanc" ou à deux niveaux si ses valeurs sont binaires.

Nous appelons résolution le nombre d'échantillons par unité de longueur, mesurée par exemple en dpi (dots per inch, points par pouce).

Il est évident que toute image idéale peut être approchée par une image numérisée, à une tolérance près. D'autre part la notion d'image idéale permet de décrire avec amplement de flexibilité toute image réelle, optique ou électronique. Une image sera donc un réseau, en général rectangulaire, de points appelés pixels munis de valeurs numériques, scalaires ou vectorielles discrètes. Le passage de l'image idéale (par exemple donnée mathématiquement) à l'image discrète s'appelle l'échantillonnage (il est accompagné d'un arrondi sur les valeurs aux points d'échantillonnage). L'opération inverse est une interpolation (ou, si elle est répétée pour une nouvelle grille: le ré-



échantillonnage). En programmation, la donnée d'une image sera du type tableau à deux dimensions.

Quant à la forme des résultats, nous serons plus ouverts. La plupart des algorithmes fourniront une image transformée, d'autres une indication (probabilité, position) pour un objet présent. Il s'agira alors d'une description partielle de l'image donnée. Lorsqu'une transformation a pour résultat une image, nous supposons l'image résultat indépendante de la donnée source (copie) bien qu'en pratique nous pouvons souvent agir sur une seule et même variable globale de type tableau. Sans autre indication, nous supposons par la suite les composantes du tableau d'un type intervalle d'entiers.

Nous distinguons en général trois sortes de traitements, aussi appelés opérateurs, d'images numérisées:

- Les opérateurs ponctuels, qui agissent sur les pixels indépendants
- Les opérateurs locaux, qui définissent une nouvelle valeur de pixel en examinant son voisinage. Deux manières de définir le voisinage existent pour les grilles rectangulaires de numérisation.
- Les opérateurs globaux, qui prennent en compte toute l'image donnée pour déterminer chaque pixel de l'image résultat.

### **I.3. L'acquisition des images [1] :**

#### **I.3.1. Généralités :**

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Les systèmes de saisie optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners.

Le but de cette partie est de décrire les méthodes d'acquisition d'images. Cette étape fortement dépendante de la technologie, est en pleine évolution. Nous sommes passés de la chaîne d'acquisition classique : microscope, appareil photo, scanner,

ordinateur, à une chaîne permettant une acquisition de meilleure qualité : microscope équipé de caméra CCD reliée par un câble à un ordinateur.

### **I.3.2. Description des appareils utilisés :**

#### **I.3.2.1. Les caméras CCD (Charge Coupled Device) [2] :**

Elles sont constituées par un assemblage de photodiodes, chacune d'entre elles délivrant une intensité proportionnelle à un pixel de l'image.

#### **La technologie CCD (Charged Couple Device) [3] :**

Un élément CCD est un semi-conducteur métal-oxydes formé par une ligne de minuscules cellules photosensibles. Le nombre des cellules dans une ligne détermine la résolution dans le sens horizontal. Si une ligne contient, par exemple, 5000 cellules, un scanner A4 génère 5000 points sur les 21 centimètres de largeur. Si un décalage existe, même d'une seule cellule, des rayures apparaîtront certainement sur le scanner.

Nous distinguons deux familles de caméras CCD :

#### ➤ **Les caméras matricielles :**

Les photodiodes sont assemblées en une matrice de n lignes et p colonnes. Cette matrice peut être carrée, les résolutions courantes sont alors de 100\*100 ou 256\*256. ou bien rectangulaire (300\*512).

#### ➤ **Les caméras unilignes :**

Comme leur nom l'indique, les photodiodes y sont agencées suivant une seule ligne. Elles ont l'avantage de posséder une résolution supérieure (2048 points). L'obtention d'une image nécessite cependant le déplacement de la caméra afin d'acquérir plusieurs lignes pour obtenir une image bidimensionnelle. Ce type de caméra est bien adapté à l'acquisition de documents, on déplace la feuille à vitesse constante perpendiculairement à la caméra et on fait une acquisition d'image suivant une période T.

#### **I.3.2.2. Le scanner [3,4] :**

Pour afficher une image sur l'écran d'un ordinateur, elle doit posséder un format numérique. Plusieurs méthodes permettent de numériser une image. L'utilisation du scanner est l'une de ces méthodes, il permet de « copier » l'image quelque soit son support (avec un logiciel de reconnaissance). Les types de scanners généralement

rencontrés sont les scanners à plat possédant des capteurs de types CCD et les scanners à rouleau employant des capteurs de types PMT.

La technologie PMT (Photo-Multiplier Tube) équipe les scanners les plus coûteux et les plus perfectionnés. Ce sont des tubes à vide qui détectent la lumière et convertissent les photons en électrons mais qui ont surtout la capacité d'amplifier le signal électrique des milliers de fois tout en conservant un rapport signal/bruit excellent.

#### **I.4. Le traitement d'images :**

Dans le traitement numérique d'images, nous distinguons 3 grandes rubriques : la restauration et l'amélioration d'images, le codage et la réduction d'information, et enfin l'analyse d'images. L'acheminement de ces rubriques assure l'obtention d'un résultat fiable et correct.

Le traitement, souvent appelé prétraitement, regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image. De ce fait, la donnée de départ est l'image initiale et le résultat est également une image.

La notion de qualité est une notion très subjective, assujettie à la réalisation d'un objectif. La qualité d'une image n'est pas forcément la même pour un ordinateur ou pour un opérateur humain. C'est la raison pour laquelle les techniques ne sont pas les mêmes.

La restauration a pour but d'inverser l'effet du phénomène dégradant. Il s'agit donc de produire une image la plus proche de la réalité physique de la scène observée en tenant compte du phénomène de dégradation.

[g] : image dégradée

[H] : Matrice définissant le système dégradant (supposé linéaire)

[f] : image originale

[n] : bruits

Nous avons en fait :

$$[g] = [H] \cdot [f] + [n]$$

son principe générale est décrit par la méthode suivante :

- ✓ Eliminer [n]

- ✓ Inverser  $[H]$  tel que  $[f] = [H]^{-1} \cdot [g]$

Le plus souvent, cette étape est la première dans la chaîne de traitements constituant un système de vision.

L'amélioration a pour but de satisfaire l'œil de l'observateur humain. C'est pourquoi l'image produite peut être différente de la réalité. Dans les deux cas, la qualité (*i.e.* capacité à interpréter facilement une image) a été accrue. Par extension, on classe dans le domaine du traitement les techniques de compression. Il s'agit là de faciliter le traitement et surtout le stockage des images par une réduction adéquate de leurs volumes d'informations : il est important de tenir compte des représentations d'une image ou de l'information contenue dans une image avec le minimum de bits, on parle alors de codage d'images.

L'information utile est ensuite extraite de l'image obtenue mettant en évidence certains phénomènes ou caractères intéressants. C'est le domaine de l'analyse d'images qui regroupe des traitements de haut niveau, tels que la description de l'image, la reconnaissance des formes et d'autres décisions qui pourront être prises à partir des résultats fournis par des post-traitements.

### **I.5. Les sources de dégradations dans une image:**

Les techniques de restauration se proposent de réduire les effets des dégradations (ou bruits) subies par une image : il est donc utile, dans un premier temps, de voir quelles peuvent être les sources de dégradation. Il en existe quatre possibles :

- ✓ Bruit lié au contexte de l'acquisition.
- ✓ Bruit lié au capteur.
- ✓ Bruit lié à l'échantillonnage.
- ✓ Bruit lié à la nature de la scène.

#### **I.5.1. Bruit lié au contexte de l'acquisition :**

Dans cette première catégorie, on retrouve tous les événements inattendus, modifiant les conditions de l'acquisition du signal. L'exemple le plus simple est le bougé. On peut aussi imaginer une modification ponctuelle des conditions d'éclairage, conduisant à une sous -(sur-) illumination de l'objet observé. Le caractère inattendu de

ces événements fait qu'il est pratiquement impossible d'en corriger les effets sans l'intervention d'un opérateur humain pour activer le bon processus de restauration (correction de flou, de bougé, de dérive lumineuse,...).

### **I.5.2. Bruit lié au capteur :**

Le capteur, s'il est de mauvaise qualité ou s'il est mal utilisé, peut introduire toute sorte de bruits. Nous pouvons ainsi obtenir une distorsion de la gamme des niveaux de gris, provoquant une saturation ou bien une distorsion géométrique de l'image équivalente à l'effet d'un miroir grossissant par exemple. Une mauvaise mise au point peut provoquer un flou.

Bien entendu, la meilleure restauration possible consiste à agir directement au niveau du capteur. Cependant, si cela n'est pas possible, la connaissance de l'appareil, permet le plus souvent, de construire un modèle a priori du phénomène de dégradation; une inversion systématique est alors envisageable. C'est le cas en microscopie électronique où il est très difficile d'obtenir des images de bonne qualité, mais où les phénomènes dégradants (produisant le plus souvent un mauvais contraste ou une dérive lumineuse) sont bien connus et modélisés.

### **I.5.3. Bruit lié à l'échantillonnage :**

Une image est une forme discrète. Il est donc nécessaire de passer du domaine continu au domaine discret, au niveau de la scène et au niveau de l'intensité lumineuse émanant de celle-ci.

De manière générale, le spectre des intensités lumineuses noir-blanc est quantifié sur 256 niveaux de gris différents nécessitant 8 bits pour le stockage en chaque point. Si le capteur est bien calibré, cette quantification ne provoque pas de bruit important. Il faut savoir que cette précision est de loin supérieure à ce que l'œil humain utilise dans ses tâches quotidiennes.

Par contre, la quantification de l'espace en  $n \times n$  points est un inconvénient majeur; les capteurs actuels ne permettent pas d'obtenir une précision satisfaisante pour permettre un contrôle dimensionnel de formes.

De plus, tout objet dont la taille est inférieure à l'unité de tessellation du plan disparaît ou bien n'est représenté que par un pixel. Cet effet est connu sous le nom d'effet "poivre et sel". Ce bruit est aussi généré par une texture dont les caractéristiques sont trop fines par rapport à la fréquence d'échantillonnage (phénomène de Moiré).

#### **I.5.4. Bruit lié à la nature de la scène :**

L'environnement dans lequel se situe l'acquisition n'est pas toujours maîtrisable. En Télé-détection, la couverture nuageuse dégrade la qualité des images satellites. De même, la poussière dans un atelier de production peut être difficile à éliminer. Cependant, là encore, la connaissance a priori du phénomène perturbateur permet d'envisager une modélisation et donc une correction systématique.

#### **I.6. Quelques relations essentielles entre les pixels dans une image [5]:**

Dans ce paragraphe, nous allons nous intéresser à quelques relations primitives qui ont des larges utilités dans le traitement d'images. Pour cela, l'image sera notée par  $f(x, y)$ , les pixels seront désignés par des lettres minuscules comme  $p$  ou  $q$ .

##### **I.6.1. Voisinage d'un pixel:**

Un pixel  $p$  de coordonnées  $(x, y)$  a 4 horizontaux et verticaux voisins de coordonnées :

$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1) \dots \dots \dots (1)$$

Ce groupe de pixels, nommé le 4-voisinage de  $p$ , est noté  $N_4(p)$ . Chaque pixel de ce voisinage à une distance unité du pixel  $p$ .

Les 4 voisins diagonaux de  $p$  ont comme coordonnées :

$$(x+1, y+1), (x+1, y-1), (x-1, y+1), (x-1, y-1) \dots \dots \dots (2)$$

Ce groupe de pixels est noté  $N_D(p)$ .

Ces pixels assemblés avec les pixels constituant  $N_4(p)$ , constituent le 8-voisinage de  $p$ , noté  $N_8(p)$ .

**I.6.2. Connexité:**

La connexité entre les pixels d'une image est un concept très important utilisé surtout dans l'établissement des frontières des objets et l'identification des composants d'une région dans une image.

Pour établir si deux pixels sont connectés, nous devons déterminer s'ils sont adjacents quelques parts (par exemple, s'ils appartiennent à un 4-voisinage) et si leurs niveaux de gris respectent un certain critère de similarité.

Considérons un ensemble  $V$  contenant les niveaux de gris utilisés pour créer la connexité. Nous considérons alors 3 types de connexité:

- 4-connexité: deux pixels  $p$  et  $q$ , dont les niveaux de gris sont dans  $V$ , sont 4-connectés si  $q$  est dans le groupe  $N_4(p)$ .
- 8-connexité: deux pixels  $p$  et  $q$ , dont les niveaux de gris sont dans  $V$ , sont 8-connectés si  $q$  est dans le groupe  $N_8(p)$ .
- $m$ -connexité (connexité mélangée): deux pixels  $p$  et  $q$ , dont les niveaux de gris sont dans  $V$ , sont  $m$ -connectés si:
  - ✓  $q$  est dans le groupe  $N_4(p)$ , ou
  - ✓  $q$  est dans le groupe  $N_D(p)$  et l'ensemble  $N_4(p) \cap N_4(q)$  est vide.

Un pixel  $p$  est adjacent à un autre pixel  $q$  s'ils sont connectés. Nous pouvons donc définir les 4-, 8-, ou  $m$ -adjacence selon le type de connexité spécifiée. Cette définition peut s'étaler jusqu'aux sous-images (quand l'image est divisée): deux sous-images  $S_1$  et  $S_2$  sont adjacents si quelques pixels dans  $S_1$  sont adjacents à quelques pixels dans  $S_2$ .

Un chemin d'un pixel  $p$  de coordonnées  $(x, y)$  à un pixel  $q$  de coordonnées  $(s, t)$  est une séquence de pixels distincts de coordonnées:

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n),$$

avec:  $(x_0, y_0) = (x, y)$  et  $(x_n, y_n) = (s, t)$ ,  $(x_i, y_i)$  est adjacent à  $(x_{i-1}, y_{i-1})$ ,  $1 \leq i \leq n$ ,  $n$  étant la longueur du chemin. Nous pouvons alors définir un 4-, 8- ou  $m$ -chemin selon le type d'adjacence spécifiée.

**I.6.3. Mesure de distance:**

Soient les pixels  $p$ ,  $q$  et  $z$  de coordonnées  $(x, y)$ ,  $(s, t)$  et  $(u, v)$  respectivement, nous appelons  $D$  une fonction de distance ou une métrique si :

$$\checkmark D(p, q) \geq 0 \text{ (} D(p, q) = 0 \text{ si } p = q\text{)} \dots\dots\dots(3)$$

$$\checkmark D(p, q) = D(q, p) \dots\dots\dots(4)$$

$$\checkmark D(p, z) \leq D(p, q) + D(q, z) \dots\dots\dots(5)$$

La distance euclidienne entre les pixels  $p$  et  $q$  est définie comme suit:

$$D_e(p, q) = [(x - s)^2 + (y - t)^2]^{1/2} \dots\dots\dots(6)$$

La distance  $D_4$  entre les pixels  $p$  et  $q$  est définie comme suit:

$$D_4(p, q) = |x - s| + |y - t| \dots\dots\dots(7)$$

pour  $D_4 = 1$ , les pixels sont des 4-voisins.

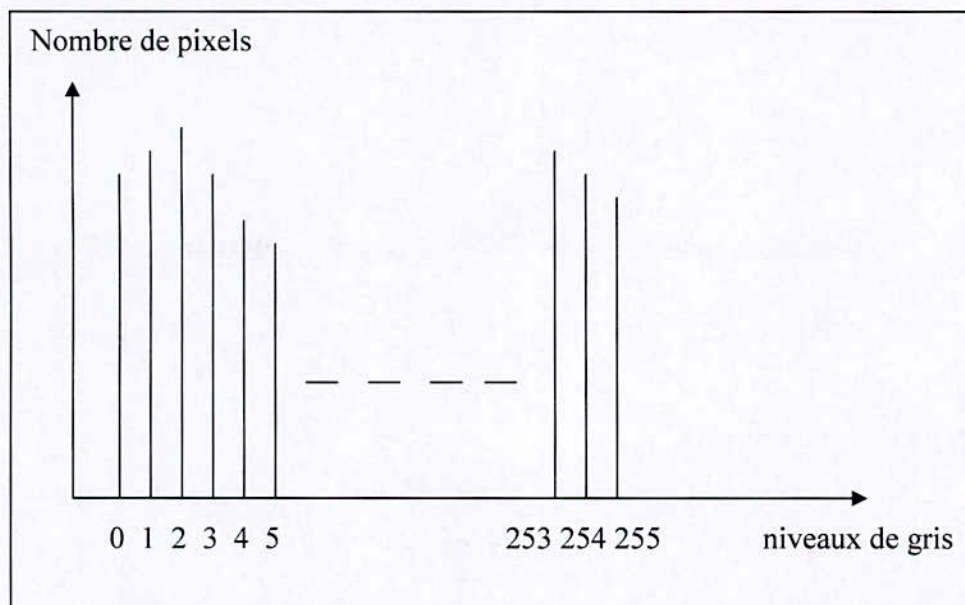
La distance  $D_8$  entre les pixels  $p$  et  $q$  est définie comme suit:

$$D_8(p, q) = \max(|x - s|, |y - t|) \dots\dots\dots(8)$$

pour  $D_8 = 1$ , les pixels sont des 8-voisins.

#### **I.6.4. Notion d'histogramme :**

Nous pouvons pour une image en niveaux de gris déterminer pour chaque niveau le nombre de pixels représentatifs : nous comptons le nombre de pixels par niveau de gris. Nous dirons que nous traçons l'histogramme.



**Figure I.1 :** L'histogramme d'une image.

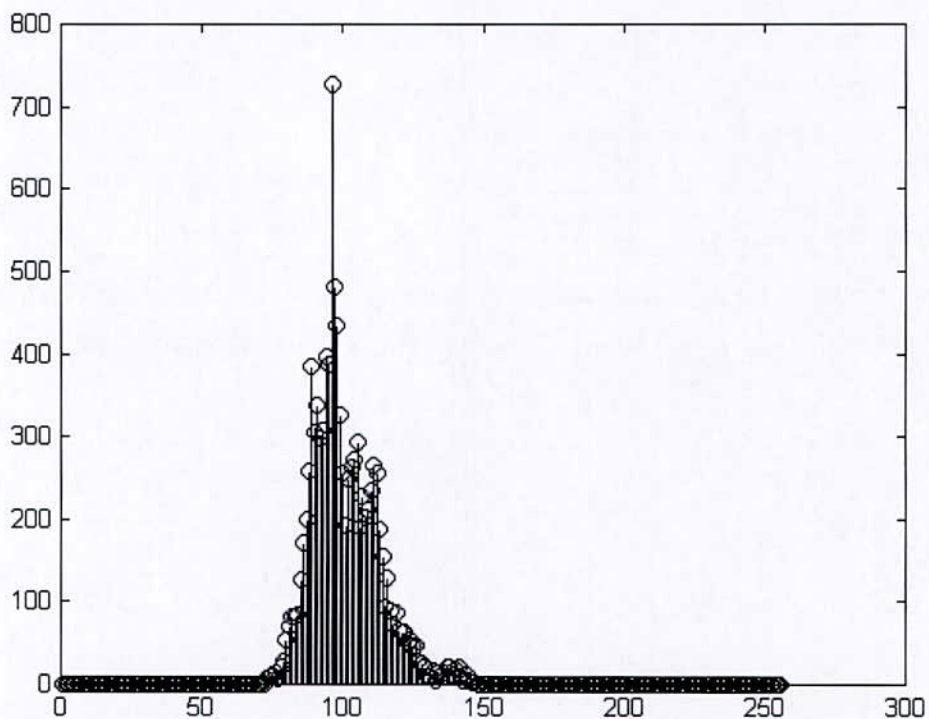
Algorithme:

- ✓ balayer l'image.



- ✓ incrémenter le niveau de gris pour chaque pixel.

**Exemple :**



**Figure I.2 :** Histogramme d'une image d'un artère coronaire.

**I.7. Le pré-traitement :**

L'étape de pré-traitement a pour but de faciliter la segmentation d'images. Elle doit lisser le bruit tout en sauvegardant les structures et les transitions entre les différentes régions de l'image.

L'image brute est une structure simple dans son organisation mais complexe dans son contenu. Ceci est dû à plusieurs facteurs, d'une part la grande quantité d'informations qui y réside, d'autre part le nombre important de processus

indépendants de l'utilisateur qui tendent à y introduire des distorsions indésirables, donc à la dégrader.

Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques méthodes de pré-traitement d'images consistant à préparer l'image à l'analyse.

### I.7.1. Modification d'histogramme [2]:

Dans cette première approche, chaque niveau de gris est modifié dans le but d'accroître le contraste. Dans le cas du contrôle qualité, où nous avons un ou plusieurs objets sur un fond continu uniforme, nous nous attachons à accroître les transitions objet-fond.

Ce type de correction est également adapté lorsqu'une majeure partie des niveaux de gris présente, dans l'image est concentrée dans un faible intervalle sur l'échelle des intensités lumineuses.

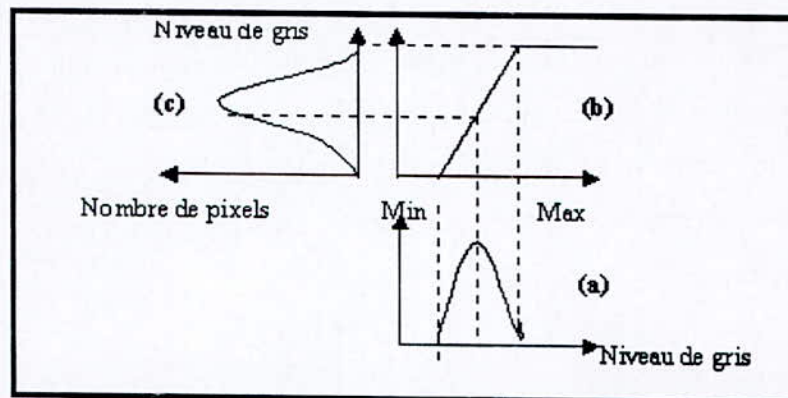


Figure I.3 : Principe de la modification d'histogramme

a) Histogramme de l'image originale. b) Fonction de transformation.

c) Histogramme recadré.

L'approche la plus simple se caractérise par l'équation :

$$g'(x,y) = t( g(x,y) ) \dots \dots \dots (9)$$

où  $t$  est une fonction prédéfinie.

Par ailleurs, l'histogramme de nombreuses images fait apparaître un pic dans la région claire ou sombre, tout en ayant une dynamique maximale (ce qui rend le recadrage impossible).

Pour améliorer l'information contenue dans l'image, nous utilisons une transformation construite de façon à ce que le nouvel histogramme soit plat (distribution uniforme des niveaux de gris).

Nous appelons cette technique la linéarisation de l'histogramme. A l'inverse, le procédé appelé amincissement itératif d'histogramme se propose d'accroître les différences entre pics de l'histogramme par une réduction du nombre de niveaux de gris.

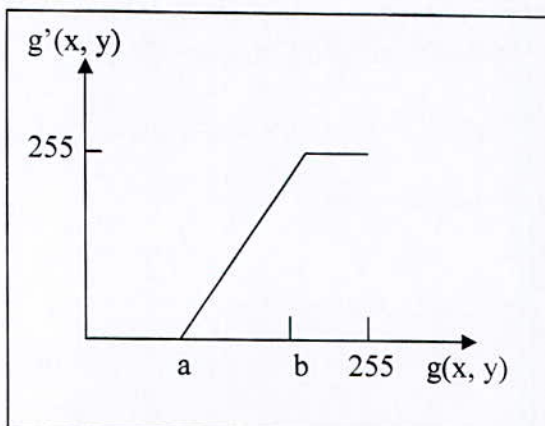
### 1.7.1.1. Notion de Look Up Table:

Une LUT est une bijection (fonction) qui transforme un niveau de gris I en un niveau de gris J. Cette transformation est ponctuelle et s'applique donc à chaque pixel. Il n'y a pas de modification spatiale de l'image (pas de déformation par exemple).

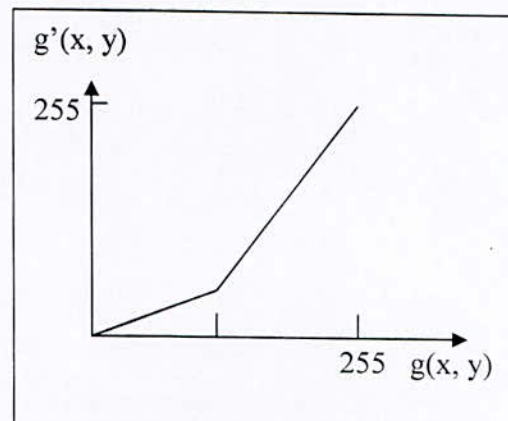
Ci-dessous sont représentées quelques-unes des transformations  $t$  (look up table) les plus classiques, telles que :

$$g'(x,y) = t( g(x,y) ) \dots \dots \dots (10)$$

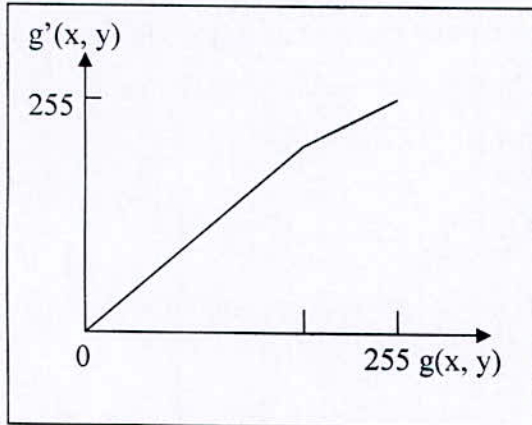
Chaque courbe représente la relation entre un niveau de gris de l'image de départ  $g$  (abscisse) et le niveau qui lui correspond dans l'image améliorée  $g'$  (ordonnée). Ce type de courbe traduit le comportement de la transformation  $t$  et est très souvent utilisé comme descriptif de cette transformation. C'est pourquoi il est très important de savoir lire et interpréter ces courbes.



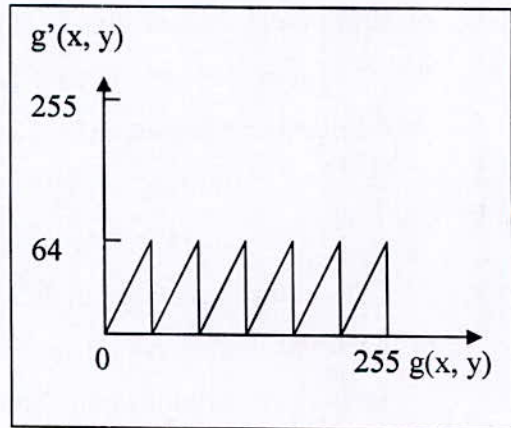
(a) recadrage dynamique de l'image initiale



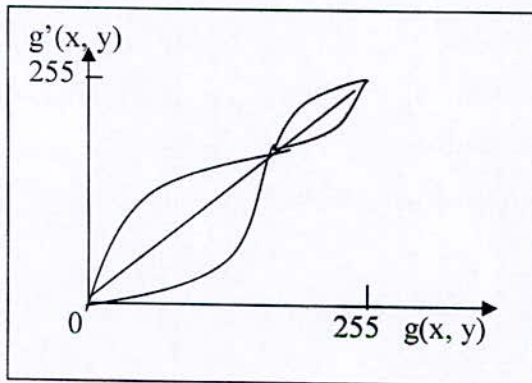
(b) dilatation des zones claires



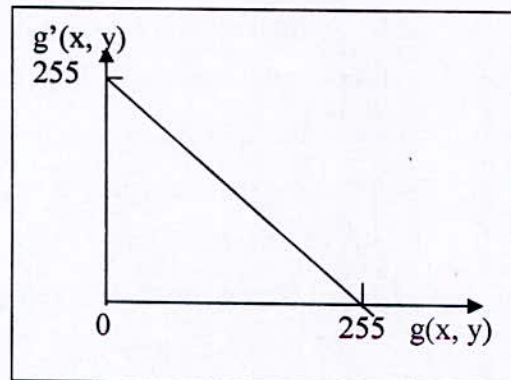
(c) dilatation des zones sombres



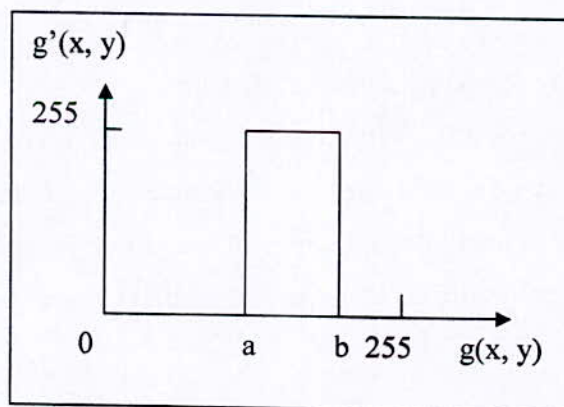
(d) suppression de 2 bits de poids forts



(e) correction de la non linéarité d'une image



(f) inversion dynamique



(g) extraction d'une fenêtre d'intensité

**Figure I.4** : les transformations classiques dans le pré-traitement des images

**I.7.1.2. Cas du recadrage de la dynamique (a) :**

Nous appelons dynamique l'intervalle  $[a,b]$  correspondant aux niveaux de gris extrêmes présents dans l'image. La dynamique maximale est  $[0,255]$ . Le recadrage de la dynamique consiste à obtenir pour l'image améliorée  $g'$  cette dynamique maximale. Pour cela, nous utilisons une transformation linéaire :

$$t : [a,b] \rightarrow [0,255]$$

$$x - x' = 255 * (b-a)/(x-a) \dots \dots \dots (11)$$

Cette transformation, traduite par la courbe (a), permet d'obtenir un nouvel histogramme de dynamique maximale.

La plupart des autres transformations fonctionnent sur le même principe.

- (b) Dilatation des zones claires
- (c) Dilatation des zones sombres
- (d) Suppression de 2 bits de poids forts

Dans cette transformation, nous réduisons la dynamique de l'histogramme en réduisant la taille du mot mémoire codant chaque niveau de gris. Bien sûr, cette technique est très particulière et ses effets dépendent beaucoup de la répartition des niveaux de gris dans l'image.

- (e) Correction de la non linéarité du film ou de l'écran
- (f) Inversion dynamique

Nous inversons les extrêmes noir et blanc car pour l'œil humain, certains détails se distinguent quelquefois mieux en blanc sur fond noir qu'en noir sur fond blanc (ou inversement).

- (g) Extraction d'une fenêtre d'intensité

C'est ici l'inverse du recadrage dynamique. Quelque soit la distribution des niveaux de gris dans l'image  $g$ , nous ne conservons que ceux compris dans l'intervalle  $[a,b]$ . Cette technique permet une mise en évidence rapide de certains détails si l'on possède une connaissance a priori de leur distribution de niveaux de gris.

### **I.7.1.3. Linéarisation de l'histogramme:**

Pour améliorer l'information contenue dans l'image, nous utilisons une technique appelée linéarisation de l'histogramme. La transformation est construite de telle façon que le nouvel histogramme soit plat (distribution uniforme des niveaux de gris); cette opération est équivalente à maximiser l'entropie de l'image, nous obtenons alors théoriquement, une image ayant une information maximale. Pour une image qui présente un pic dans les niveaux sombres, cela revient à étendre la dynamique de la zone sombre au détriment de celle de la zone claire.

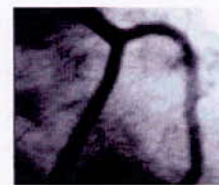
#### **Exemple :**



**Image originale.**



**Résultat d'une expansion d'histogramme [50, 150].**



**Résultat d'une égalisation d'histogramme.**

**Figure I.5 :** Exemple de transformation d'histogramme.

### **I.7.1.4. Amincissement itératif d'histogramme:**

A l'inverse de la linéarisation, le procédé appelé amincissement itératif d'histogramme se propose d'accroître les différences entre pics de l'histogramme par une réduction des niveaux de gris. Cette procédure se fonde sur l'exploitation du nombre d'apparence des niveaux de gris dans le voisinage du point considéré lors des calculs. Elle permet donc d'accroître les pics d'un pourcentage de leurs voisins et d'améliorer, ainsi, considérablement le contraste entre objet et fond uniforme. C'est donc un outil intéressant dans le contexte de la vision industrielle.

Le principal inconvénient de cette modification d'histogramme est la non prise en compte de la répartition spatiale des niveaux de gris dans l'image. Pour tenir compte de cette répartition spatiale, il est nécessaire de faire appel à des techniques plus complexes relevant du domaine de l'analyse d'image.

**I.7.2. Le filtrage d'images :**

Nous avons vu qu'avec les méthodes de transformations ponctuelles chaque pixel était transformé indépendamment de la valeur de ses voisins.

Nous avons également défini le bruit comme un phénomène de brusque variation d'un pixel isolé par rapport à ses voisins. Or une image possède une certaine redondance spatiale : les pixels voisins ont généralement les mêmes caractéristiques. Il est donc nécessaire d'opérer des transformations qui pour chaque pixel tiennent compte de son voisinage. Les méthodes parmi les plus utilisées sont les techniques dites de *filtrage* de l'image.

Nous distinguons : le filtrage linéaire, non linéaire, et morphologique.

**I.7.2.1 Le filtrage linéaire [2] :**

La transformation d'un pixel est le fruit d'une combinaison linéaire des pixels voisins. Parmi les filtres linéaires, nous définissons :

➤ Le filtre moyen [2] :

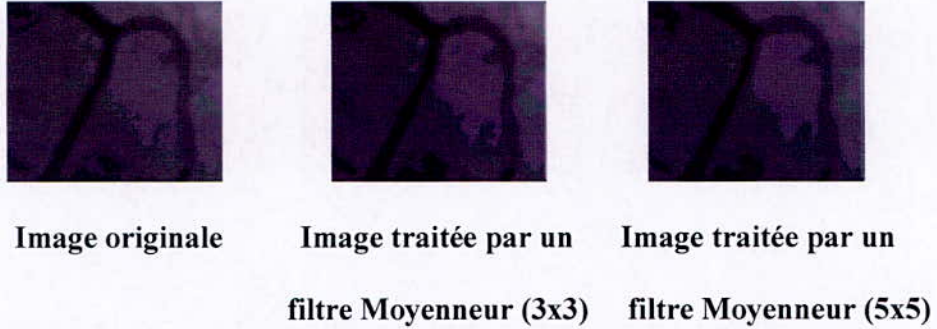
Il consiste à considérer chaque pixel de l'image et d'en faire la moyenne avec les huit pixels qui lui sont voisins. Ceci a pour effet d'adoucir l'image en réduisant les fluctuations des niveaux de gris. Ce type de filtre peut être mis sous la forme d'un masque tel que celui-ci :

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (12)$$

Ce masque est déplacé sur toute l'image, le pixel affecté par la transformation étant le pixel central du masque. Le facteur 1/9 est égal à la somme des coefficients du masque et sert à normaliser le filtre de manière à ce que celui-ci n'influe pas sur l'intensité globale de l'image.

Si nous posons  $I_1$  comme étant l'image de départ,  $I_f$  l'image résultat, toutes deux de taille  $p \times p$ , et  $H_1$  le masque, nous avons alors pour chaque pixel de coordonnées  $x, y$  :

$$I_f(x,y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 H(i+1,j+1)I(x+i,y+j) \dots \dots \dots (13)$$

**Exemple:****Figure I.6 :** Application du filtre moyen➤ Le filtre gaussien :

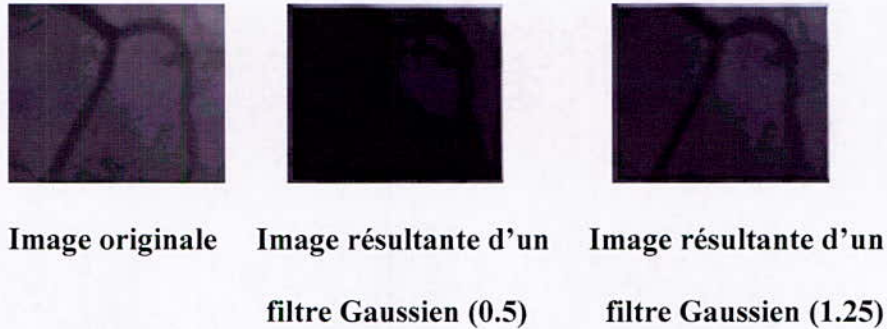
Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estomper les « détails » et le bruit. Ce filtre a une logique analogue au filtre moyen. En 2D, et en supposant que la distribution est circulaire symétrique la distribution gaussienne a pour expression :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2 + (y-\mu_2)^2}{2\sigma^2}} \dots \dots \dots (14)$$

Le filtrage gaussien va utiliser cette distribution pour définir un filtre de convolution. Comme nous travaillons sur des images discrètes, nous utiliserons une approximation discrète de la distribution gaussienne dans un filtre fini de convolution.

**Exemple :**





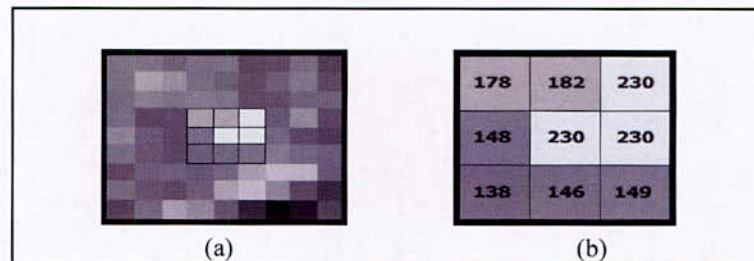
**Figure I.7 :** Application du filtre Gaussien.

### **I.7.2.2. Le filtrage non linéaire [2] :**

Les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire. L'exemple le plus classique est celui du filtre médian de Tuckey.

➤ Le filtre Médian :

Le filtrage médian consiste à remplacer un pixel par la valeur médiane de ses voisins.



**Figure I.8 :** Le filtre médian

a) Portion agrandie d'une image bruitée. b) niveau de gris des pixels voisins.

La correction du pixel central de l'image de la figure se ferait donc de la façon suivante :

- ✓ Classer toutes les valeurs de luminance en ordre croissant :  
138, 146, 148, 149, **178**, 182, 230, 230, 230
- ✓ Remplacer le pixel par la valeur médiane du classement. Dans ce cas 230 (intensité du pixel central) sera remplacée par 178.

Il faut souligné l'intérêt du filtre Médian qui est :

- ✓ un pixel non représentatif dans le voisinage affectera peu la valeur médiane.
- ✓ La valeur médiane choisie étant le niveau de gris d'un des pixels considérés, nous ne créons pas alors de nouveaux niveaux de gris dans l'image. Ainsi, lorsque le filtre passe sur un contour très marqué il le préservera mieux.

**Exemple :****Image originale****Image résultante d'un filtre médian****Figure I.9 :** Application du filtre médian.**➤ Le filtrage par le max :** (« conservative smooting »)

Ce filtre de lissage supprime bien le bruit de type « poivre et sel » c'est à dire qu'il adoucit les pixels isolés ayant un niveau de gris très différent des niveaux de gris de leur voisinage et il a la particularité de bien préserver les contours très marqués.

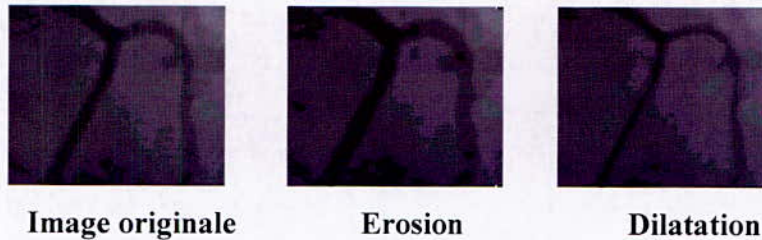
Ce filtre s'assure en fait que tout pixel a son niveau de gris placé dans la gamme de ses voisins. Nous considérons le niveau de gris du pixel à traiter, et d'autre part tous ses voisins (à l'exception de lui même). Sur les voisins, nous calculons le niveau min et le niveau max, si le niveau de gris du pixel à traiter est compris entre le min et le max alors nous le laissons inchangé sinon nous le remplaçons par le max.

**Exemple :****Image originale****Image résultante d'un filtrage par le max****Figure I.10 :** Application du filtrage par le max.

### **I.7.2.3. Opérateurs morphologiques [2,21] :**

Le filtrage morphologique est réalisé par une combinaison de traitements linéaires et non linéaires. En appliquant ce type de filtrage à des images binaires -noir et blanc- tel que chaque pixel est codé comme un élément logique, donc à valeur vraie ou fausse. Il est ainsi l'objet d'une transformation par une fonction logique. Nous pouvons trouvé dans ce type de filtrage : la dilatation, l'érosion, la fermeture et l'ouverture, développées dans le chapitre de la segmentation.

#### **Exemple :**



**Figure I.11 :** Exemple d'opérateurs morphologiques

### **I.7.3. La binarisation de l'image [2] :**

La binarisation consiste en l'obtention à partir d'une image à plusieurs niveaux de gris, une image à deux niveaux de gris (0 pour le noir et 255 pour le blanc). Ceci se fait en choisissant un seuil  $S1$  pour lequel :

$$F(L(i,j)) = \begin{cases} \text{Noir si } L(i,j) > S1 \\ \text{Blanc si } L(i,j) < S1 \end{cases} \quad L(i,j) \text{ est le niveau de gris du pixel } (i,j)$$

Le choix du seuil  $S1$  se fait avec l'utilisation de l'histogramme des niveaux de gris, il s'agit du minimum local entre deux pics.

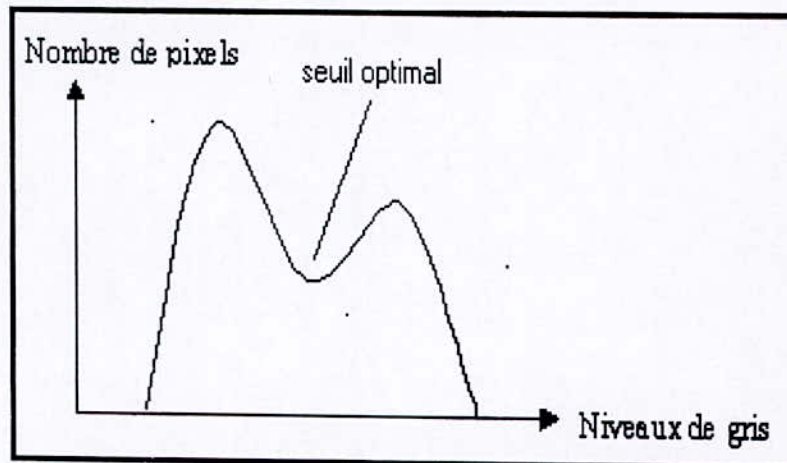


Figure I.12 : Seuil de binarisation

### **I.8. Conclusion :**

Ce chapitre a été l'objet d'une introduction générale dans la science du traitement d'images, essentiellement exploitée dans la vision par ordinateur. Nous avons, alors, développé les notions de l'image, de son acquisition, son traitement ainsi que la phase de pré-traitement qui a une grande importance dans le traitement d'image du fait qu'elle a pour but la correction des dégradations introduites lors de l'acquisition.

Les chapitres qui suivent seront, essentiellement, axés sur la partie traitement d'images, où nous développerons les notions de segmentation d'images et de squelettisation.

# CHAPITRE

## II

# La 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 comme la reconnaissance des formes.

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 abruptes des niveaux de gris. Leurs centres d'intérêt est alors l'extraction des points isolés et la détection des lignes et contours dans une image. Les principales approches dans la deuxième catégorie sont basés sur le seuillage, la division et la fusion des régions. La texture peut aussi être un outil très puissant pour la segmentation d'image [6].

La segmentation d'image 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 :

$$1. \bigcup_{n=1}^N R_n = I$$

$$2. \forall n = 1, \dots, N, \forall (p_1, p_2) \in R_n \times R_n, \exists \text{ un chemin de } p_1 \text{ à } p_2 \text{ dans } R_n$$

$$3. \forall n = 1, \dots, N, P(R_n) = \text{Vrai}$$

$$4. \forall n \neq m, R_n \text{ voisin de } R_m \Rightarrow P(R_n \cup R_m) = \text{faux}.$$

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 [21].

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

## II.2. Approche frontière :

### II.2.1. Introduction :

Dans n'importe qu'elle image, il existe des variations d'intensité représentant des changement 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 très 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 [7, 8], 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 de niveaux de gris.

Quand il y a une forte variation, cela est souvent dû à un changement de teinte, d'éclairage 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 [21 ], 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 ou, pour des contours « en toit » par extraction des lignes de crêtes entre bassins versants.

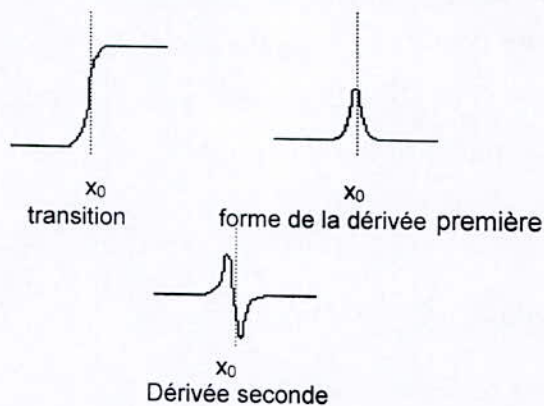
## II.2.2. Les méthodes dérivatives :

### 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 (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 :

$$\nabla A(x,y) = \left( \frac{\partial A}{\partial x} \quad \frac{\partial A}{\partial y} \right)' \quad (1)$$

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  $\phi$  du gradient est donnée par :

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

et le vecteur unitaire  $n$  normal au contour et l'orientation du contour ont pour expression :

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



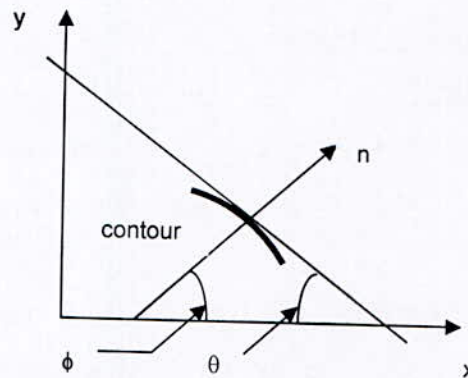


Figure II.2 : orientation d'un contour

### 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 horizontale et verticale au site  $[i,j]$  sont approchées par de simple différences finies :

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

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

La norme du gradient est donnée par :

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

ou encore :

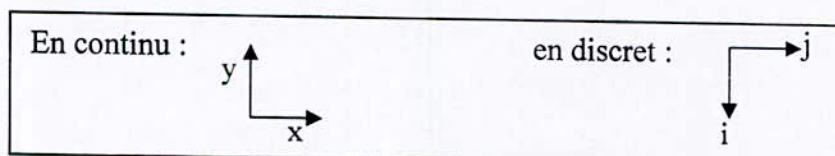
$$|\nabla A[i,j]| = \max\{|A_j[i,j]|, |A_i[i,j]|\} \quad (6)$$

ou encore :

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

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 C.

### 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 :

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

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

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 :

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

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  $h_i[-i]$ .

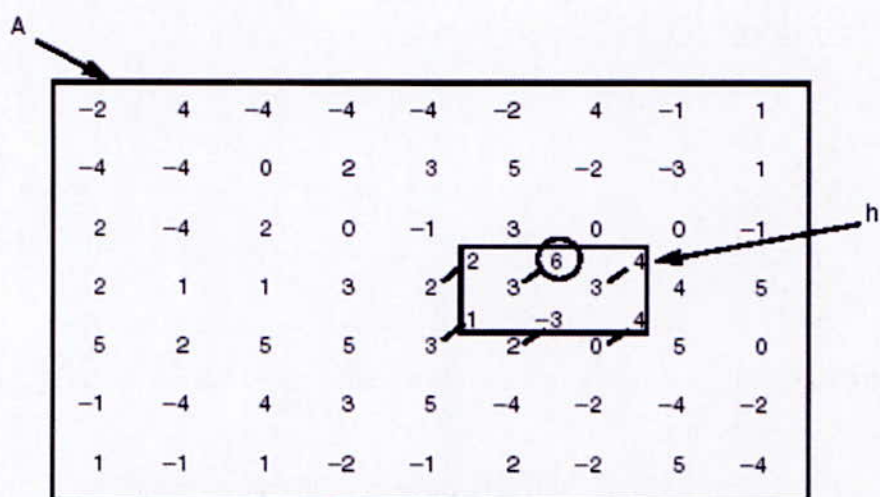
#### **Exemple 1:** (Figure II.3)

A : représente l'image originale.

B : représente l'image après la convolution.

$h$  : c'est 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 [10].



**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).

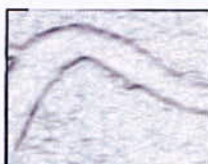
$$B(4,6) = 2*2+3*6+3*4+3*1+2*-3+0*4 = 31.$$

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

### **Exemple 2 :**



**Image originale**



**Image traitée par le masque de Prewitt**



**Image traitée par le masque de Sobel**

**Figure II.4 :** Opérateurs de Prewitt et Sobel.

On remarque que l'application de ces deux masques fait apparaître les contours ainsi que quelques points du 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:

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

**Exemple :**



**Image originale**



**Image traitée par le masque de Kirsh**

**Figure II.5 : Opérateur de Kirsh**

Le résultat est similaire à celui obtenu par l'application des deux précédents masques (Prewitt et Sobel).

### **II.2.2.2.3. Opérateur MDIF :**

Il s'agit de la combinaison d'un filtre moyenneur du noyau  $m$  et d'un dérivateur utilisant les masques directionnels de Prewitt  $h_i$  et  $h_j$  [11] :

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

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

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

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



Image traitée par  
l'opérateur MDIF

**Figure II.6 :** Opérateur MDIF

La nature du filtre MDIF (lissage + détecteur dérivatif) fait apparaître en plus des contours un 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 [21].

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  $\mu$  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

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

			1	1
		1	1	1
		1	1	1

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.7:** 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 :

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

Où  $\varepsilon_1$  et  $\varepsilon_2$  sont des valeurs entières de l'intervalle  $[-1,1]$  et  $B$  étant l'image lissée par le filtre de Nagao.

**Exemple :**



**Image originale**



**Image traitée par l'opérateur NAGDIF**

**Figure II.8 :** Opérateur NAGDIF.

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

**II.2.2.3. Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre :**

Les contours peuvent être localisés par les passages de zéro du laplacien :

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

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

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

on remarque 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 :

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

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 [12, 21, 13].

Pour plus de sûreté, 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 [14].

**Exemple :**



**Figure II.9 :** 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 [21, 7, 15 ] 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  $\sigma^2$  de la gaussienne. Aussi, Huertas et Médioni [21, 15] 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 importante. 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 [32] 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 [21].

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 :



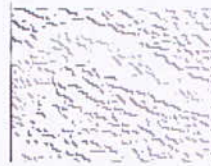
Ce type de filtrage permet de détecter correctement les contours, mais le fait d'augmenter la valeur de  $\sigma$  ne suffit pas pour détecter la totalité des contours. En effet, ils présentent quelques interruptions notamment au voisinage des coins et des 'jonctions en T'. En plus, si l'image est dégradée 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 affecté avec un bruit blanc gaussien.

Deriche, utilisant la même démarche que Canny a cherché une réalisation de l'opérateur sous la forme d'un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII).

**Exemple :**



**Image originale**



**Image traitée par le  
détecteur de Canny ( $\alpha=0.5$ )**



**Image traitée par le  
détecteur de Canny ( $\alpha=0.9$ )**

**Figure II.10 : Détecteur optimal de Canny.**

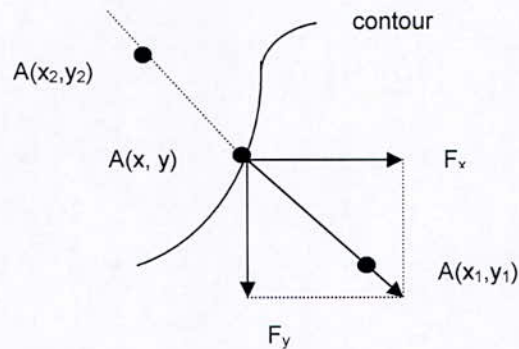
D'après les résultats obtenus, ce détecteur n'est pas adapté à notre cas d'images et ne sera pas pris en considération ultérieurement.

**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 [21, 7] :

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 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.11 :** 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 [7], d'où les contours obtenus sont incomplets. Il existe d'autres techniques d'affinage [21].

**Exemple :**



**Image originale**



**Image traitée par le  
masque de Sobel**



**amincissement des contours  
seuil = 80**

**Figure II.12 :** Application de l'amincissement.

L'application de l'algorithme d'amincissement permet de distinguer les contours du reste de l'objet avec précision. Des points bruits peuvent toujours subsister.

**II.2.2.5. Seuillage :**

Le seuillage est l'opération qui associe à chaque point de l'image une classe de luminance après comparaison de ses attributs (niveaux de gris) à un ou plusieurs seuils [14]. Une étiquette<sup>1</sup>  $e$  est alors affectée à chacun des points en fonction de la classe d'appartenance.

Pour obtenir l'image des contours, nous devons binariser l'image dérivée et amincie (du gradient ou du laplacien). Un seuillage classique s'avère en général insuffisant. De faux pixels-contours sont détectés dans les zones bruitées ou les zones de texture (même légèrement) et des pixels contours importants dont le gradient est faible sont oubliés.

Plusieurs techniques de seuillage [17,14] existent, le seuillage par hystérésis est la technique la plus répandue. Cette technique consiste à choisir deux seuils  $S_1$  et  $S_2$  ( $S_1 > S_2$ ) et à effectuer un chaînage en opérant une sélection des gradients de la façon suivante [16] :

L'image est parcourue par exemple de haut en bas et de gauche à droite. Dès qu'une valeur de gradient dépasse  $S_1$ , elle constitue le départ de la chaîne. On essaie alors de

<sup>1</sup>Exemple: un point peut être classé contour ou non contour

continuer la chaîne dans les deux sens, en fonction de l'orientation du gradient. Tant que le gradient sur le pixel suivant est supérieur à  $S_2$ , on continue la chaîne, sinon une extrémité de la chaîne est atteinte. Lorsqu'une chaîne est terminée, le parcours de l'image reprend là où il s'était arrêté. Tous les pixels chaînés sont bien sûr marqués pour qu'ils ne soient pas traités plusieurs fois.

### **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 [18, 19].

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 [19, 20, 22, 23, 24, 25, 26].

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 [19, 25 ] :**

#### **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 :

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

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 suivante montre la dilatation d'une image  $A$  par un élément structurant  $B$  :

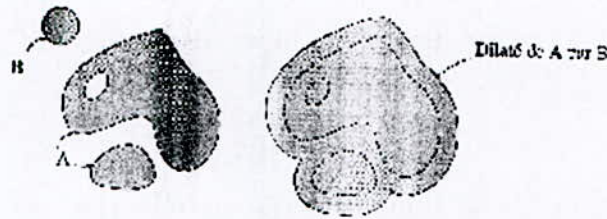


Figure II.13 : Dilatation de  $A$  par  $B$ .

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 :

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

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

La figure suivante montre l'érosion d'une image  $A$  par un élément structurant  $B$  :

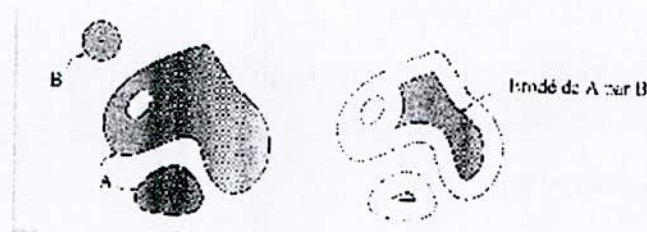


Figure II.14 : Erosion de  $A$  par  $B$

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 6 et 7 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 et de dilatation pour le premier, et une combinaison de dilatation et d'érosion pour le second.

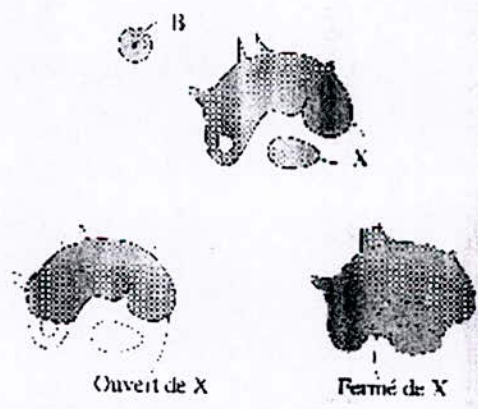
L'ouverture d'une image  $B$  par un élément structurant  $K$ , notée  $B \circ K$ , est définie par :

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K \quad (15)$$

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

$$B \bullet K = (B \oplus K) \ominus K \quad (16)$$

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



**Figure II.15 :** Ouverture et fermeture de  $X$  par  $B$

La fermeture a pour effet de combler les trous, les chenaux étroits, 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 :

$$\forall x \in R^n, (f \ominus k)(x) \leq f(x) \leq (f \oplus k)(x) \quad (17)$$

**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 :

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

Où  $k$  est l'élément structurant associé au disque fermé de rayon  $\lambda$ .

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

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

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 :

$$\left| \nabla^+ A \right| = (A \oplus k) - A \quad (20)$$

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 :

$$\left| \nabla^- A \right| = A - (A \ominus k) \quad (21)$$

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

**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 :

$$|\Delta A| = \left| \nabla^+ A \right| - \left| \nabla^- A \right| \quad (22)$$

Nous avons défini les opérateurs de base de la morphologie mathématique, maintenant, nous présentons les différents traitements par la morphologie mathématique : Filtrage, détection de contours et 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 [21] 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 :

$$FAS_i = O_i \circ F_i \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1. \quad (23)$$

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

$$FAS'_i = F_i \circ O_i \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1. \quad (24)$$

Parmi les filtres morphologiques, le filtre alterné séquentiel est un de ceux qui ont, les meilleures propriétés de réduction de bruit [21].



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) [21, 19, 25]. Ce 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 homo-topique.

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

- Lissage de l'image par un filtre alterné séquentiel comportant une fermeture suivie d'une ouverture (avec le disque unité).
- 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 :**



**Image originale**



**Image traitée par le  
Laplacien morphologique**

**Figure II.16 :** Le Laplacien morphologique.

Dans ce qui suit nous présentons l'opération d'amincissement morphologique.

### **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<sup>2</sup> 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 :

$$\forall x_1 \in S_x^1, x_1 \in X \quad (25)$$

$$\forall x_0 \in S_x^0, x_0 \notin X \quad (26)$$

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  $X \otimes S$  :

$$X \circ S = X \setminus X \otimes S \quad (27)$$

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 [25]. 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.

$L:$	1	1	*	*	1	1	1
	*	1	*	*	*	1	*
	0	0	*	*	0	0	0
	*	*	*	*	*	*	*
$E:$	0	1	0	0	1	0	0
	0	0	0	0	0	0	0

maille hexagonale

maille carrée 8-connexité

**Figure II.17 :** 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 isotrope, 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  $\pi/4$  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

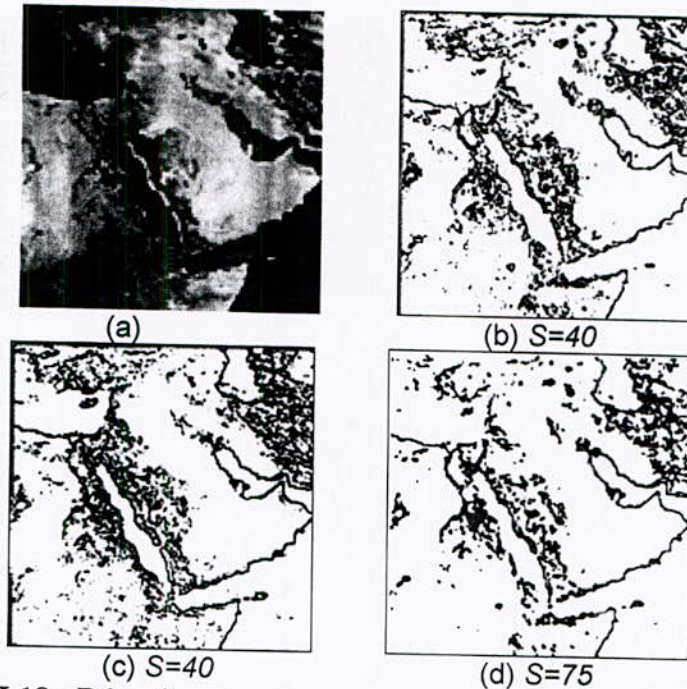
<sup>2</sup> Le translaté de  $X$  par  $t$  est donné par :  $X_t = \{x+t, x \in X\}$

par un amincissement du squelette, itéré dans toutes les directions  $n$  fois, avec l'élément structurant  $E$ .

Dans notre algorithme de détection de contours, nous avons choisi l'amincissement effectué avec l'élément structurant  $L$  (et ses rotations) en maille carrée itéré jusqu'à stabilisation. L'amincissement consiste à remplacer le niveau de gris  $I[i, j]$  par la valeur  $I_0$  si  $I_0 < I[i, j] \leq I_1$ , sachant que :

$$I_0 = \max\{I[i-1, j-1], I[i-1, j], I[i-1, j+1]\} \quad (28)$$

$$I_1 = \max\{I[i+1, j-1], I[i+1, j], I[i+1, j+1]\} \quad (29)$$



**Figure II.18** : Détection de contours par les gradients morphologiques, (a) Carte géographique (l'Est Africain et l'Asie), (b) gradient par érosion, (c) par dilatation et (d) symétrique,  $S$  : seuil.

Pour les contours obtenus par l'utilisation des gradients morphologiques, nous avons globalement une bonne extraction de contours et une sensibilité moindre au bruit. Mais nous observons l'apparition de quelques points isolés avec l'utilisation des gradients par érosion et par dilatation. Le gradient morphologique symétrique présente de meilleurs résultats avec une sensibilité moindre au bruit, cependant les contours obtenus sont plus épais.

Nous pouvons utiliser le même algorithme mais en calculant le Laplacien morphologique donné par [21], mais cet opérateur présente aussi une sensibilité au bruit comme tout autre opérateur de dérivation du second ordre.

En comparant l'amincissement morphologique avec la méthode « de suppression des points non maximums », qui consiste en la recherche des points adjacents qui se trouvent dans la direction du gradient. Ainsi, si le gradient au point  $(x, y)$  est supérieur à la fois à ces points adjacents, alors il est conservé, sinon il est supprimé ( il n'est pas un point contour).

Nous choisissons l'amincissement morphologique avec l'élément structurant  $L$ , puisqu'il abaisse les niveaux de gris des pixels situés sur les flancs des pics, sans toucher aux sommets, ni aux vallées, et ceci dans toutes les directions ( 8 en maille carrée). Ce qui permet d'amincir les contours sur toutes les directions, donc les contours obtenus sont beaucoup mieux amincis qu'avec la méthode de suppression des points non contours, puisque cette dernière traite uniquement les points sur la direction du gradient. Notons aussi que l'utilisation de l'élément structurant  $L$  est moins sensible au bruit, et le suivi d'ébarbulage n'est souvent pas nécessaire.

#### **II.2.3.5. La ligne de partage des eaux :**

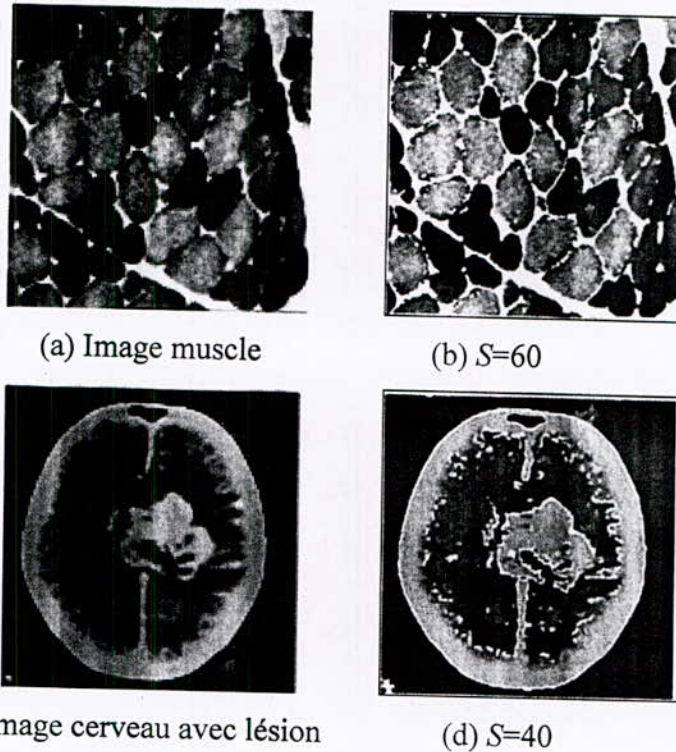
Si l'on considère l'image comme une surface dans l'espace de dimension 3, on peut utiliser la terminologie de la géographie qui définit la ligne de partage des eaux comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. Celle-ci s'obtient par amincissement morphologique effectué avec l'élément 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 permettent la construction de la ligne de partage des eaux sont donnés dans [23, 24, 26, 27].

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 scanner d'un cerveau.



**Figure II.19 :** 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 le meilleur détecteur que l'on puisse utiliser pour extraire les contours dans ce type d'images (images coronariennes) est le détecteur exploitant le masque de Sobel.

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).

Le résultat obtenu par l'application du masque de Kirsh est similaire à celui obtenu précédemment (Prewitt). Il est essentiellement utilisé pour obtenir les meilleurs angles des gradients et les directions des contours détectés (Figure II.5).

L'application de l'opérateur MDIF sur l'image donne un résultat proche de celui donné par le masque de Prewitt (Figure II.6). La différence apparaît dans un sorte de flou obtenu sur l'image résultat. Cela est du 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 du fait que les transitions dans l'image originale ont des petites largeurs (Figure II.8).

En ce qui concerne l'utilisation du détecteur optimal de Canny, on peut dire que ce détecteur n'est pas adapté pour la détection des contours dans les artères coronaires du fait qu'il donne des résultats très médiocres à cause du bruit dans l'image originale (Figure II.11).

L'application d'un amincissement sur le résultat obtenu après détection de contour donne une vision très clair mais partielle du contour : quelques parties peuvent disparaître du fait qu'on utilise un seuil pour différencier un point contour d'un point du fond dans une image de contours.

### **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 [21].

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 peut 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 images, on peut recourir à:

➤ Un seuillage globale (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.

Dans la méthode de Fisher, on recherche N classes de niveaux d'intensité, avec pour critère celui de la minimisation de la somme des inerties de chacune des classes [11], tandis que pour Bhattacharya, on étudie judicieusement le comportement du logarithme de la fonction histogramme pour diviser notre histogramme afin d'approximer chaque zone avec une gaussienne de paramètres dépendant de la zone elle même, ainsi l'histogramme initial est corrigé [21] et la classification sera donc plus simple.

➤ Un seuillage locale: ouvrant le champ aux méthodes locales itératives et adaptatives, fournissant plus de précision et de robustesse aux méthodes définies précédemment en cas d'éventuels changement dans l'image (de son intensité). La méthode de Mardian et Hainsworth consiste à estimer itérativement des paramètres utilisés ensuite pour une classification bayésienne sous hypothèses gaussiennes (voir plus loin). Le caractère bayésien provient du fait que l'on minimise le risque, défini comme l'espérance mathématique du coût de la décision [29]. Dans cette méthode, l'image est modélisée comme un ensemble de processus gaussiens isotropes, les paramètres de ces processus servent à définir les différents seuils de classification (moyennes, covariances et probabilités a priori).

Pour les images ayant un histogramme global unimodal, la méthode de relaxation-gradient a été proposée. Avec cette méthode, les seuils ne dépendent pas seulement des sites (pixels) courants mais également de leurs voisins. On binarise, au début, l'image en deux classes, ensuite, en s'aidant des résultats obtenus, on partitionne l'image récursivement jusqu'à avoir des régions non partitionnables, une étape de fusion est ensuite

nécessaire pour régulariser la forme des régions. Cette méthode a l'avantage qu'elle ne nécessite pas la connaissance a priori du nombre de classe à l'inverse de la classification bayésienne).

➤ Un seuillage dynamique: il 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 tel 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 [30,31].

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 [21].

Une autre approche a été développée par Chéhikian, qui, pour réduire le bruit, fait appel à l'opérateur Laplacien, le seuil est calculé selon un algorithme où les niveaux de références des pixels voisins sont employés (d'où le critère de dynamisme).

Il faut tout de même noter que ces méthodes fonctionnent correctement si les variations des gradients entre deux régions sont assez douces vis-à-vis des dimensions des zones de transitions entre régions.

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 [32]. Pour la méthode des nuées dynamiques, ce critère mesure l'adéquation entre une partition en N classes de l'ensemble des individus et l'ensemble des noyaux de ces classes: la distance euclidienne est le mieux adaptée pour évaluer ce critère, néanmoins cette méthode nécessite la connaissance a priori du nombre de classes. Ce problème est résolu par l'algorithme de Coleman et Andrews [33].



La classification hiérarchique ascendante modélise l'image sous forme d'un arbre ayant des racines (l'ensemble des individus) et des feuilles (les individus eux mêmes), en évaluant souvent le critère d'agrégation du lien minimum, fonction de la distance  $d$  entre les points (travaux de Gagalowicz et Graffigne).

La classification supervisée: ou classification avec apprentissage, elle 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: K plus proches voisins, c'est un moyen simple d'estimation non paramétrique de densité, l'estimation de la densité d'une classe au niveau d'un certain point  $x$  passe par la recherche des K plus proches voisins de  $x$  dans un ensemble de référence (l'ensemble d'apprentissage dont l'affectation des individus est connue a priori), ce qui engendre des coûts de stockage et de recherche des K ppv élevés.

L'analyse factorielle discriminante est une autre méthode pour construire une fonction discriminante, elle a pour but de trouver les axes factoriels qui discriminent au mieux les N classes de l'ensemble d'apprentissage, en utilisant les matrices de variances totales, interclasses et intraclasses associées aux ensembles des individus et des classes. On doit chercher un système d'axes, de telle sorte que les projections des individus d'une même classe soient les plus concentrées possibles (inertie interclasse maximale) et les projections des individus des autres classes les plus éloignées possibles (inertie intraclasse minimale).

Dans le cas de grands espaces d'attributs et d'un nombre de classe important, on a recours à d'autres méthodes dédiées pour les sous espaces. On trouve, alors, la discrimination non paramétrique, développée par Celeux et Lechevallier. Elle génère un arbre de décision dans lequel les décisions prises à chaque niveau sont monodimensionnelles. Dans cette méthode, on doit définir la distance de Kolmogrov-Smirnov:

$$D(c) = \max |F_1(c) - F_2(c)| \quad (30)$$

Où  $F_1$  et  $F_2$  sont les fonctions de distributions des deux classes  $C_1$  et  $C_2$ , et  $c$  est la valeur de coupure qui différencie entre les classes et qui doit maximiser cette distance. On doit chercher, aussi, l'attribut parmi un ensemble d'attributs qui maximise cette distance. L'image au début est divisée en deux groupes de classes sur lesquelles on applique le principe, ensuite d'une façon itérative on fait la même chose sur chaque groupe jusqu'à obtenir des segments purs ou jusqu'à avoir une contrainte de taille. Néanmoins, cette

méthode présente quelques effets sur la stabilité des zones adjacentes aux coupures; de très faibles variations d'attributs peuvent entraîner des décisions radicalement différentes.

Pour les classifications multidimensionnelles, les attributs sont choisis selon des critères dépendant de la méthode utilisée, et basés sur l'analyse factorielle comme le critère de la trace, de Wilks, la distance de Mahalanobis et la distance de Bhattacharya [34] pour la classification supervisée, tandis que pour la classification non supervisée, l'Analyse en Composante Principale (ACP ou transformé de Karhunen-Loeve) est la plus utilisée [34,35].

La classification bayésienne représente une des classifications les plus utilisées en segmentation d'image, elle consiste à segmenter une image par le calcul de probabilités d'appartenance à une région donnée pour chaque pixel de l'image. Elle utilise la règle de Bayes combinée à des modèles généraux décrivant les distributions des niveaux de gris des zones recherchées.

La classification bayésienne utilise les notions suivantes lors du calcul:

- E : l'espace des caractéristiques.
- $\Omega$  : l'ensembles des classes.
- c : le nombre de classe.
- X : l'ensembles des individus à classifier.
- n : le nombre d'individus à classifier.

L'objectif de ce type d'approche est de calculer, pour chaque individu d'une population, sa probabilité d'appartenir à une classe donnée. Le principe est fondé sur les probabilités conditionnelles ainsi que le théorème de Bayes. La probabilité d'avoir une classe  $w_i$  connaissant un individu x est exprimée par l'équation :

$$P(w_i|x) = p(x|w_i).p(w_i)/p(x) \quad (31)$$

La fonction de décision bayésienne c consiste à associer à chaque individu la classe à laquelle il appartient avec la probabilité la plus forte. C'est la règle du maximum a posteriori (MAP) qui s'écrit :

$$c : E \rightarrow \Omega$$

$$x \rightarrow w_i, \quad p(w_i|x) \geq p(w_j|x) \text{ quelque soit } j = 1..c \quad (32)$$

En pratique, les méthodes utilisant la classification bayésienne se fondent sur une représentation paramétrique de la densité de probabilité  $p(x|w_i)$  d'un pixel d'appartenir à une classe donnée. La paramétrisation la plus répandue est effectuée à l'aide de fonctions gaussiennes.

### 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  $\pi$ ;
- proposer une modélisation  $\equiv$  définir une telle loi  $\pi$  ;
- $X$  et  $Y$  étant liées par la loi  $\pi$ ,  $Y$  étant donnée, reconstruire ou estimer  $X$  à l'aide de  $\pi$  et de  $Y$ .

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

$$X = (X_s) \rightarrow Y = (Y_s) = F(X) \quad (33)$$

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 du 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 et 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.

R. Azencott et C. Graffigne ont développé un algorithme non supervisé de segmentation sous forme d'empilement de trois types d'algorithmes :

- Formation automatique de germes de base: elle dépend essentiellement de l'écart type toléré à l'intérieur des régions de base. Elle utilise l'algorithme d'agglomération locale d'étiquettes. Sur chaque pixel, on examine l'ensemble des étiquettes des voisins et on sélectionne en ce site l'étiquette qui minimise le terme correspondant de la fonction d'énergie. Le voisinage est considéré sur les 4 ou 8 plus proches voisins.
- Croissance de régions de bas niveau: elle constitue une deuxième segmentation du résultat obtenu à partir du premier algorithme, donc une étape du processus de croissance de régions consistera à segmenter l'ensemble des étiquettes obtenus au niveau précédent. A chaque niveau, la segmentation est réalisée par un champ markovien paramétré par la paramètre  $\sigma$  qui a la même signification que pour le premier algorithme c'est à dire l'écart type.
- Croissance de régions de haut niveau: dans cette phase, on inclut des critères de haut niveau tels que des critères géométriques sur la forme des régions en modifiant, par exemple, la distance entre deux étiquettes. A cette étape de la procédure, nous travaillons avec un petit nombre d'étiquettes, si bien qu'une optimisation précise de la fonction d'énergie peut être obtenue.

Un algorithme semi-supervisé de segmentation d'images texturées a aussi été développé, néanmoins il s'applique sur un nombre relativement petit de types de textures [36], donc pas besoin d'estimation de paramètres sur les échantillons de texture. Le but de cet algorithme est de restreindre l'ensemble total des configurations  $\Omega$  à un sous ensemble de configurations  $\Omega'$  qui vérifient des hypothèses a priori. Ces hypothèses portent essentiellement sur l'apparition de petites régions et les frontières irrégulières. Le voisinage considéré dans cet algorithme est un voisinage aléatoire symétrique et régulier de degré  $k$  fixé. Ceci signifie que chaque site a exactement  $k$  voisins, et que ce graphe est choisi suivant une loi uniforme sur l'ensemble de tels graphes [37]. Ce voisinage a l'avantage qu'il n'est pas local et qu'il permet l'optimisation de l'énergie au cas où ses minimums locaux sont nombreux (donc faussaires de procédure).

### **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 [21].

On peut distinguer dans ces méthodes :

- ✓ Celles démarrant de l'image entière en la divisant en sous régions; ils 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 pixel 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 (agréger 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 [38].

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 [39].

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 »:

$$r(h_1, h_2) = (h_1 \cdot h_2) / (\|h_1\| \cdot \|h_2\|) \quad (34)$$

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'histogrammes de référence, choisis selon un seuil  $T_3$ , tel que:

$$0 < T_1 < T_3 < T_2 < 1. \quad (35)$$

➤ 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 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  $R_t$  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 [40].

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 sommet  $(v_j, v_k)$  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 [41] et [42]). 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 triangularisation 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 ou rotation de l'image), et le fait que la segmentation par quadtree est totalement fondée sur des critères géométriques (Figure II.21).

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 tel 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:  $P(R_i \cup R_k) = \text{vrai}$ .
- Terminer la procédure lorsque aucune division ou fusion ne peut être faite.

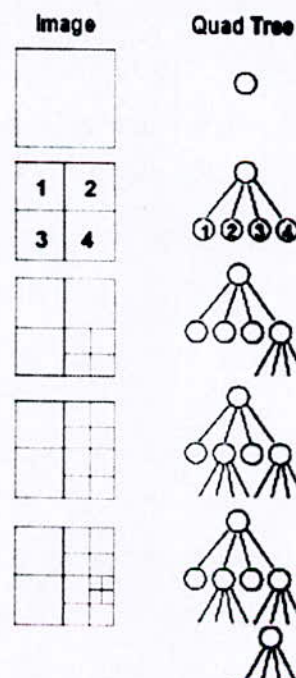
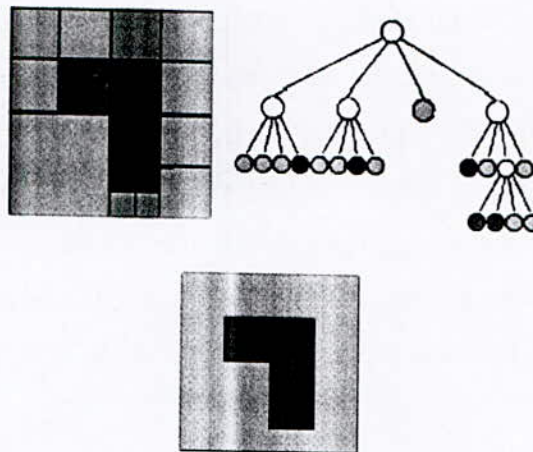


Figure II.20 : La structure quadtree



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.21:** 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 [43].

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 lorsque 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, avec tout ce qu'elles comportent comme idées et algorithmes. Pour nos images d'artères coronaires, l'application du masque de Sobel nous donne les meilleurs résultats pour la détection des contours.

Nous allons dans le chapitre suivant développer les techniques de squelettisation qui consistent à extraire cette fois, pas les contours de l'objet, mais son squelette.

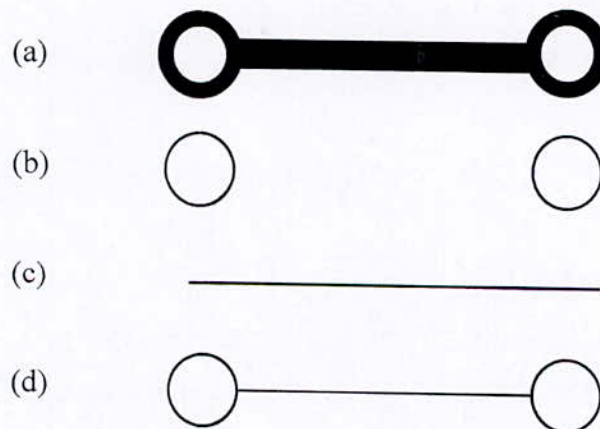
# CHAPITRE

## III

# Techniques de squelettisation

### III.1. Introduction :[44]

Le but de la squelettisation est de simplifier l'image du caractère en une image plus facile à traiter en la réduisant par exemple à une dimension (et se ramener au cas de l'écriture continue). Seulement, le résultat n'est pas toujours fiable car il s'accompagne d'une perte irréversible d'information ainsi que de barbelures. La plupart des algorithmes de squelettisation tentent de corriger cela en tentant de conserver les propriétés topologiques et métriques de la forme liées à la courbure, à l'orientation et à l'échelle. Ces propriétés ne sont pas toujours faciles à mettre en évidence. En effet, dans l'exemple de la figure(1.a), on peut se demander quel est le vrai squelette. La réponse peut être différente selon les propriétés que l'on souhaite mettre en évidence. En effet, si l'on cherche uniquement à conserver les propriétés métriques de la forme, la réponse est un segment décrivant l'allongement et la longueur de la forme (figure (1.c)). Si, par contre, on cherche à valoriser les propriétés topologiques comme le nombre de parties ou trous, la réponse est plutôt deux cercles correspondant à la disposition des trous dans la forme (figure (1.b)). Le meilleur est bien sur celui qui conserve ces propriétés, ce qui correspond à l'ensemble : segment plus trous (figure(1.d)).



**Figure III.1** : Les différents squelettes possibles (b) (c) (d) pour un objet (a).

De ce fait, ils existent plusieurs algorithmes de squelettisation suivant leurs classes : les algorithmes à critères topologiques, ceux à critères métriques et ceux à dérivés de la vectorisation[44].

Dans ce chapitre nous allons représenter les deux premières classes fondamentales pour l'extraction des squelettes, et appliquer quelques algorithmes appartenant à ces deux classes sur les images coronaires, puis faire une comparaison entre ces algorithmes.

### III.2. Généralités et propriétés de la squelettisation : [45]

Les représentations par squelette sont l'exemple même des codages de formes qui intègrent non seulement un aspect codage, mais de plus des caractéristiques de description des objets codés. Pour donner une première idée d'un squelette, disons qu'il s'agit d'une représentation filiforme d'un objet, qui est centrée dans cet objet et qui est représentative de la forme de l'objet dont il est extrait.

Cette brève description s'illustre bien au moyen de formes telles que des caractères ou des chromosomes, pour lesquelles le squelette est tout à fait significatif et suffisant pour effectuer une reconnaissance et une analyse simples.

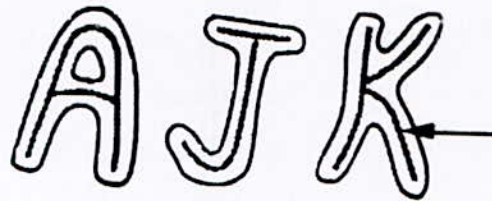


Figure III.2 : Exemples de squelettes

Au concept de squelette peut maintenant être associée une liste plus complète des propriétés souhaitées pour cette représentation :

- ✓ il est inclus et centré dans l'objet,
- ✓ il est mince, c'est-à-dire formé d'arcs et de courbes,
- ✓ il comporte le même nombre de composantes connexes et de trous que l'objet (on dit que la transformation est homotope),
- ✓ il a la même allure que l'objet, c'est-à-dire qu'il comporte des branches à la place des parties allongées de l'objet,
- ✓ il assure la reconstruction de l'objet initial.

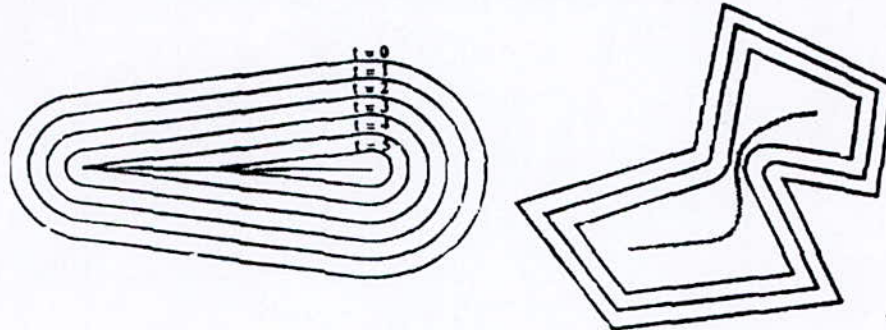
On retrouve dans cette liste, des propriétés caractéristiques de tout codage, complétées de propriétés spécifiques à la notion de squelette, dont certaines sont assez subjectives. La propriété de réversibilité fait la différence entre les squelettes binaires (non réversibles) et les lignes médianes (réversibles).

### III.3. Caractérisation du squelette :

La construction du squelette d'une forme analogique se modélise de la manière suivante :

- ✓ le contour de la forme sert d'initialisation à une onde, qui se propage à vitesse constante  $V$  vers l'intérieur de la forme,

- ✓ les lieux où le front de l'onde s'intercepte définissent la trace du squelette,
- ✓ l'instant auquel chaque point P du squelette est créé, soit  $t(P)$ , par rapport à l'instant d'initialisation, est attribué au point concerné ; on l'appelle le poids de P.



**Figure III.3 :** Construction du squelette par propagation d'une onde

Cette modélisation de la construction est complétée par la caractérisation des points du squelette. En fait plusieurs caractérisations sont possibles mais elles sont sensiblement équivalentes [46,47].

Elles caractérisent l'appartenance d'un point P de poids  $t(P)$  au squelette d'un objet F par l'une des propriétés suivantes :

- ✓ le disque centré en P de rayon  $V \cdot t(P)$  possède plus de deux points de contact.
- ✓ il n'existe pas de point Q tel que P soit sur le chemin minimal de Q au contour de F,
- ✓ le point P est un maximum local pour la fonction de distance au contour de F (cette fonction est bien sûr donnée également par la propagation de l'onde),
- ✓ le point P n'admet pas de plan tangent à la surface définie par la fonction de distance au contour de F.

Les caractérisations du squelette font intervenir la notion de distance, mais des problèmes apparaissent lorsque l'on désire définir un squelette dans l'espace discret en transcrivant l'une des caractérisations précédentes [48] ; on voit alors apparaître trois classes de méthodes.

- 1- les algorithmes à critères topologiques.
- 2- les algorithmes à critères métriques.
- 3- les algorithmes à dérivés de la vectorisation.

Dans ce qui suit, nous allons étudier les deux premières classes.

### III.3.1. Les algorithmes à critères topologiques : [44]

Ils sont aussi appelés les algorithmes de « pelage » (thinning algorithms). Ce sont des algorithmes itératifs supprimant à chaque étape, le long de la frontière de la forme, les points appelés inessentiels (c'est-à-dire n'appartenant pas au squelette). Ils utilisent souvent des fonctions booléennes opérant sur des voisinages de points, déterminant à chaque passage la validité des points frontières.

✓ L'algorithme général :

```

début
  répéter
    inessentiel ← faux
    pour tout point dans l'image faire
      si point inessentiel(point) alors
        inessentiel ← vrai
        image(point) ← 0
      fsi
    fpour
      jusqu'à inessentiel = faux
  fin

```

#### III.3.1.1. L'algorithme de Serra : [49]

Pour déterminer si un point est inessentiel, Serra [Ser82] utilise les masques suivants :

$$\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \\ x & 1 & x \\ 1 & 1 & 1 \end{array} \quad \text{et} \quad \begin{array}{ccc} x & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ x & 1 & x \end{array}$$

L'ensemble des voisinages 3\*3 d'un point inessentiel est obtenu à partir de ces configurations par rotation de 90°.

L'algorithme général est de type séquentiel. Il consiste à balayer l'image ligne par ligne et à supprimer les points inessentiels au fur et à mesure qu'ils sont rencontrés. Il ne peut donc pas tenir compte de l'environnement dans lequel il opère et a tendance à enlever trop de points d'un seul coup.

Un autre procédé, de type parallèle, consiste à décomposer la suppression en sous-cycles permettant d'approcher le squelette par raffinement successif. Dans l'exemple

suivant, tous les points sont des points frontières et peuvent être considérés, chacun à part, inessentiels :

$$\begin{array}{cccc} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array}$$

Si l'on supprime d'abord les deux points de dessous (égaux à 1), on s'aperçoit que les points restants sont essentiels et ne doivent pas être supprimés. L'idée de l'algorithme parallèle est donc d'imposer progressivement des contraintes sur les points de manière à dégager petit à petit le vrai squelette.

### III.3.1.2. L'algorithme de Tohmé : [50]

C'est un algorithme parallèle décomposant la suppression en quatre sous-cycles. Soit S l'ensemble des points p de la forme et  $\{p_1, p_2, \dots, p_8\}$  les huit voisins entourant le point central p dans le sens contraire des aiguilles d'une montre. On construit les ensembles  $E_i$  correspondant aux configurations suivantes :

$$E_1 = \{p \in S ; p_3 = 0\}$$

$$\begin{array}{ccc} x & 0 & x \\ x & 1 & x \\ x & x & x \end{array}$$

$$E_2 = \{p \in S ; p_3 = 1 ; p_7 = 0\}$$

$$\begin{array}{ccc} x & 1 & x \\ x & 1 & x \\ x & 0 & x \end{array}$$

$$E_3 = \{p \in S ; p_3 = p_7 = 1 ; p_1 = 0\}$$

$$\begin{array}{ccc} x & 1 & x \\ x & 1 & 0 \\ x & 1 & x \end{array}$$

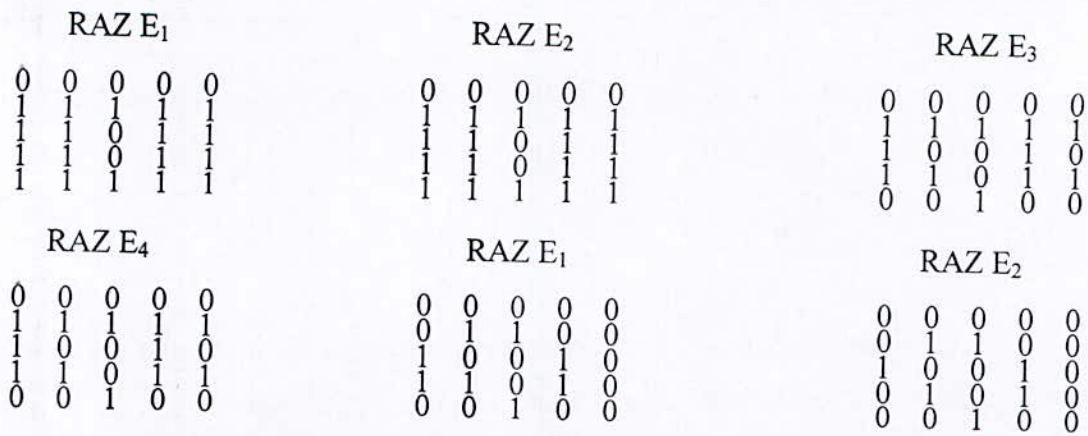
$$E_4 = \{p \in S ; p_3 = p_7 = p_1 = 1 ; p_5 = 0\}$$

$$\begin{array}{ccc} x & 1 & x \\ 0 & 1 & 1 \\ x & 1 & x \end{array}$$

L'algorithme parallèle consiste alors à chercher les points inessentiels de  $E_1$  et à les mettre à 0 simultanément et refaire cela successivement pour  $E_2, E_3, E_4$ , puis ensuite reconstruire  $E_1, E_2, E_3, E_4$  et recommencer. Il est évident qu'avant chaque suppression, l'algorithme doit vérifier que la connexité de la forme n'est pas touchée figure(4) .

Forme initiale

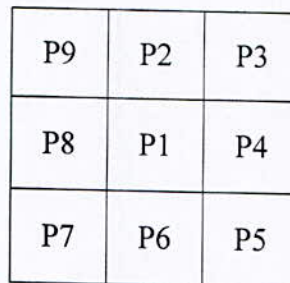
$$\begin{array}{ccccc} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array}$$



**Figure III.4 :** Schéma de squelettisation utilisé par l’algorithme de Tohmé

**III.3.1.3. L’algorithme de Zhang et Suen : [51]**

Dans cette section nous présentons un algorithme développé par Zhang et Suen pour amincir des images binaires. Les pixels des objets ont une valeur égale à 1 (noir), et les pixels du fond 0 (blanc). Et nous considérons à chaque fois un voisinage de huit pixels, comme illustré dans la figure (5) :



**Figure III.5 :** Le voisinage du pixel P1.

Cet algorithme comporte deux étapes, dans chacune d’elles le pixel P1 et ces huit voisins doivent vérifier un ensemble de conditions.

La première étape force à zéro le pixel P1 du contour, qui satisfait toutes les conditions suivantes :

- 1)  $2 \leq N(p1) \leq 6$
- 2)  $S(p1) = 1$
- 3)  $P2 * p4 * p6 = 0$
- 4)  $P4 * p6 * p8 = 0$

Tel que :  $N(p1) = p2 + p3 + p4 + \dots + p9$  est le nombre de voisins noirs du pixel p1.



Et  $S(p_1)$  est le nombre de transitions 0-1 dans l'ordre  $p_2, p_3, \dots, p_9$ .

La deuxième étape garde les deux premières conditions, mais les conditions 3 et 4 deviennent :

$$3') p_2 * p_4 * p_8 = 0.$$

$$4') p_2 * p_6 * p_8 = 0.$$

Les pixels qui vérifient les conditions des étapes 1 et 2 sont forcés à zéro (blanc), et ceux qui ne les vérifient pas gardent leurs mêmes valeurs.

On note que les pixels vérifiant ces conditions doivent être supprimés simultanément. L'algorithme de Zhang et Suen est donné comme suit :

**DEBUT**

Pour chaque pixel  $P_1$  de l'image obtenue à l'étape de binarisation **faire**

**DEBUT**

$N(p_1) = p_2 + p_3 + p_4 + p_5 + p_6 + p_7 + p_8 + p_9$  ; {nombre de voisins noirs de  $p_1$ }

$S(p_1)$  = nombre de transitions 0-1 dans l'ordre  $p_2, \dots, p_9, P_2$  ;

{1<sup>er</sup> étape :}

**Si** ( (  $2 \leq N(p_1) \leq 6$ ) et ( $S(p_1) = 1$ ) et ( $p_2 * p_4 * p_6 = 0$ ) et ( $p_4 * p_6 * p_8 = 0$ ) ) **alors**

Enregistrer tous les points qui satisfont les conditions ;

{2<sup>ème</sup> étape :}

**Si** ( (  $2 \leq N(p_1) \leq 6$ ) et ( $S(p_1) = 1$ ) et ( $p_2 * p_4 * p_8 = 0$ ) et ( $p_2 * p_6 * p_8 = 0$ ) ) **alors**

Enregistrer encore tous les points qui satisfont les conditions. ;

**Si** tous les points qui satisfont les conditions ont été détectés **alors**

Forcer à zéro tous les points enregistrés;

**FIN ;**

**FIN.**

L'étape 1 est appliquée sur chaque pixel de la frontière de l'objet dans l'image binaire. Si une condition ou plusieurs de cette étape ne sont pas satisfaites, la valeur du pixel en question reste inchangée. Si toutes les conditions sont satisfaites, le point est signé pour

une éventuelle suppression. Il est important de noter que le point n'est pas supprimé simultanément mais jusqu'à ce que tous les points contours soient balayés. Ceci efface le risque de changer la structure de l'image lors d'une itération dans le traitement. Après que l'étape 1 soit appliquée à tous les points contours de l'image, les points signés sont alors supprimés (changés en 0).

L'étape 2 est ensuite appliquée au résultat obtenu de la même manière que l'étape 1.

La condition (1) n'est pas satisfaite lorsque le point contour  $p_1$  possède un seul ou sept pixels voisins, parmi le 8-voisinage, de valeur 1. Possédant un seul voisin de valeur 1 implique que le point  $p_1$  est un point terminal dans le squelette et ne sera pas donc supprimé.

Si le point  $p_1$  possède 7 voisins de valeurs 1 et sera aussi supprimé, on obtiendra une érosion dans la région. La condition (2) ne sera pas satisfaite si elle est appliquée aux pixels d'un squelette mince. Donc, cette condition préserve la connexion des segments du squelette durant l'opération de suppression. Les conditions (3) et (4) sont satisfaites simultanément par les valeurs minimales suivantes :  $p_4 = 0$ , ou  $p_6 = 0$ , ou ( $p_2 = 0$  et  $p_8 = 0$ ). Avec l'arrangement des voisins du pixel donné dans la figure (5), un point qui satisfait ces conditions, ainsi que les conditions (1) et (2), est un point frontière est ou sud, ou un coin nord-ouest dans la frontière.

Dans les autres cas, le point  $p_1$  ne fait pas partie du squelette et est donc supprimé. De façon similaire, les conditions (3') et (4') sont satisfaites par les valeurs minimales suivantes :

$p_2 = 0$ , ou  $p_8 = 0$ , ou ( $p_4 = 0$  et  $p_6 = 0$ ). Ceci correspond aux points nord ou ouest de la frontière, ou un coin sud-est.

#### III.3.1.4. L'algorithme de Rosenfeld: [52]

L'algorithme de Rosenfeld détermine le degré d'érosion de chaque point de l'objet. Cet algorithme permet la squelettisation en 4 ou 8-connexité.

- ✓ Soit X l'objet obtenu après m érosions sur l'objet initial.
- ✓ Soit Y l'objet obtenu après m+1 érosions sur l'objet initial.
- ✓ Soit Z l'objet obtenu par différence entre X et Y.

Le squelette de l'image source selon la méthode proposée par Rosenfeld est défini comme la différence entre l'image source et la réunion des m objets Z.

Autrement dit, un point appartient au squelette si c'est un maximum local pour les degrés d'érosion, c'est à dire qu'il ne peut être reconstruit par aucun de ses voisins. La

construction du squelette suivant la méthode de Rosenfeld est la seule parmi les quatre algorithmes proposés qui soit réversible.

Il est clair que les degrés d'érosion calculés dépendent de la connexité du masque. On en déduit qu'il existe nécessairement une différence entre les squelettes obtenus en 4 et 8-connexité. Ces différences seront illustrées dans l'application.

### III.3.2. Les algorithmes à critères métriques : [44]

A l'inverse des algorithmes précédents, on s'intéresse plus ici aux points du squelette, c'est-à-dire aux points essentiels. Ces points sont normalement situés aux centres de la forme, c'est-à-dire à égales distances des frontières. Cette notion de distance est la clé de toutes ces méthodes métriques.

On définit la distance d'un point  $x$  à un ensemble de points  $A$  par :

$$d(x,A) = \min_{y \in A} d(x,y).$$

Soit  $B$  la frontière de la forme, le squelette  $S$  est alors défini par :

$$S = \{x / \exists y, z \in B, y \neq z : d(x,B)=d(x,y)=d(x,z)\}.$$

Cette définition de la distance ne doit pas être appliquée de manière stricte car la distance entre les points image n'est pas très précise à cause de l'échantillonnage. Plusieurs méthodes dans la littérature sont fondées sur cette notion de distance. Nous détaillons à titre d'exemple l'algorithme de Marthon.

#### III.3.2.1. L'algorithme de Marthon : [53]

C'est un algorithme local qui sélectionne les points qui sont des maxima pour leurs distances à la frontière du caractère. Cet algorithme ne considère que les voisinages de type  $3 \times 3$ . Pour chaque point, il calcule la somme des vecteurs joignant ce point à ses voisins. Les coordonnées des points voisins prennent leurs valeurs dans  $[0,+1,-1]$  suivant leurs positions par rapport au point central, considéré comme l'origine. La longueur est calculée en sommant les valeurs absolues des composantes  $X$  et  $Y$  du vecteur somme. Elle est comprise entre 0 et 4.

Considérons le point  $p$  ayant 4 voisins  $V_1, V_2, V_3, V_4$  disposés comme le montre le schéma ci-après :

$$\begin{array}{ccc} V_3 & \bullet & V_2 \\ \bullet & p & V_1 \\ \bullet & \bullet & V_4 \end{array}$$

Dans ce cas, le vecteur somme a pour composantes :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ +1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 \\ +1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ +1 \end{bmatrix} \Rightarrow |X| + |Y| = 3.$$

Intuitivement, nous pouvons dire que les points squelette sont associés à une longueur  $|X| + |Y|$  petite.

L'algorithme de squelettisation élimine les points dont la valeur est égale à 4 et retient ceux dont la valeur est inférieure ou égale à 2. Les points dont la valeur est égale à 3 nécessitent d'abord une étude du voisinage. Par exemple, pour la configuration suivante :

•		•
	p	•
		•

On a  $\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ +1 \end{bmatrix}$ , d'où  $|X| + |Y| = 3$ , et p doit être gardé pour éviter une disconnexion de la forme. Par contre dans le cas ci-dessous :

		•
	p	•
		•

On a  $\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix}$ , d'où  $|X| + |Y| = 3$ , et p doit être éliminé.

Pour l'ensemble des points, la décision peut être prise en incluant une information concernant le nombre de points voisins (nvois). Il y a cependant deux exceptions à cette règle correspondant aux cas de la ligne double ou la colonne double.

#### • Description de l'algorithme :

L'algorithme est itératif. Chaque itération comprend deux passages par la forme (ou deux balayages de l'image). Le premier passage calcule les caractéristiques locale de chaque point ( $|X|, |Y|$  et nvois). Le deuxième élimine ou non les points en fonction de leurs caractéristiques.

L'algorithme s'arrête lorsqu'il n'est plus possible d'éliminer des points.

Premier balayage :

```

Pour chaque point p à traiter faire
  Calculer |X|,|Y| et nvois
  Si |X|+|Y| ≠ 3 alors |p| ← |X|+|Y|
  Sinon
    Si nvois=2 ou nvois=6 ou (nvois=3 et max(|X|,|Y|)=3)
      ou (nvois=5 et max(|X|,|Y|)=3) alors
        si configuration ligne double ou colonne double
          alors |p| ← 3
          sinon |p| ← 5
        fsi
      sinon |p| ← 3
    fsi
  fsi
fpour

```

Deuxième balayage : élimine tous les points p tel que  $|p| \geq 4$ .

Le squelette obtenu contient des ébarbules et a parfois une épaisseur supérieure à 1. Un dernier passage par l'image élimine ces défauts en supprimant les points ayant une des configurations suivantes :

$|X|=1, |Y|=1$  et  $nvois=2$ ,

$|X|=0, |Y|=2$  et  $nvois=3$ ,

$|X|=2, |Y|=0$  et  $nvois=3$ ,

#### Remarque :

Avant d'appliquer les algorithmes précédents, il faut d'abord binariser l'image originale

(dans notre cas il s'agit d'une image d'une artère coronaire).

#### III.4. Binarisation de l'image :

L'application d'un seuillage global nous donne le résultat suivant :



Image originale



Image binarisée par un seuil  
calculé sur l'image originale

Figure III.6 : Binarisation simple d'une image.

Il apparaît clairement que l'application d'une telle binarisation sur les images coronariennes donne des résultats médiocres, du fait de la présence excessive et significative du bruit : le contraste du bruit est parfois plus important que celui de l'artère.

Pour cela nous avons proposé une méthode de binarisation, basée sur un seuillage par fenêtrage.

#### **III.4.1. La méthode de binarisation proposée :**

Cette méthode repose sur l'exploitation de l'image originale et l'image des contours (résultat du détecteur de Sobel), les étapes à suivre pour cette méthode sont les suivantes :

- ✓ Une détection de contours par application du masque de Sobel.
- ✓ Un amincissement de l'image résultat.
- ✓ Pour chaque point contour détecté, on considère une fenêtre, de taille dépendante de la dimension de l'artère, sur l'image originale, centré sur ce point.
- ✓ Sur chaque fenêtre, on applique un seuillage local.
- ✓ L'ensemble de ces fenêtres, constitue une binarisation de l'image originale.
- ✓ Pour améliorer le résultat, on peut appliquer un filtrage morphologique sur l'image obtenue.

☞ Description de l'algorithme :

**Pour chaque** point p de l'image **faire**

**Si** p est un point contour **faire**

Créer une fenêtre centrée sur le point p,

Seuillage local de la fenêtre.

**Fsi**

**fpour**

☞ Il faut souligner que, dans notre programme, pour minimiser les chances de rencontrer un bruit que l'on peut assimiler à un point contour, le balayage de l'image originale se fait avec un pas différent de 1, défini selon la dimension de l'artère.

Application de la méthode proposée :



Image originale

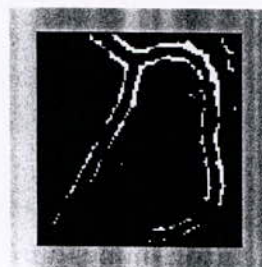


Image par masque  
de Sobel



Image binarisée par la  
méthode proposée



image binarisée après un  
filtrage morphologique

**Figure III.7 :** Binarisation par fenêtrage.

L'image obtenue par la méthode proposée donne des résultats qui illustrent nettement les contours de l'artère malgré la présence du bruit.

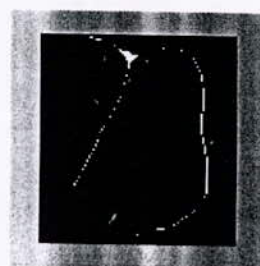
### **III.5. Application des algorithmes sur des images coronariennes :**

#### **III.5.1. Application des algorithmes à critères topologiques :**

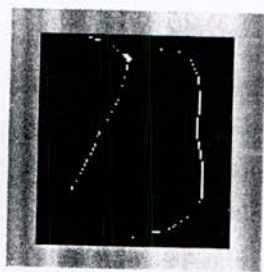
Nous appliquons les quatre algorithmes étudiés sur les images d'artères coronaires. Les résultats obtenus de l'application différencient les algorithmes en terme de performance.



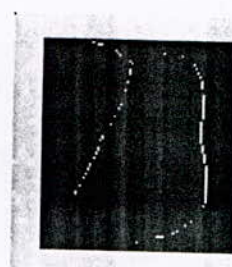
(a) Exemple d'une image  
binarisée



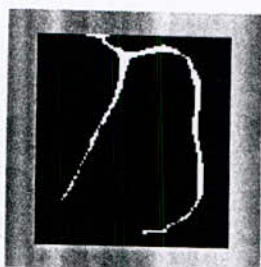
(b) Tohmé(4 itérations)



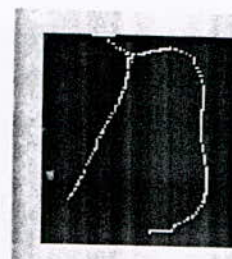
(c) Tohmé (5 itérations)



(d) Tohmé (6 itérations)



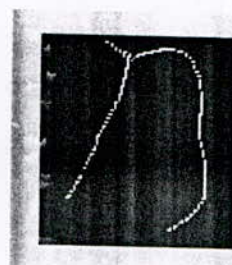
(e) Rosenfeld 8-connextité  
(2 itérations)



(f) avec amincissement



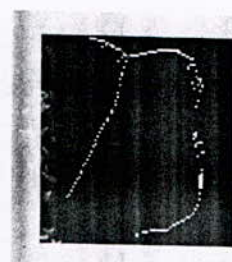
(g) Rosenfeld 4-connextité  
(3 itérations)



(h) avec amincissement



(i) Zhang et Suen (3 itérations)

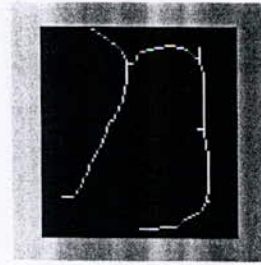


(j) Zhang et Suen (5 itérations)





(k) Zhang et Suen (8 itérations)



(l) Serra

**Figure III.8 :** Application des algorithmes à critères topologiques.**III.5.2. Interprétations des résultats :**

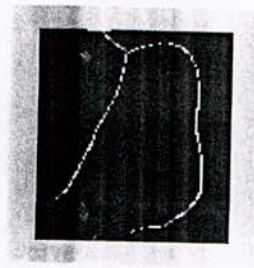
- ✓ On remarque que le squelette obtenu par l'algorithme de Tohmé, suit la bonne direction de l'objet initial, mais il est caractérisé par sa discontinuité des points essentiels (Figure III.8 (b), (c) et (d)).
- ✓ Le squelette obtenu par l'algorithme de Rosenfeld 8-connexité, est plus épais que celui obtenu par Tohmé, tous les points de l'objet initial qui ne peuvent être reconstitués à partir de leurs voisins sont conservés dans le squelette. Le squelette de Rosenfeld 8-connexité est donc plus riche en information que le précédent mais perd en précision et s'éloigne plus de l'objectif premier de la squelettisation : mettre en évidence les lignes médianes des objets de l'image (Figure III.8 (e) et (f)).
- ✓ L'algorithme de Rosenfeld 4-connexité, semble plus performant que Rosenfeld 8-connexité comme le montre le résultat précédent, dans tous les cas l'interprétation de l'objet initial est meilleure si l'on choisit le squelette obtenu en 4-connexité, mais il présente un inconvénient, il s'agit de la présence d'une multitude de segments au niveau du point de bifurcation (Figure III.8 (g) et (h)).
- ✓ Le squelette obtenu par l'algorithme de Zhang et Suen, suit la bonne direction de l'objet initial, et met en évidence les lignes médianes de l'objet, mais l'inconvénient majeur de cet algorithme est la présence d'une multitude de points isolés (Figure III.8 (i), (j) et (k)).
- ✓ Le squelette obtenu par l'algorithme de Serra, ne comporte pas de discontinuité, et il est plus fin que celui de Rosenfeld, mais parfois il comporte des ébarbures, et il ne suit pas la bonne direction de l'objet initial (Figure III.8 (l)).

**III.5.3. Application des algorithmes à critères métriques :**

Dans cette classe, nous allons voir l'application de l'algorithme de Marthon.



l'image binarisée



Marthon (7 itérations)

Figure III.9 : Application des algorithmes à critères métriques

✓ Cet algorithme nous donne de bons résultats pour la squelettisation des artères coronaires, comme le montre la figure précédente, car le squelette suit la bonne direction de l'objet initial, ne comporte pas d'ébarbules, et assure la continuité des points le constituant.

### III.6. Conclusion :

Cette étude nous permet de conclure que :

- Seule l'implémentation de l'algorithme de Rosenfeld offre la possibilité d'obtenir un squelette en 4 ou 8-connexité, sa particularité par rapport aux autres est son caractère réversible. L'inconvénient essentiel de cet algorithme pour nos images coronaires, est la faible précision du point de bifurcation (que ce soit en 4-connexité ou 8-connexité) .
- Le squelette obtenu par l'algorithme de Serra, donne le point de bifurcation d'une façon plus précise. De plus, il est plus fin que le squelette obtenu par l'algorithme de Rosenfeld 8-connexité, mais il n'est pas fidèle aux propriétés de squelette, car parfois il comporte des ébarbules, et il ne suit pas exactement les lignes médianes des objets de l'image.
- Le squelette obtenu par l'algorithme de Zhang et Suen, suit les lignes médianes des objets du squelette, mais il comporte une multitude de points isolés, et des discontinuités dans les points essentiels.
- L'algorithme de Tohmé donne des résultats non satisfaisants, car le squelette obtenu présente des discontinuités.
- Lors de l'application de l'algorithme de Marthon, nous voyons que le squelette obtenu est le meilleur par son caractère plus fin et plus précis en terme de direction par rapport aux squelettes obtenus par différents algorithmes.

Après l'étude comparative de tous les algorithmes de squelettisation, nous pouvons déduire que l'algorithme de Marthon est le plus performant pour ce type d'images. Dans le

chapitre qui suit, nous baserons notre étude pour la détection des anomalies (rétrécissements : sténoses) sur ce squelette.

# CHAPITRE

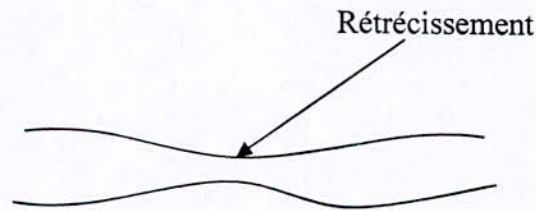
## IV

# Détection des Sténoses

### IV.1. Introduction :

Comme nous avons cité lors des interprétations des résultats, sur les squelettes obtenus par les différents algorithmes, nous allons baser cette partie de l'application sur le squelette obtenu par l'algorithme de Marthon, et l'image binarisée (image d'artère coronaire). Cette partie est consacrée pour le calcul des distances entre les squelettes et les contours de l'objet initial (diamètres).

Une fois que le calcul du diamètre en chaque pixel du squelette a été effectué, une étape de reconnaissance s'avère inévitable, celle-ci se base sur les caractéristiques d'une sténose.



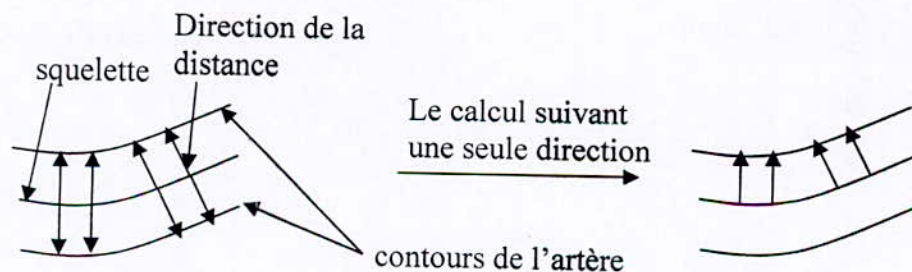
**Figure IV.1 :** Sténose théorique.

Une sténose est caractérisée par une diminution brusque du diamètre s'accompagnant par un rétablissement d'un diamètre égal ou peu différent du diamètre initial.

De plus, la longueur et le degré de rétrécissement représentent des informations à ne pas négliger.

### IV.2. Description de l'algorithme :

- ⇒ Dans cet algorithme l'objet initial (artère coronaire) est blanc, donc il prend la valeur 1 dans l'image binarisée.
- ⇒ Il faut que la direction de la distance calculée soit perpendiculaire à la direction du point squelette considéré.
- ⇒ Pour minimiser le temps de calcul, on peut suivre une seule direction perpendiculaire à la direction de chaque point du squelette voir la figure(1).



**Figure IV.2 :** Les directions perpendiculaires aux points du squelette.

En pratique, pour le calcul des diamètres, il faut connaître à chaque itération la direction du squelette. Cette direction peut être connue à partir de deux points successifs du squelette, de ce fait on peut distinguer 4 directions possibles, voir la figure ci-dessous.

1 : signifie un point squelette.

x : peut prendre la valeur 1 ou 0 .

Un seul x parmi les quatre prend la valeur 1.

x	x	x
x	1 → 1	
0	0	0

première direction

x	x	x
x	1 ↘ 0	
0	0	1

deuxième direction

x	x	x
x	1 ↓ 0	
0	1	0

troisième direction

x	x	x
x	1 ↙ 0	
1	0	0

quatrième direction

**Figure IV.3 :** Les quatre directions possibles du squelette.

En effet, on applique à chaque itération des érosions successives en 2-connexité sur l'objet initial suivant des directions perpendiculaires au point squelette considéré, en tenant compte des cas de la figure IV.3.

x	x ↑ x	x
x	1	1
0	0 ↓ 0	0

première direction

x	x ↗ x	x
x	1 ↗ 0	
0	0 ↘ 1	

deuxième direction

x	x	x
x ←	1	→ 0
0	1	0

troisième direction

x	x	x
X	1	0
1	0	0

quatrième direction

**Figure IV.4 :** Les directions des érosions correspondantes aux cas de la figure IV.3.

Le critère d'arrêt est défini par la suppression du point considéré du squelette, le nombre d'itérations ainsi réalisées définit la distance entre ce point et le contour de l'artère.

L'algorithme est donné comme suit :

**Début**

Binarisation de l'image (l'objet initial est blanc et prend la valeur 1).

Extraction du squelette à partir de l'algorithme de Marthon.

**Pour** chaque point du squelette **faire**

Rechercher la direction du squelette au point considéré.

Etablir la direction de propagation des érosions au point considéré.

Distance = 0 ;

**Tant que** le point considéré n'est pas supprimé **faire**

Eroder l'objet initial en 2-connexité suivant la direction établie.

Distance = Distance + 1 ;

**Fin tant que.**

**Fin pour.**

**Fin.**

**Remarque :**

Les diamètres ne sont pas calculés au niveau des points de bifurcation, parce qu'ils comportent plus de deux voisins.

**IV.3. Application de l'algorithme :**

Dans cette partie, nous allons appliquer notre algorithme pour le calcul des diamètres, et le rapport entre ces diamètres pour chaque deux points successifs du squelette.

En effet, nous allons présenter un exemple d'application sur des tableaux sur lesquels nous montrerons les différents résultats obtenus.

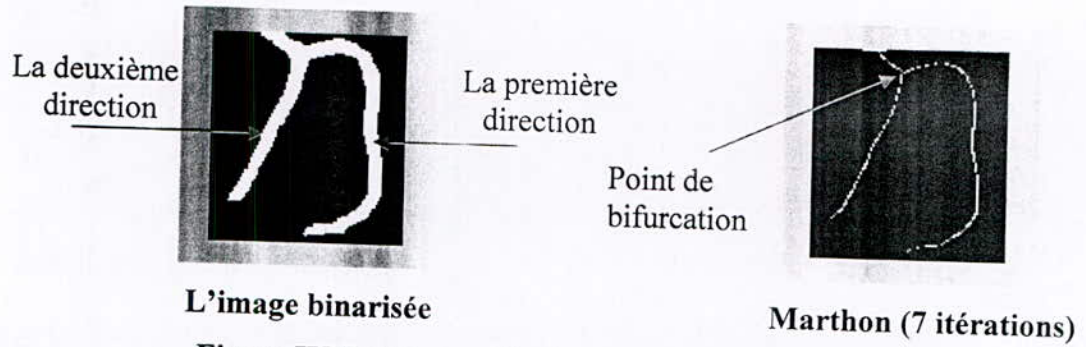


Figure IV.5 : L'image binaire et son squelette.

Les coordonnées		Les diamètres (pixels)	Les rapports des diamètres
i	j		
7	38	3	1
8	39	3	1
9	40	3	1,66
9	41	5	0,80
10	42	4	1,5
10	43	6	0,83
11	44	5	

Ces distances sont calculées par rapport à cette partie du squelette

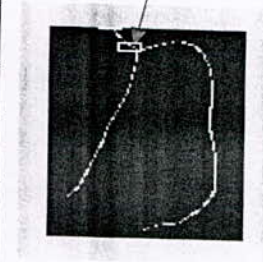


Tableau IV.1 : Quelques diamètres et rapports obtenus avant le point de bifurcation.



Les coordonnées		Les diamètres (pixels)	Les rapports des diamètres
i	j		
54	29	4	1
55	29	4	1
56	28	4	1
57	28	4	1
58	28	4	0,75
59	27	3	0,66
60	27	2	

Ces distances sont calculées par rapport à cette partie du squelette

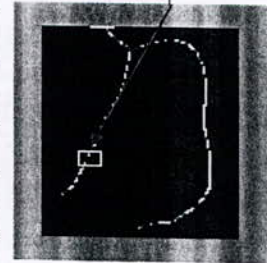


Tableau IV.2 : Quelques diamètres et rapports obtenus après le point de bifurcation suivant la première direction.

Les coordonnées		Les diamètres (pixels)	Les rapports des diamètres
i	j		
50	80	4	1
51	81	4	1
52	81	4	1
53	81	4	1
54	81	4	1
55	81	4	0,75
56	82	3	

Ces distances sont calculées par rapport à cette partie du squelette

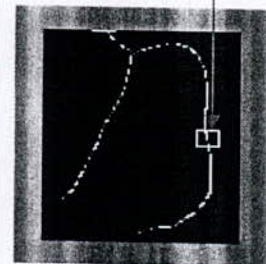


Tableau IV.3 : Quelques diamètres et rapports en % obtenus après le point de bifurcation suivant la deuxième direction.

**IV.4. Interprétation des résultats :**

On peut remarquer dans le Tableau1, que pratiquement les trois premiers diamètres sont constants et ont la valeur 3, mais à partir du pixel (57,28) les diamètres augmentent, rendant les rapports plus élevés. Dans ce cas précis, cette augmentation est due à la bifurcation de l'artère et ne représente pas une anomalie.

Les Tableaux 2 et 3 donnent respectivement des rapports de [0,75 et 0,66], représentant des rétrécissements (en %) de [25% et 34%] qui ne sont pas très significatifs (sténoses non significatives), Car d'après les spécialistes, une sténose est dite :

- ✓ Non significative si le rapport de rétrécissement est  $< 30\%$ .
- ✓ Moyenne si le rapport de rétrécissement est entre  $50\%$  et  $70\%$ .
- ✓ Sévère si le rapport de rétrécissement est  $70\%$  est  $90\%$ .
- ✓ Très sévère si le rapport de rétrécissement est supérieur à  $90\%$ .

#### **IV.5. Conclusion :**

L'application de l'algorithme précédent nous permet d'avoir avec précision une idée sur l'état de l'artère, car il nous donne à chaque point du squelette sa distance par rapport au contour de l'artère (diamètre). Le rapport en pour cent de ces diamètres peuvent être directement interprétables sur le plan anatomique.

# CHAPITRE

## V

# Présentation du logiciel

### **V.1. Introduction:**

Dans ce chapitre, nous allons donner une présentation de notre logiciel qu'on a réalisé comme application à la détection des anomalies au niveau des artères coronaires.

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

### **V.2. Généralités :**

SDAcorona ou « Segmentation et Détection des Anomalies dans les images coronariennes » est un logiciel réalisé grâce à l'outil de programmation DELPHI version 5 sous environnement Windows 98. Le choix du langage DELPHI est justifié par la souplesse et 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 présence d'un menu bien aménagé, d'une barre de boutons, d'une boîte à outils et d'une barre d'état, au niveau de l'application, facilite l'utilisation du logiciel.

Ce logiciel réalise essentiellement deux fonctions :

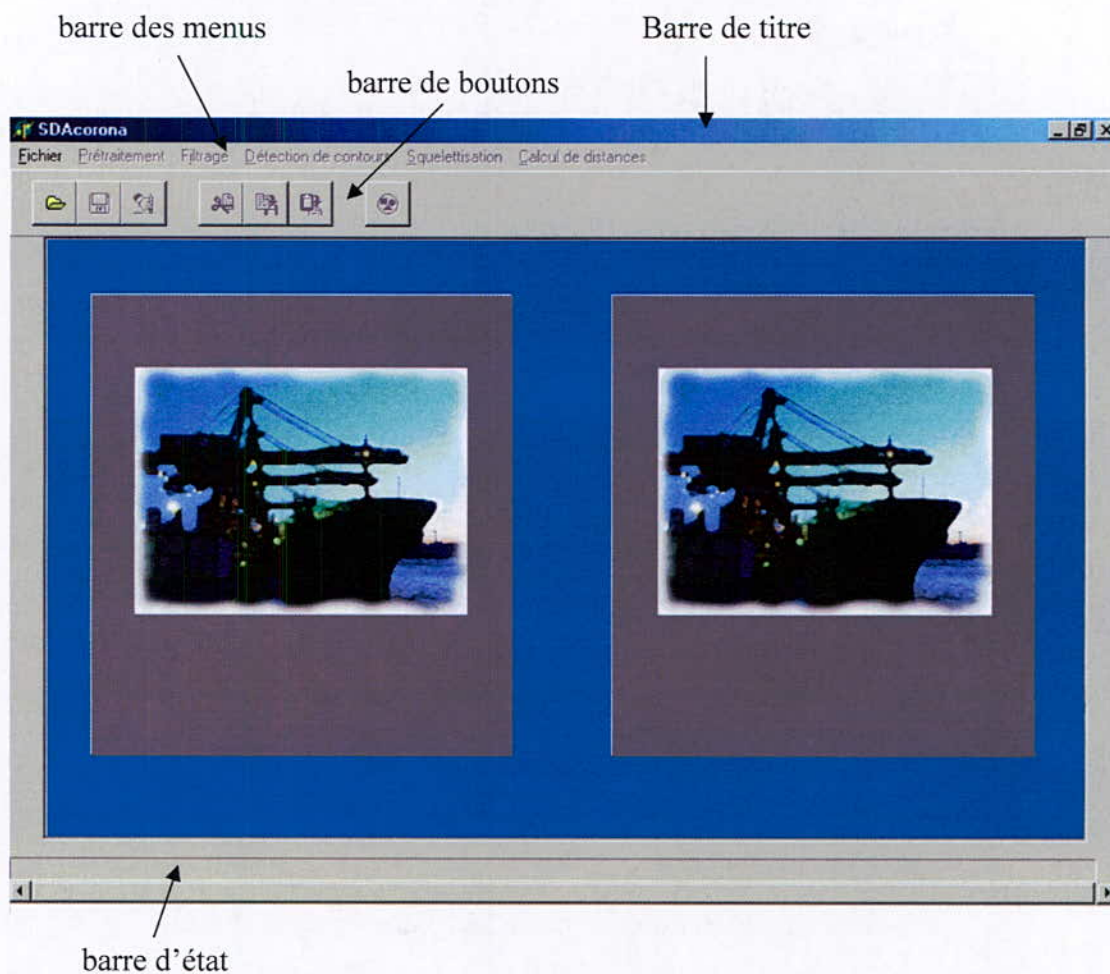
- La première est la segmentation des images coronariennes en utilisant l'approche frontière, c'est à dire extraction de contours.
- La deuxième est la détection des anomalies au niveau des artères.

Dans ce qui suit nous présentons la fenêtre principale de l'application et les menus secondaires avec leurs différentes opérations.

### **V.3. La fenêtre principale :**

Cette fenêtre est dite fenêtre mère parce qu'elle contient toutes les fenêtres utilisées lors de l'exécution du programme. Elle se compose des éléments suivants :

- La barre de menu.
- La barre des boutons.
- La barre d'état.



**Figure V.1 :** La fenêtre principale.

La fenêtre principale contient aussi deux zones d'images pour avoir toujours la présence de l'image originale et du résultat de l'opération appliquée.

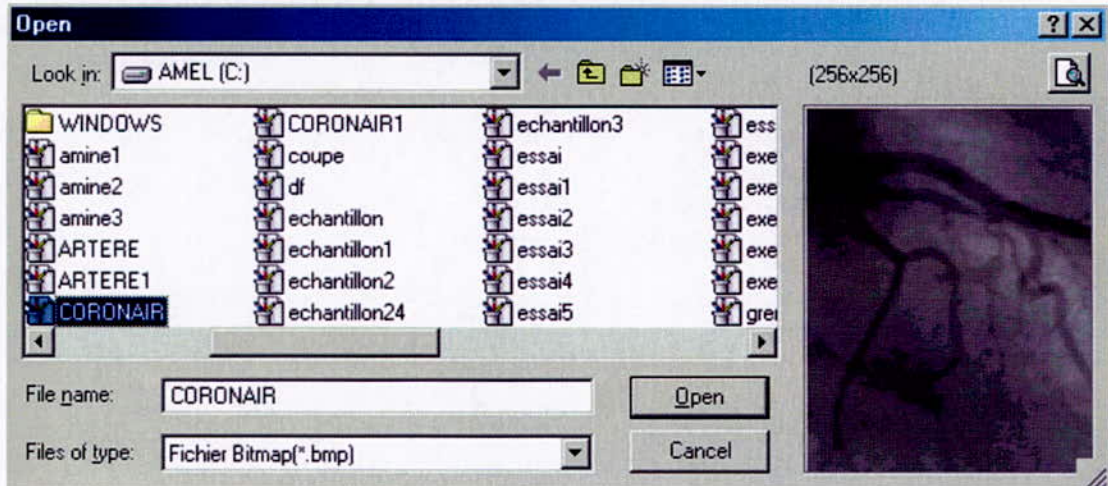
### **V.3.1. La barre des menus :**

C'est une barre contenant des articles qu'on peut sélectionner à partir de la souris. L'activation d'un article fait appel soit à une fonction, soit à une boîte de dialogue.

#### **V.3.1.1. Menu « Fichier » :**



- ✓ **Commande ouvrir** : a l'exécution de cette commande une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de choisir le nom du fichier image, d'extension (\*.bmp), à ouvrir.



**Figure V.2** : La boîte de dialogue «ouvrir».

- ✓ **Commande Enregistrer** : a l'exécution de cette commande une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de sauvegarder l'image qui se trouve dans la fenêtre active, sous un autre nom de fichier.
- ✓ **Commande Fermer** : L'exécution de cette commande permet de fermer de façon partielle l'application, les deux zones d'images seront vidées de leurs contenus, c'est comme si nous avons affaire à une réinitialisation du processus d'exécution.
- ✓ **Commande Quitter** : Cette commande permet de mettre fin à l'application.

#### V.3.1.2. Menu « Prétraitement » :



ce menu comporte les commandes suivantes :

- ✓ **Commande « Découpage »** : cette commande permet de considérer une partie de l'image originale en ayant la possibilité d'extraire la partie de

l'image sur laquelle nous voulons travailler ou dont il convient de travailler facilement.

La sélection de cette commande entraînera l'apparition d'une boîte de dialogue de découpage, où nous devons saisir des valeurs caractéristiques de l'opération comme :

- Les coordonnées du point de départ (à partir du coin inférieur gauche de l'image originale).
  - La hauteur et la largeur voulues.
- ✓ **Commande « Seuil »** : cette commande fait le calcul d'un seuil global adéquat pour une binarisation de l'image originale. Le seuil est calculé selon deux possibilités : la première consiste à déterminer le seuil de l'interclasse en utilisant le calcul des moyennes et des variances de l'image, la deuxième est une méthode itérative proposée dans ce projet.
- ✓ **Commande « Binarisation par »** : permet la binarisation de l'image suivant un seuillage locale ou un seuillage globale en utilisant des seuils adéquats. Pour le seuillage globale, une boîte de dialogue sera affichée contenant un curseur à faire déplacer pour visualiser les changements de l'image initiale.

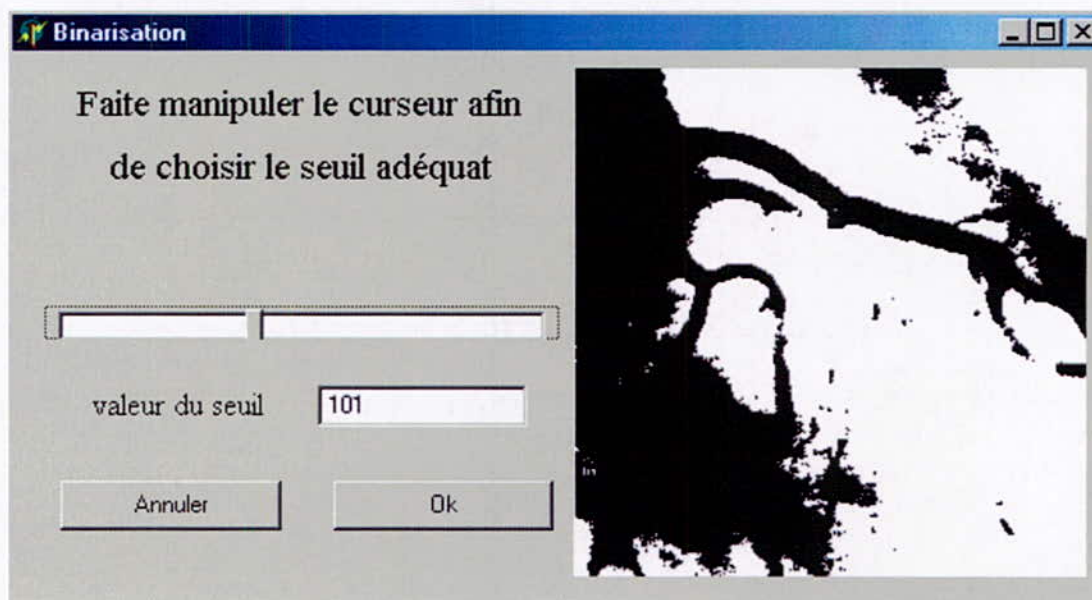
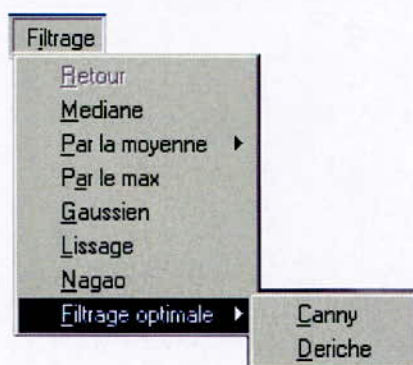


Figure V.3 : La boîte de dialogue «binarisation».

- ✓ **Commande « histogramme »** : ce sous-menu permet d'exécuter trois opérations :
- Affichage de l'histogramme de l'image.

- Réaliser une égalisation d'histogramme avec possibilité de comparer les histogrammes de l'image initiale et de l'image résultante.
- Réaliser une expansion d'histogramme avec possibilité de comparer les histogrammes de l'image initiale et de l'image résultante.
- ✓ **Commande « morphologie »** : permet d'exécuter les différents opérateurs morphologiques : érosion, dilatation, ouverture et fermeture.
- ✓ **Commande « inversion »** : permet d'inverser les niveaux de gris de l'image.

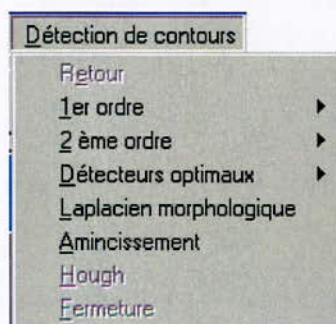
#### V.3.1.3. Menu « Filtrage »:



A partir du menu Filtrage, nous pouvons choisir l'un des filtres : médian, moyen (suivant un masque 3x3 ou 5x5), par le max, gaussien, lissage morphologique, Nagao, filtrage optimale de Canny ou celui de Deriche.

Un simple click sur une commande permet de réaliser l'opération de filtrage sur l'image courante.

#### V.3.1.4. Menu « Détection de contours » :





Ce menu permet de sélectionner un détecteur de contours pour extraire les contours de l'image. Ce détecteur peut être du 1<sup>er</sup> ordre (Roberts, Prewitt, Sobel, Kirsh, MDIF ou NAGDIF), du 2<sup>ème</sup> ordre (Laplacien 1 ou Laplacien 2), un parmi les deux détecteurs optimaux (celui de Canny et celui de Deriche) ou le Laplacien morphologique.

La détection de contours s'ensuit alors de quelques autres opérations comme un amincissement et une fermeture, ainsi que la détection des lignes dans les contours par l'utilisation de l'algorithme de Hough.

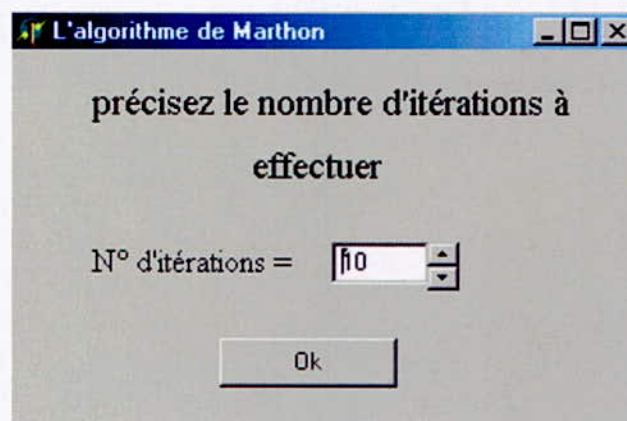
#### V.3.1.5. Menu « Squelettisation » :



Ce menu permet de sélectionner un algorithme de squelettisation parmi les cinq proposés pour pouvoir comparer entre leurs performances vis-à-vis des images coronariennes.

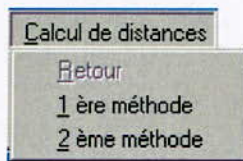
Les algorithmes disponibles sur le logiciel sont ceux de Marthon, Thomé, Serra, Rosenfeld ainsi que l'algorithme de Zhang et Suen.

Un simple click sur l'un des algorithmes fait apparaître une boîte de dialogue où il est demandé d'introduire le nombre d'itérations à effectuer pour appliquer l'algorithme choisit.



**Figure V.4 :** Exemple de boîte de dialogue pour squelettisation.

### V.3.1.6. Menu « Calcul de distances » :



Ce menu est le plus intéressant dans notre application puisque il permet de faire le calcul des distances entre le squelette de l'objet et ses frontières en vue de tirer les parties présentant des irrégularités définissant les rétrécissements dans l'artère.

nous aurons alors à choisir entre appliquer deux méthodes développées. Une comparaison pourra ainsi se faire entre ces deux méthodes.

La première méthode utilise, pour le calcul des distances, des érosions de 2-connexité suivant la direction perpendiculaire au squelette. Tandis que pour la deuxième, les érosions sont de type 8-connexité (nous ne cherchons pas la direction du squelette).

Le résultat sera donner sous forme de tableau (base de données) comportant les distances calculées entre un point du squelette et la frontière de l'objet, ainsi que des rapports définissant le rétrécissement.

### V.3.2. La barre des boutons :

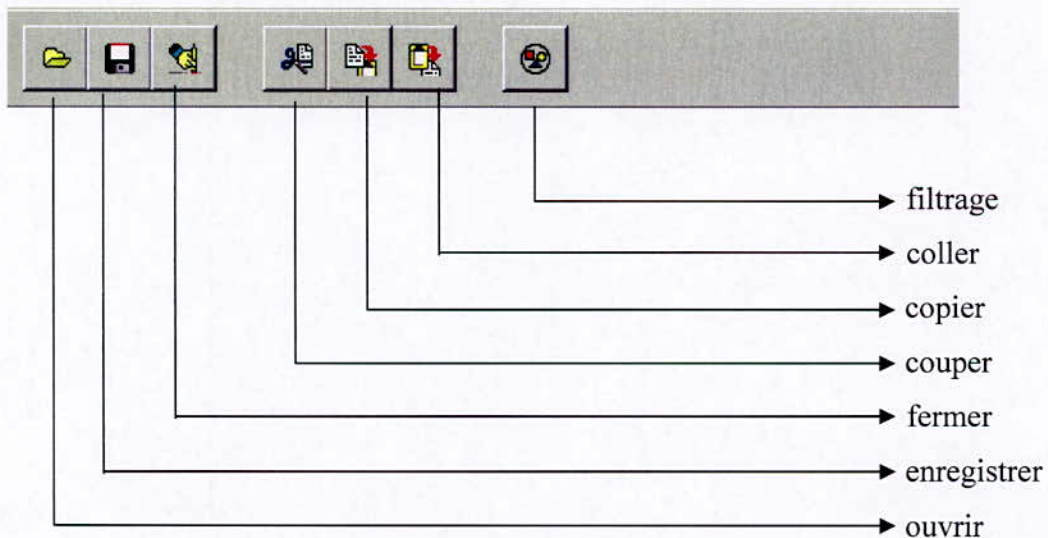


Figure V.5 : La barre des boutons.

### **V.3.3. La barre d'état :**



appliquer les différents algorithmes de squelettisation afin de voir la différence

**Figure V.6 :** La barre d'état.

C'est une barre qui visualise le nom du traitement en cours : aide des commandes.

### **V.4. Conclusion :**

Ce logiciel constitue un premier pas dans la reconnaissance d'anomalies au niveau des artères coronaires. Il présente les algorithmes classiques utilisés en traitement numérique des images ainsi que l'approche utilisée. Il est, aussi, initiateurs d'autres perspectives et idées afin de développer d'autres études dans le domaine coronarienne.

# Conclusion générale

## Conclusion générale

Au cours de notre travail, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images, dans le but de contribuer à la résolution d'un problème d'ordre médical. Celui-ci consiste en la détection des rétrécissements (sténoses) dans le réseau coronarien. Nous avons eu aussi à faire des choix que nous avons tenté de justifier.

Après avoir introduit la problématique au sens médical, nous avons essayé de proposer une solution technique qui a été enrichie tout au long de ce mémoire.

L'intérêt a été porté sur des notions générales du traitement d'images, comme l'acquisition des images et le pré-traitement qui a pour but le lissage du bruit introduit lors de l'acquisition. Nous avons, alors, étudié les différentes possibilités de pré-traitement : de la modification de l'histogramme de l'image en arrivant à l'application de différents filtres tels le filtre médian, moyenneur, Gaussien ...

Nous avons fait, aussi, un état de l'art des différents détecteurs de contours, sans manquer à différencier ceux du premier ordre et ceux du deuxième ordre ou ceux de la morphologie mathématique. Une étude des performances a été effectuée et nous a amené ainsi à classer le détecteur de Sobel en tête de liste.

Nous avons appliqué, encore, les différents algorithmes de squelettisation à la recherche d'un résultat optimal. L'algorithme de Marthon a été donc sélectionné grâce à sa performance remarquable.

Nous avons proposé, à la fin, une méthode d'identification des sténoses (rétrécissements) au niveau des artères basée sur l'utilisation du squelette et les contours de l'artère.

Des tests ont été effectués afin de valider la méthode proposée, ces derniers ont révélé des avantages au sens simplicité, efficacité. Cette méthode a fait apparaître ces limites comme toutes les méthodes ne travaillant que sur une seule image.

Nous avons présenté notre système ainsi réalisé, qui permet de faciliter la tâche à l'utilisateur, vu son interface conviviale et ergonomique.

# Annexes

## Annexe A

### A.1. Epidémiologie- Facteur de risque :

*" Bien que représentant de toute évidence l'ennemi public numéro un, les maladies cardiaques, et spécialement les cardiopathies par athérosclérose coronaire, ne pas toujours l'objet d'un traitement systématique, probablement parce que beaucoup croient qu'elles représentent l'inexorable échéance d'une vie humaine. Or, rien n'est plus faux. Les maladies cardiaques frappent de plus en plus à tous les âges...*

*L'ennemi : la maladie cardio-vasculaire est à nos portes. Pire, il est dans notre maison, et il s'impose à nous tout au long de l'existence. C'est pour cela que nous sommes tous concernés."*

Professeur Jean Lenègre

Le taux de mortalité causé par les maladies cardio-vasculaires représente près du double de celui causé par le cancer. Or la moitié de ces décès sont directement provoqués par l'athérosclérose, processus de dégénérescence qui se traduit par une altération de la paroi artérielle, avec dépôts lipidiques et fibrose, conduisant peu à peu à la perte de la souplesse de l'artère et à la réduction de son calibre, facteur d'ischémie.

#### A.1.1. Les facteurs de risque de l'athérosclérose:

Ces facteurs sont nombreux nous citons parmi eux :

**1)-Age et sexe :** L'athérosclérose se développe dès la puberté , mais les conséquences n'apparaissent le plus souvent qu'après 50 ans. La maladie touche trois fois les hommes que les femmes.

**2)-Obésité :** Le risque de maladie ischémique croit proportionnellement à l'excès de poids.

**3)-Sédentarité :** Les professions sédentaires sont beaucoup plus exposées que les professions actives.

**4)-Tabac :** Le tabac est l'un des principaux facteurs de risque des maladies cardio-vasculaires, il augmente la synthèse de "thromboxane" le plus puissant agrégant connu, le risque de maladie coronarienne est multiplié par 3 chez un fumeur de 20 cigarettes et plus par jour.

**5)-Les facteurs psycho-emotionnels et le stress :** Il s'agit surtout de sujets ambitieux et hyperactifs. Le stress joue son rôle favorisant par l'intermédiaire du système neuro végétatif ( décharge de Cathécholamines) et du spasme.

### **A.2. Physiologie du cœur et de la circulation :**

Le cœur est un muscle creux qui assure, par sa contraction, l'éjection du sang dans toutes les artères. Il existe une petite circulation qui est la circulation pulmonaire : elle comprend l'oreillette et le ventricule droits, le tronc et les branches de l'artère pulmonaire, les capillaires pulmonaires et les veines pulmonaires qui ramènent le sang "oxygéné" à l'oreillette gauche.

La grande circulation comprend l'oreillette et le ventricule gauches, l'aorte qui donne naissance à toutes les artères de l'organisme, les capillaires où se font les échanges entre les cellules et le sang, les veine qui assurent le retour du sang vers l'oreillette droite.

Le sang veineux à faible teneur en oxygène et forte concentration de gaz carbonique est propulsé par les cavités droites du cœur dans la circulation pulmonaire; il élimine le gaz carbonique et s'enrichit en oxygène dans les capillaires pulmonaires. Ce sang oxygéné est ensuite éjecté par les cavités gauches du cœur vers toutes les artères et les capillaires de l'organisme où il donne l'oxygène nécessaire aux cellules en échange du gaz carbonique qu'il emporte.

#### **circulation coronaire :**

Comme chaque organe, le cœur est vascularisé pour recevoir l'oxygène nécessaire à son fonctionnement.

Les artères coronaires assurent ce rôle. Elles se ramifient en artérioles puis capillaires.

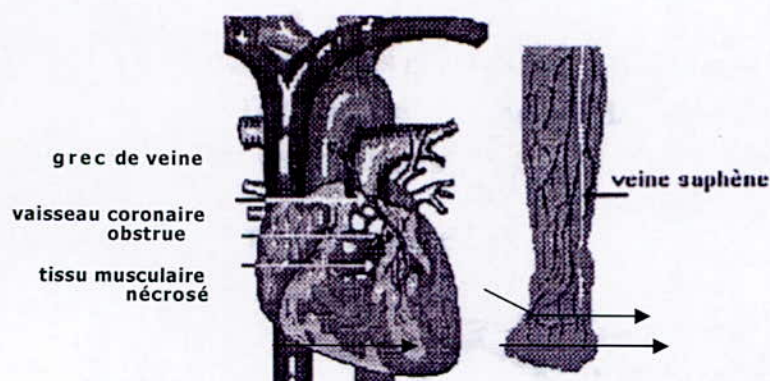
Deux particularités caractérisent la circulation coronaire :

- Le petit nombre d'anastomoses entre ces vaisseaux. De ce fait, une oblitération brutale d'une artère provoque une ischémie complète d'un territoire myocardique ; c'est l'infarctus ;
- La deuxième particularité est la forte tension à l'intérieur de la paroi du ventricule gauche pendant la systole. Elle comprime les artérioles de petit calibre. Cela explique que la vascularisation coronaire se fasse essentiellement pendant la diastole (la systole et la diastole sont respectivement la contraction et la dilatation des cavités).

### **A.3. Insuffisance coronarienne :**

L'insuffisance coronarienne est l'incapacité de la circulation coronaire d'assurer les besoins en oxygène du myocarde de façon parfaite.





**Figure A.1 :** Schéma d'un cœur présentant une insuffisance coronarienne et d'une greffe de veine.

### **A.3.1. Mécanisme et causes de l'insuffisance coronarienne :**

#### ➤ Rétrécissements des artères coronaires par athérosclérose :

C'est la cause la plus fréquente. Les dépôts lipidiques sur les parois des vaisseaux entraînent des sténoses parfois très serrées de la lumière de ces artères. Le flux coronaire est alors réduit et très insuffisant en cas d'effort (la sténose est le rétrécissement des vaisseaux).

#### ➤ Le spasme coronaire :

Les artères coronaires peuvent avoir une vasoconstriction. En fait, ces spasmes sont rares mais susceptibles d'engendrer une ischémie myocardique transitoire.

### **A.3.2. Conséquences physiopathologiques :**

**L'angine de poitrine :** Lorsque les lésions coronariennes sont modérées, c'est seulement au cours des efforts très importants que se manifeste l'insuffisance coronarienne. Mais si les lésions s'aggravent, un effort minime peut suffire à créer une ischémie dans une zone mal vascularisée.

**L'infarctus du myocarde :** Il apparaît lorsqu'une artère coronaire ou une de ses branches s'obstrue complètement. C'est le plus souvent un caillot qui vient oblitérer une sténose serrée.

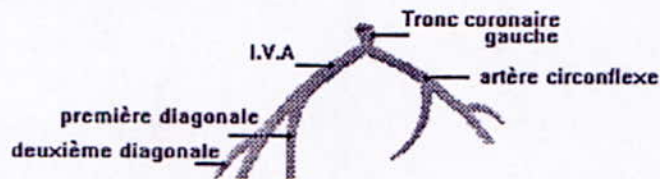
Tout le myocarde en aval de cette obstruction se nécrose. Les cellules perdent alors leur propriété de se contracter et se transforment progressivement en tissu fibreux.

(nécrose : altération se produisant après la mort d'une cellule au niveau d'un tissu, d'un organe, alors que le reste de l'organisme continue de vivre).

Le fonctionnement de la pompe cardiaque est perturbé par cette zone qui ne se contracte plus. L'éjection ventriculaire est diminuée. La tension artérielle baisse et il peut survenir un collapsus, parfois une mort subite.

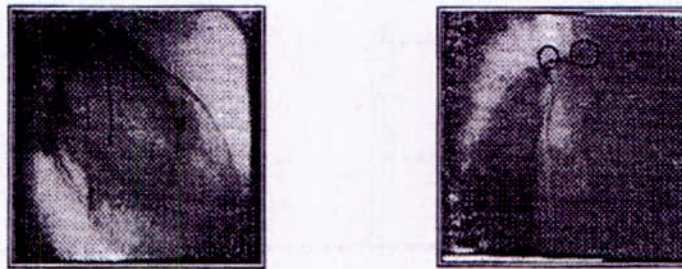
D'autre part, la zone nécrosée et les phénomènes inflammatoires, qu'elle déclenche à sa périphérie, majorent l'excitabilité du myocarde donnant des extrasystoles, tachycardies ou fibrillations ventriculaires.

### A.3.3. Structure de l'arbre coronaire :



**Figure A.2 :** Structure de la coronaire gauche O.R.G

L'angiographie est une technique qui permet de détecter les lésions vasculaires (sténoses), les figures suivantes présentent quelques angiographies cardiaques prises sur des malades différents, présentant des sténoses. Ces angiographies sont de très mauvaise qualité, ceci rend difficile l'élaboration d'un diagnostic précis.



**Figure A.3 :** différentes images d'angiographie cardiaque.

N.B : Les cercles sur les images représente les sténoses.

## Rappels sur le traitement du signal

### I. Transformée de Fourier

#### I.1 Définition :

Soit un signal continu  $A(x)$ , sa transformée de Fourier ou spectre  $\hat{A}(u)$  est définie par :

$$\text{TF } A(x) = \hat{A}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} A(x) \exp(-2j\pi ux) dx \quad (1)$$

Si  $A(x)$  est définie dans  $L^1(\mathbb{R})$  : l'espace des fonctions absolument intégrables, on a les propriétés suivantes :

- TFA(u) est une fonction continue et bornée sur  $\mathbb{R}$ ,
- TF est un opérateur linéaire et continu de  $L^1(\mathbb{R})$  dans  $L^\infty(\mathbb{R})$ ,

$$\lim_{u \rightarrow \infty} |\hat{f}(u)| = 0$$

la transformée inverse est donnée par :

$$\text{TF}^{-1} \hat{A}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{A}(u) \exp(2j\pi ux) du \quad (2)$$

#### I.2 Translation :

L'opérateur translation, noté  $\mathbf{r}_a$  est tel que :  $\mathbf{r}_a A(x) = A(x-a)$ . Nous avons alors la relation suivante :

$$\text{TF}\{\mathbf{r}_a A(x)\}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} A(x-a) \exp(2j\pi ux) dx = \exp(-2j\pi ua) \hat{A}(u) \quad (3)$$

#### I.3 dérivation :

Pour un signal  $A(x)$  dérivable, nous avons :

$$\frac{dA(x)}{dx} \xleftrightarrow{\text{TF}} 2j\pi u \hat{A}(u) \quad (4)$$

#### I.4 Théorie de convolution :

La transformée de Fourier du produit de convolution :

$$B(x) = A * h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) h(x-t) dt \quad (5)$$

Où  $h$  représente, par exemple, une réponse impulsionnelle de filtre, est donnée par :

$$\hat{B}(u) = TF\{A * h(x)\}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-2j\pi ux) \left[ \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) h(x-t) dt \right] dx \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \hat{B}(u) &= \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) \left[ \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-2j\pi ux) h(x-t) dx \right] dt \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) \exp(-2j\pi t) \hat{h}(u) dt \end{aligned} \quad (7)$$

$$\hat{B}(u) = \hat{A}(u) \cdot \hat{h}(u) \quad (8)$$

### I.5 Transformée de Fourier de la fonction Dirac :

La fonction Dirac est définie comme suit :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t) dt = 1 \quad (9)$$

$$d'ou: \delta \xleftrightarrow{TF} 1 \quad (10)$$

### II. Processus aléatoires :

Une variable  $A$  est une règle d'affectation d'un nombre  $A(\zeta)$  à chaque réalisation  $\zeta$  d'une expérience donnée. Un processus aléatoire ou stochastique  $A(x)$  est une règle d'affectation d'une fonction  $A(x, \zeta)$  à chaque réalisation  $\zeta$  d'une expérience. On utilise de façon classique la notation  $A(x)$  pour un processus aléatoire, on ne mentionne pas la dépendance avec  $\zeta$ .

Un signal  $A(x)$  peut être considéré comme la réalisation  $\zeta$  d'une épreuve, c'est alors une fonction  $A(x, \zeta)$  de la variable  $x$ . On utilise le terme de signal aléatoire.

Si  $x$  est fixé,  $A(x, \zeta)$  est une variable aléatoire associée aux réalisations d'une expérience.

Par exemple, la numérisation de  $n$  photographies de tissu prises dans les mêmes conditions fournit  $n$  images différentes. Chaque image  $a$  est la réalisation  $\zeta$  d'un processus stochastique  $A$ . Le niveau de gris  $a_s$  d'un pixel est une réalisation de la variable aléatoire

$A[s, \zeta]$  notée aussi  $A_s$ .

**II.1 Statistique des processus aléatoires :**

$A(x)$  est un processus stochastique. On définit les statistiques suivantes :

*Moyen ou moment d'ordre 1 :*

$$\mu(x) = E\{A(x)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} a.f(a,x) da \quad (11)$$

$$\text{avec : } \begin{cases} f(a,x) = \frac{\partial F}{\partial a}(a,x) \\ F(a,x) = P(A(x) \leq a) \end{cases} \quad (12)$$

*Autocorrélation :*

$$R(x_1, x_2) = E\{A(x_1) A^*(x_2)\} \quad (13)$$

$A^*(.)$  représente le complexe conjugué.

*Puissance moyenne :*

$$R(x,x) = E\{|A(x)|^2\} \quad (14)$$

*Autocovariance :*

$$C(x_1, x_2) = R(x_1, x_2) - \mu(x_1) \mu^*(x_2) \quad (15)$$

*Variance :*

$$C(x,x) = E\{|A(x)|^2\} - |\mu(x)|^2 \quad (16)$$

*Intercorrélation:*

Pour deux processus  $A(x)$  et  $B(x)$ , l'intercorrélation est définie par :

$$R_{AB}(x_1, x_2) = E\{A(x_1) B^*(x_2)\} \quad (17)$$

**III. Filtre :**

Un filtre linéaire est un système continu est stationnaire qui établit une réponse de convolution entre le signal d'entrée  $A(x)$  et le signal de sortie  $B(x)$  :

$$B(x) = A * h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) h(x-t) dt \quad (18)$$

$h(x)$  est la réponse impulsionnelle du filtre.

## 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 :

$$\text{TF}\left[\frac{\partial}{\partial Y} I(x,y)\right] = j u_y \text{TF}[I(x,y)] \text{ (propriétés de la TF « voir l'annexe 1 »)}.$$

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 a une série de Fourier

unidimensionnelle par rapport à la variable  $u_y$ . Cette série de Fourier est donnée par :

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

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  $3 \times 3$ ,  $h(m,n)$  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.

# Références bibliographiques



## Bibliographie

- [1] M.Kunt, "Traitement numérique des images", PPUR, 1993.
- [2] J.J.Toumazet, "Traitement de l'image sur micro-ordinateur", SYBEX, 1987.
- [3] H.Kraus, "Scan & retouche d'images", CAMPUS Press, 1999.
- [4] O.Pavie, "Photos, scan et retouches sous Windows 95/98", CAMPUS, 1999.
- [5] R.C.Gonzalez et P.Wintz "digital image processing" second edition, Addison-Wesley Publishing Company, 1987.
- [6] N. Lassouaoui, segmentation des images, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Novembre 2004.
- [7] 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.
- [8] T. Pavlidis, Why progress in machine vision is so slow, Pattern recognition letters, Vol°13, pp : 211-225, 1992.
- [9] J.M.S. Prewitt-Object Enhancement and extraction, picture processing and psychopictorics, B.S. Likin and A.rosenfeld, Academic press, london, 75-149, 1970.
- [10] matlab\help\pdf\_doc\images\images\_tb.pdf «version 5.3».
- [11] 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.
- [12] Rafael C. Gonzalez, Digital Image Processing, second edition, Addison Wesley, 1987.
- [13] D. Harwood, M. Subbarao, H. Hakalahti, L.S. Davis, A new class of edge-preserving smoothing filters, Pattern recognition Letters, Vol°6, pp: 155-162, 1987.
- [14] Joan S. Weszka, A survey of Threshold Selection Techniques, Computer Graphics and Image Processing, Vol° 7, pp: 259-265, 1978.
- [15] 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.
- [16] J. Canny, A computationnal approach to edge detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol°8, N°6, pp :679-698, Nov 1986.
- [17] R.M. Haralick and L.G. Shapiro, Survey: Image segmentation Techniques, Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol°29, pp: 100-132, 1985.

- [18] Afcet, 8<sup>ième</sup> Congrès, Reconnaissance des formes et intelligence artificielle, Vol° 2, pp : 848-857, 25-29 Nov 1991, Lyon, Villeurbanne.
- [19] Michel Schmitt, Des Algorithmes Morphologiques à l'Intelligence Artificielle, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1989.
- [20] F. Meyer et S. Beucher, Morphological Segmentation, Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol° 1, N° 1, pp : 21-46, Sept 1990.
- [21] J.P. Cocquerez et S. Philipp, Analyse d'images : filtrage et segmentation, Edition Masson, 1995.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Serge Beucher, Watershed Hierarchical Segmentation and Waterfall Algorithm, Mathematical Morphology and its Application to Image Processing, Kluwer Academic Publishers, pp: 69-76, 1994.
- [25] S. Bres, P.A. Champin, J.M. Heraud, V. Herilier, J.M. Jolion, E. Loupias, Traitement d'images et vision par ordinateur, Projet TELESUN, A world wide multimedia TELEteaching System for Universities, <http://telesun.insa-lyon.fr/~telesun/welcome.html>.
- [26] S. Beucher & Meyer, The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation, pp: 433-481, Chap 12, extrait de Mathematical Morphology in Image Processing, Edward R. Dougherty edition, 1992.
- [27] 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.
- [28] C.G.Bhattacharya-A simple method of resolution of a distribution into gaussian components, Biometrics, vol.23,115-135, 1976.
- [29] K.V. Mardia, T.J. Hainsworth-A spatial thresholding method for image segmentation, IEEE Trans. On PAMI, vol.10,n°6,919-927,1988.
- [30] B.Bhanu, O.D. Faugeras-segmentation of images having. Unimodal distributions, IEEE Trans. On PAMI, vol.4,n°4,408-419,1982.

- [31] B.Bhanu, B.A.parvin-segmentation of natural scenes. Pattern Recognition vol.20,n°5,487-496,1987.
- [32] A.Gagalowicz,C.Graffigne-Blind Texteture segmentation, IEEE Proc.IAPR, Rome,1981.
- [33] G.B. Coleman, H.C. Andrews-Image segmetation by clustring,Proc. IEEE,vol.67,n°5,773-785,1979.
- [34] E.Diday, J.Lemaire, J. Poujet, F. Testu- éléments d'analyse de données, Dunod, Paris, 1982.
- [35] L.Lebart, A.Morineau, J-P. Fénelon- Traitement des données statistiques. Dunod, Paris, 1982.
- [36] S.Geman, D.Geman, C.Graffigne, P.Dong-Boundary detection by constrained optimisation, IEEE Trans. On PAMI, vol.12, 609-628,1990.
- [37] B.Bolbas-Random graph, Academic press, london, 1985.
- [38] J.M. Chassery, C. Garbay- An iterative segmentation method based on a cotextuel color and shape criterion, IEEE Trans. On PAMI, vol. 6,n°6,794-800,1984.
- [39] G.E. Lowitz-can a local histogram really map texture information, Pattern Recorgnition,16,141-147,1983.
- [40] F.Brétaudeau- une nouvelle approche orientée étiquetage pour la détection des frontières en milieu texturé, Actes de PIXIM'89 ,Paris,1989.
- [41] F. Chantermargue, M. Popovic, R. Canals, P.Bonton- Parallelization of the merging step of the region segmentation method, 7<sup>th</sup> scandinavian conference on image analysis, Aalborg (Denmark), 993-940,aout 1991.
- [42] 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.
- [43] A.Montanvert, P.Meer, A.Rosenfeld-Hierarchical image analysis using irregular tessellations, IEEE Trans. On PAMI, vol.13,307-316.
- [44] A.Belaïd et Y.Belaïd, Reconnaissance des formes méthodes et applications, © 1992, InterEditions, Paris.
- [45] H.Blum, " A transformation for extracting new descriptors of shape", Symp.on Models for the Perception fo speech and visual Forme, Boston, Novembre 1964. Mit Press.
- [46] F.L.Bookstein, "the line-skeleton", CGIP, 11, 1979.
- [47] S.A.. Friedberg, "Finding axes of skewed symmetry", CVGIP, 34, 1986.

- [48] J.C.Mott-Smith, "Medial axis transformations", , picture processing and psychopictorics, B.S. Likin and A.rosenfeld, Academic press,1970.
- [49] J.Serra, Image analysis and mathematical Morphology, Academic press, 1982.
- [50] Tohmé S., "Prétraitement du chiffre manuscrit", 1er congrès RFIA, AFCET-INRIA ed, Chatenay-malabry,1978.
- [51] J.J.CHASSERY, A.MONTANVERT « Géométrie discrète en analyse d'images », HERMES, 1991.
- [52] A .Chabane et M. Michot, " Méthodes de Traitement des Images",Mars 1997.
- [53] P.Marthon, A.Bruel et G. Biguet. squelettisation par calcul d'une fonction discriminante sur un voisinage de 8 points. In Actes du 2<sup>e</sup> congrès AFCET : Reconnaissance des formes et intelligence artificielle, pages 107-114, Toulouse,1979.

## ملخص

يقوم هذا العمل بتجزئة الصور الطبية و بالضبط الأنجيوغرافيا (صور الأوعية) و يدخل في اطار ت.م.ك (التشخيص المساعد بالكمبيوتر). الهدف من ذلك هو الكشف على تضيق الأوعية الدموية المسببة بالدرجة الأولى لتصلب الشرايين, يمكن أن يتخلل التشخيص الموضوعي من طرف الاختصاصي عدة أخطاء, هاته الأخيرة ترجع إلى نوعية الصور من حيث الجودة و نقص الدقة. عملنا ينقسم إلى ثلاثة أقسام, في الأولى نبحث عن المحيط الأمثل لشبكة الأوعية هذا البحث سمح لنا بدراسة عدد كبير من كواشف المحيطات مما أدى إلى إختيار انجع. في القسم الثاني نبحث عن هيكل الشبكة. في القسم الثالث, نقترح طريقة لحساب عرض الأوعية, لنضع بذلك قواعد حساب النسب المستعملة في الكشوفات, النتائج المحصل عليها يمكنها أن تستعمل مباشرة للتشخيص الطبي.

الكلمات المفتاحية: التجزئة, صور الأوعية, ت.م.ك, المحيط, الهيكل, شبكة الأوعية, عرض الأوعية.

## RESUME

Ce travail traite de la segmentation d'images médicales (angiographies cardiaques), et entre dans le cadre de la DAO (Diagnostic Assisté par Ordinateur). Le but de celui-ci est de détecter les lésions vasculaires (sténoses) dues en majeure partie à l'athérosclérose. Le diagnostic établi par le spécialiste engendre parfois pas mal d'erreurs, ces dernières sont dues à la piètre qualité du signal et au manque de précision. Notre travail se divise en trois parties, dans la première, nous recherchons le contour optimal du réseau coronarien, cette recherche a permis de passer en revue tous les types de détecteurs de contours, finissant ainsi par un choix solide.

Dans la seconde partie nous recherchons le squelette du réseau en faisant une étude comparative entre les différents algorithmes de squelettisation.

Dans la troisième partie, nous proposons un algorithme pour le calcul des diamètres de l'artère, pour aboutir aux rapports entre ces diamètres. Les résultats obtenus peuvent être directement interprétables sur le plan anatomique.

**Mots clés :** segmentation – angiographie cardiaque-DAO- contour- squelettisation-réseau coronaire – diamètres.

## ABSTRACT

This work is about segmentation of medical images (angiograms), and it belong to the CAD (computer aided diagnosis), the goal of this last is vascular lesion's detection caused in major part by atherosclerosis. The specialist diagnosis may be false, it is caused by the very poor signal's quality and lack of accuracy. Our work is divided in three parts, in the first, we search for the vascular net an optimal edge, this lead to make a state of art of edge detectors wish lead also to a solid choice.

In the second part, we search for the skeleton of the coronary net while doing a comparative study between the different algorithms of skeleton.

In the third left, we propose an algorithm for the count of diameters of the artery, to succeed to reports between these diameters, the gotten results can be directly interpretable on the anatomical plan.

**Keywords:** segmentation – angiograms – CAD – edge – skeleton – coronary net - diameters.