

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Electronique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

POUR L'OBTENTION DU DIPLOME
D'INGENIEUR D'ETAT EN ELECTRONIQUE

THEME

Segmentation De l'Arbre Coronaire A Partir De Coronarographies

Proposé par :
Mlle A..MOUSSAOUI

Etudié par :
MOUAS SLIMANE
&
MAKHOLOUFI ABDELOUAHAB

Encadré par :
Mlle A.MOUSSAOUI

PROMOTION 2001

E.N.P. 10, Avenue Hacene BADI EL-HARRACH, ALGER (16200).

ملخص :

لقد قمنا باستخدام طريقتين لتحليل الصور المنبثقة من التصوير الإشعاعي للشريان الإكليلي الموجود في القلب، و المتثلة في الطريقة المرتكزة على العامل الاشتقاقي و الطريقة المرتكزة على العوامل المورفولوجية، هذه الأخيرة تنقسم إلى مرحلتين :

1. التصنيف : و التي تستعمل عاملا مورفولوجيا و المدعو (THO) ، الذي سوف يلف مع مصفف غوص.
2. المتابعة : حيث يتم تحليل الشدة عبر دوائر نموذجية أكبر بقليل من عرض الشريان، و التي سوف تحدد السطر المركزي له. و بعد التجريب لاحظنا أن الطريقة الثانية (التي تم تقديمها في [HAE 99]) طريقة مجديا بإفرازها نتائج ملحوظة. و في المستقبل نترقب مرحلة أخرى مكتملة و هي عملية الوسم.

مفاتيح :

التصوير الإشعاعي، الشريان الإكليلي، العامل الاشتقاقي، العوامل المورفولوجية، التصنيف، مصفف غوص، المتابعة والوسم.

ABSTRACT :

Two Methods for Segmentation of Coronary Arterial Tree (CAT) at the basis on CORONAROGRAPHY, using different operators such as those based Derivatifs Operators and those based on Morphological Operators, are tested. The stages of the second method are : 1)- Pre-treatment: by using Top Hat Operator (THO), which is convolved with Gaussien Filter of small scale. 2)- Tracking Algorithm: the image intensity is analysed along the circumference of circular templates centered at Artery centreline points with diameter slightly greater than the artery width. At the end, after the tests we can say that the method tested is an efficient method for the extraction of Coronary Arterial Tree. In perspective, we can envisage the Labelling of this CAT.

Keywords:

Segmentation, CAT, Coronarography, Morphological Operators, Top Hat Operators, Gaussien Filter, Tracking and Labelling.

RESUME :

Dans ce travail, nous avons testé deux méthodes de segmentation de l'Arbre Coronaire à partir de Coronarographies, la première est la Méthode Dérivative, et la deuxième est basée sur la Morphologie Mathématique. Cette dernière méthode se divise en deux étapes: 1)- Le Prétraitement: qui consiste à utiliser l'Opérateur Chapeau Haut l'orme et qui doit être convolué a un filtre Gaussien. 2)- La Poursuite Séquentielle: l'intensité de l'image est analysée le long de la circonférence d'un gabarit circulaire centré sur les points de la ligne médiane de l'artère avec un diamètre légèrement supérieur que la largeur de l'artère. En fin, on a remarqué d'après les résultats obtenues que cette méthode est efficace en donnant de bon traitement. En perspective, on peut envisagé l'étiquetage de l'arbre coronaire.

Mots Clés:

Coronarographie, Arbre Coronaire, Chapeau Haut de l'orme, Poursuite Séquentielle et l'Etiquetage.

REMERCIEMENTS

Nos remerciements s'adressent à notre encadreur Melle. Moussaoui, qui a fait l'honneur de nous assister durant la réalisation de notre projet.

Nous exprimons notre profonde gratitude à M. Boussekssou, Mme. Hamami et M. Mehenni enseignants à l'ENP, pour leurs conseils, encouragements, et aides précieux qu'ils nous ont apportés pendant notre travail.

Nos remerciements s'adressent aussi à M. Boudehane Abdellah ingénieur de l'ENP pour son aide et ses conseils pendant notre travail.

Notre profonde gratitude à M. Mehenni, Maître de Conférence à l'ENP, qui nous a fait l'honneur de présider le jury.

Nous tenons aussi à exprimer nos remerciements à M. Boussekssou qui nous a fait l'honneur de faire partie du jury de soutenance.

Nous remercions Mlle. Ait Daoud Chargée de Recherche CDTA pour l'aide qu'elle nous a apportée pendant la recherche bibliographique.

Nous remercions aussi M. Mouas Amar pour son aide précieux, pendant la correction générale de la thèse.

المذكرات

Je dédie ce mémoire

Et à tous ceux qui me sont chers...

A mes amis Moussa, Nabil, Khairedine,

A mon cher ami Abdelmalek,

A mes amis Sofiane, O, Mohamed, Sofiane, H, Khaled et Karim,

Hassina,

A mon oncle Madjid et ses enfants Belkacem, Nassim, Fadhila, Dalila, Lynda et

A mes cousins Abdelghani, Toufik, Mouloud, Karim,

A mes oncles Ismail, Ahmed,

A Hassen et Zidouma,

A mes cousines Saïda, Nassima, Noura, Mounia, Souad,

A ma sœur Zineb,

A mes frères Mustapha, Zoubir, Yacine, Lahcen et Hichem,

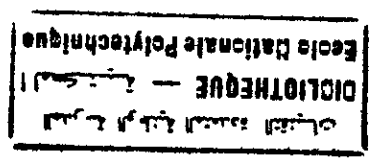
universitaire,

A ma très chère mère qui s'est tant sacrifiée pour me voir réussir dans mon parcours

A mon très cher père, qui m'a encouragé durant toutes mes études,

A la mémoire de ma chère grand-mère,

Dédicaces



Dédicaces

*A mon très cher Père , qui m'a encouragé durant toutes mes études,
A ma Mère , celle qui m'a pris entre ses bras, là où je fais recours à tout moment
d'inquiétude... ma mère puis ma mère puis ma mère,
A mes très chères Sœurs en témoignage de notre amour, Malika, Samia, Nora,
Lynda, et Yasmina,
A mon cher petit frère Rafik,
A mon neveu Walid,
A mon beau-frère Farid ,
Aux mémoires de mes grand-mères Eldjouhar et Fatima, et de mon oncle Lounas
Rabah,
Aux mémoires de mes grand-pères Slimane et Said,
A mes chères tantes Tassadit, Fathma, et Fatima,
A mes chers oncles Rabah et Ahmed,
A mes chers cousins Mohamed, Hamid, Moussa, Farid, Abdelghani, Ali, et Said,
A mes cousines,
A toute ma famille,
A mes Amis Frères Lamine, Lies, Salah, et Khaled,
A Tous mes amis.*

Je dédie ce modeste travail.

ANI

Sommaire

Dédicaces	
Remerciements	
Résumé	
Sommaire	
Introduction Générale	1

Chapitre I : Le Cœur et la Cardiopathie

I.1 Généralités.....	3
I.1.1 Anatomie du cœur	3
I.1.2 Le système circulatoire	4
I.1.3 Les artères coronaires	4
I.2 Cardiopathies ischémiques.....	6
I.2.1 L'Athérosclérose.....	6
I.2.2 Réduction du calibre artériel, Sténoses	6
I.2.3 Thromboses	7
I.3 Cathétérisme cardiaque et coronarographique	9
I.3.1 Cathétérisme cardiaque	9
I.3.2 Coronarographie	9
I.3.3 L'angioplastie transluminale des artères coronaires	10
I.4 Conclusion.....	11

Chapitre II : Techniques d'Acquisition et d'Imagerie Médicale

II.1 Introduction.....	12
II.2 Support informatique de l'imagerie médicale	13
II.2.1 Numérisation	13
II.3 Conservation des données.....	15
II.3.1 Disquette	15
II.3.2 Bande magnétique	15
II.3.3 Disque optique numérique	16
II.4 Les systèmes de traitement numérique	16
II.4.1 Processeur d'image	16
II.4.2 Processeur vectoriel.....	16

II.5 La transmission des images numériques.....	17
II.6 Recueil et numérisation des informations.....	17
II.6.1 La médecine nucléaire.....	17
II.6.2 L'échographie.....	18
II.6.3 R.M.N.....	18
II.6.4 Angiographie numérisée.....	19
II.7 Intérêt par rapport aux techniques classiques.....	19
II.8 Applications futures de l'imagerie numérique.....	20
II.8.1 Devenir et évolution de l'imagerie.....	20
II.8.2 Exemples d'applications.....	20
II.8.3 Système PET (Positron Emission Tomography).....	20
II.9 L'avenir de l'imagerie.....	21
II.9.1 La réalité virtuelle.....	21
II.10 Les limites de l'imagerie médicale.....	21
II.10.1 Les limites liées au codage.....	21
II.10.2 Problèmes liés à la transmission des images.....	22
II.10.3 Les problèmes liés au diagnostic de l'image.....	23
II.11 Conclusion.....	23
Chapitre III : La Morphologie Mathématique	
III.1 Introduction.....	24
III.2 Définition de la morphologie mathématique.....	24
III.3 Morphologie mathématique à deux niveaux de gris.....	24
III.3.1 Dilatation.....	24
III.3.2 Erosion.....	26
III.3.3 Ouverture et fermeture.....	27
III.4 Morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris.....	28
III.4.1 Dilatation.....	29
III.4.2 Erosion.....	29
III.5 Implémentation algorithmique des opérateurs de lamorphologie mathématique ..	30
III.5.1 L'érosion et la dilatation.....	31

III.5.2 La reconstruction.....	33
III.6 Application	35
III.7 Conclusion.....	36

Chapitre IV : Les Techniques Classiques De Segmentation D'Images

IV.1 Prétraitements	37
IV.1.1 Généralités.....	37
IV.1.2 La modification d'histogramme	37
IV.1.3 La réduction du bruit ou le filtrage.....	42
IV.1.4 Rehaussement de contraste.....	54
IV.2 Segmentation	54
IV.2.1 Méthodes dérivatives	55
IV.3 Résultats	65
IV.4 Conclusion.....	68

Chapitre V : Les Méthodes De Segmentation Appliquées Aux Images Coronarographiques

V.1 Introduction.....	69
V.2 Les méthodes de segmentation pure	69
V.2.1 Une technique à part, présente dans de nombreuses méthodes, le seuillage.....	69
V.2.2 Les techniques de segmentation par morphologie mathématique	70
V.2.3 La dérivation et ses dérivés.....	72
V.2.4 Les contours actifs (SNAKES).....	73
V.2.5 La détection multi-échelle (multi-scale framework).....	73
V.3 Les méthodes algorithmiques associées	74
V.3.1 La programmation dynamique.....	74
V.3.2 Les algorithmes de poursuite (tracking).....	74
V.4 Conclusion.....	75

Chapitre VI : La Méthode De Segmentation Retenue

VI.1 Extraction de l'arbre coronaire.....	76
VI.1.1 Traitement préliminaire.....	76

VI.1.2 Algorithme de poursuite.....	76
VI.2 Organigramme de l'extraction de l'arbre	80
VI.3 Organigramme de poursuite séquentielle.....	81
VI.4 Application	82
VI.5 Conclusion.....	83
Chapitre VII : Présentation Du Logiciel CORSEG	
VII.1 Organisation générale	84
VII.1.1 File	85
VII.1.2 Filtrage	86
VII.1.3 Segmentation.....	87
VII.1.4 Algorithme de poursuite	87
VII.1.5 Fenêtre	88
VII.1.6 Help.....	88
VII.2 Conclusion.....	92
Conclusion Générale.....	93
Annexes	
Bibliographie	

المدسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

0

Introduction Générale

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

Introduction Générale :

المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

L'imagerie médicale est un domaine vaste et en plein essor tant par ses techniques que par sa nécessité. Elle couvre de nombreux domaines de la physique moderne. En effet, il existe des modalités d'imagerie variées.

Donnons quelques exemples : la radiographie qui utilise les propriétés de pénétration des rayons X, différentes selon les tissus traversés (imagerie anatomique), les images issues de la médecine nucléaire qui utilise les émissions radioactives de traceur se fixant sur les cellules de l'organe que l'on veut étudier (imagerie fonctionnelle), l'imagerie par résonance magnétique, le scanner, l'échographie, qui utilise les ultrasons...

La numérisation de ces images permet leur traitement informatique. Elle offre ainsi la possibilité d'associer les sciences de traitement d'images, de l'automatique et de l'ingénieur au domaine médical.

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre projet :

La fréquence des troubles cardio-vasculaire (infarctus, angine de poitrine...) motive la recherche d'un outil d'aide au diagnostic permettant de lier de manière plus précise les pathologies artérielles et leurs conséquences sur l'irrigation du cœur. Tous ces troubles sont en effet les conséquences d'une mauvaise alimentation du muscle cardiaque en sang, voire pour certaines zones en cas d'infarctus, d'une absence totale d'apport sanguin, entraînant la nécrose de la partie du muscle concernée. Ces pathologies sont liées à notre alimentation, trop riche en graisses saturées, et à notre rythme de vie laissant une plus grande part au stress qu'à l'exercice physique. La prise de conscience de ces facteurs augmentant les risques et les changements d'habitudes qu'elle devrait entraîner n'étant pas immédiat, la recherche de techniques permettant d'éviter pour un diagnostic plus précis toute opération inutile ou mal ciblée trouve tout son sens.

En effet, la solution thérapeutique à la présence de sténoses (rétrécissement ou obstruction partielle ou totale d'une artère), peut être l'intervention chirurgicale "légère" aboutissant à la pose d'un stent ou d'un ballon pour maintenir dans un cas ou rétablir dans l'autre l'artère dans sa forme initiale ou dans une configuration suffisante à l'écoulement sanguin. Cependant, une intervention plus lourde est parfois nécessaire, c'est le cas des pontages.

La précision du diagnostic est alors très importante. En effet, il s'agit de traiter la sténose en rapport avec le défaut d'alimentation.

D'où la nécessité de lier et de localiser la cause et l'effet associé de manière précise c'est-à-dire, de lier la position d'une sténose à celle de la zone musculaire déficiente. En effet, un bon diagnostic, précis et liant avec justesse l'anatomie de telle artère à la perfusion de telle région du cœur permettrait d'éviter toute intervention inefficace car mal ciblée

Notre étude a pour objectif de segmenter l'arbre coronaire dans le but d'améliorer la précision du diagnostic.

Afin de mener bien notre travail, le présent mémoire est structuré comme suit :

- Au *chapitre I*, nous avons introduit le domaine de la **Cardiologie**. Puis nous survolons l'anatomie du **Cœur** et les **cardiopathies**.
- Le *chapitre II* est consacré à l'**Imagerie Médicale** ainsi qu'aux techniques d'**Acquisition** et d'archivages.
- Le *chapitre III* présente la théorie de la **Morphologie Mathématique**.
- Le *chapitre IV* expose les techniques classiques de **Filtrage** et de **Segmentation** existantes.
- Le *chapitre V* est un aperçu sur les techniques de segmentation propre aux **Coronarographies**.
- Le *chapitre VI* expose une méthode de segmentation nouvelle proposée dans l'article [HAE 99].
- Le *chapitre VII* est consacré à la présentation du logiciel **CORSEG**.

Une conclusion est enfin donnée, elle fera la synthèse du travail effectué et permettra entre autre, de développer des perspectives et recherches dans la segmentation d'imagerie médicale.

Trois annexes (A, B et C) sont aussi données, qui ont pour but de compléter quelques notions présentées dans les différents chapitres.



I

Le Cœur et la Cardiopathie

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

I.1 Généralités :

I.1.1 Anatomie du Cœur :

Le cœur est l'organe moteur de l'appareil circulatoire, situé dans le médiastin, région médiane de la cavité thoracique, entre les deux poumons. C'est un muscle creux qui joue le rôle d'une double pompe foulante à deux étages : les oreillettes, droite et gauche, chassent le sang dans les ventricules, droit et gauche ; le ventricule droit chasse le sang dans le circuit pulmonaire ou petite circulation, et le ventricule gauche, dans la grande circulation.

On peut aussi distinguer un cœur droit, qui reçoit le sang veineux de l'ensemble du corps et l'expulse dans les poumons, et un cœur gauche où le sang, oxygéné, revient pour être envoyé dans tout l'organisme.

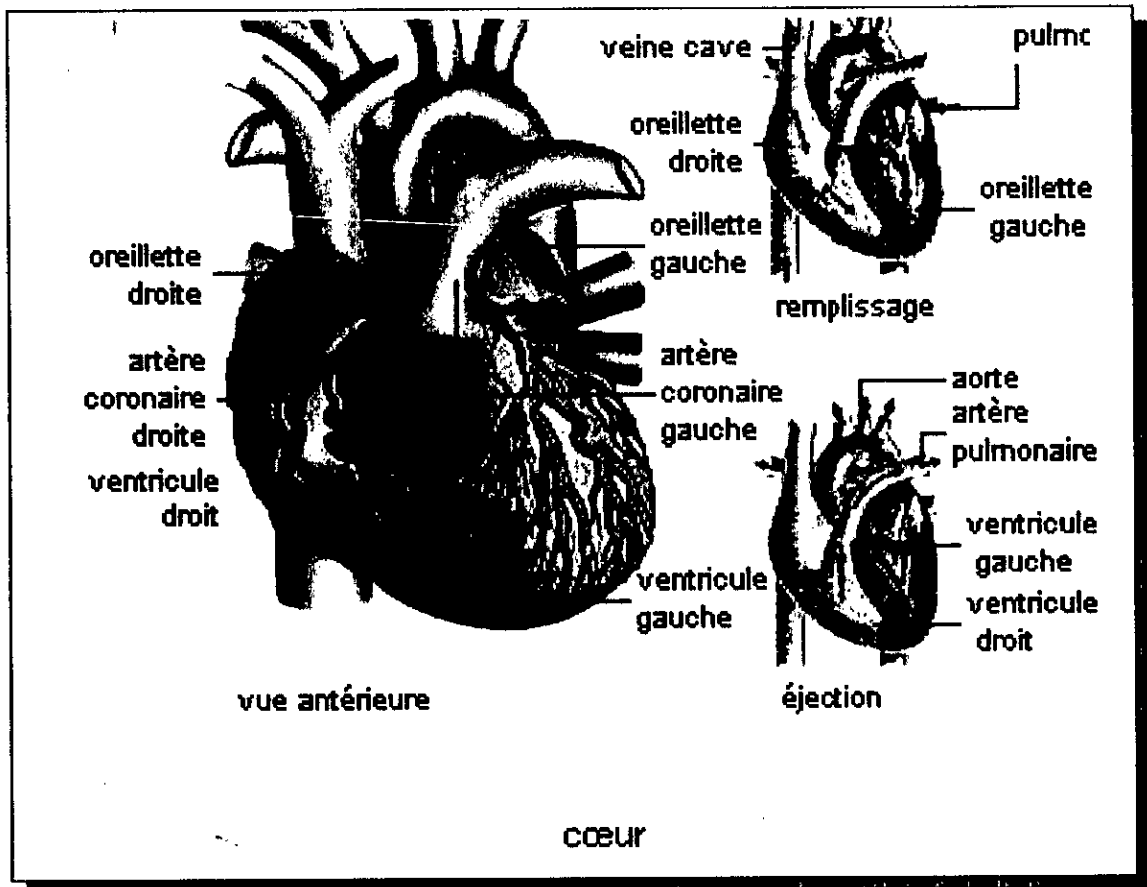


Figure I.1 La Vascularisation du Cœur .

I.1.2 Le Système Circulatoire :

L'appareil circulatoire peut être schématiquement conçu comme une vaste canalisation fermée, constituée par les artères et les veines, en continuité à leur extrémité centrale par le cœur, à leur extrémité périphérique par les capillaires. Cet appareil circulatoire comporte en fait, deux territoires vasculaires distincts : l'un comprend les vaisseaux et les capillaires pulmonaires, l'autre les vaisseaux et les capillaires du reste du corps. Le cœur envoie aux poumons, par l'artère pulmonaire, le sang veineux, contenu dans le ventricule droit. Ce sang après avoir traversé les capillaires des poumons, où il se libère d'une partie de son gaz carbonique et se charge en oxygène, est ramené par les veines pulmonaires dans l'oreillette gauche : c'est le cycle de la *petite circulation*.

Passé de l'oreillette dans le ventricule gauche, le sang est envoyé dans la grande circulation par l'aorte et tout l'arbre artériel. Aux extrémités de celui-ci, il traverse les capillaires, cède aux tissus une partie de son oxygène et se charge en gaz carbonique provenant du métabolisme tissulaire, puis il est ramené par l'arbre veineux dans l'oreillette droite : c'est le cycle de la *grande circulation*.

Passé de l'oreillette droite dans le ventricule droit, le sang est envoyé aux poumons et le cycle recommence. [LAR 86]

I.1.3 Les Artères Coronaires :

Comme tout muscle de l'organisme, le muscle cardiaque, le myocarde, a besoin d'une vascularisation ; c'est le rôle des artères coronaires.

Les artères coronaires sont au nombre de deux : la coronaire gauche ou antérieure et la coronaire droite ou postérieure.

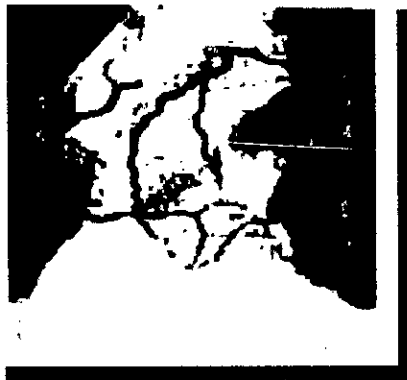
a) L'artère coronaire droite :

Elle donne des branches ventriculaires antérieures, inférieure et l'artère marginale droite (figure I.4), soit :

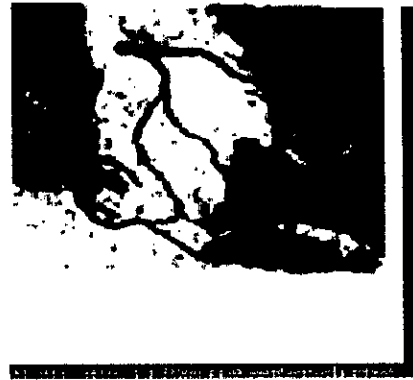
- Les branches antérieures naissent du tronc à angle droit.
- Les branches inférieures forment un angle aigu avec l'artère coronaire.
- L'artère marginale droite à proximité du bord droit du cœur.
- Des branches auriculaires supérieures, latérales et inférieures.

b) L'artère coronaire gauche :

Elle est constituée du tronc coronaire gauche qui chemine derrière l'artère pulmonaire et se divise en ses branches terminales : l'artère circonflexe se trouve dans le sillon auriculo-ventriculaire gauche, qui donne des branches auriculaires et ventriculaires. les branches auriculaires sont supérieures, latérales et inférieures. Les branches gauches sont destinées à la partie gauche du ventricule gauche. (figure I.3)



(a)

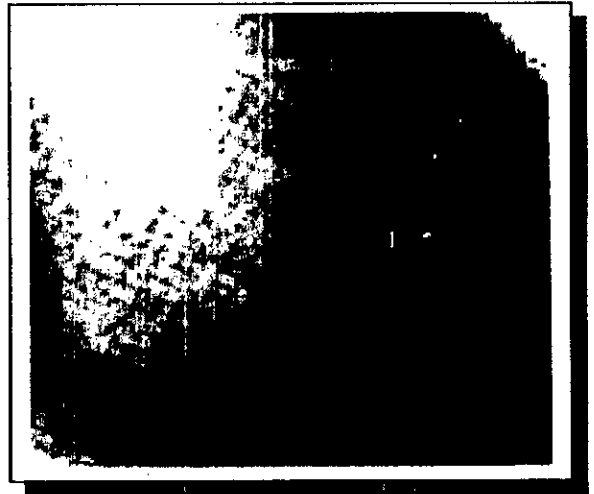


(b)

Figure I.2 Schéma anatomo-radiologique des artères coronaires :
a. Incidence : oblique antérieur droit.
b. Incidence : oblique antérieur gauche.

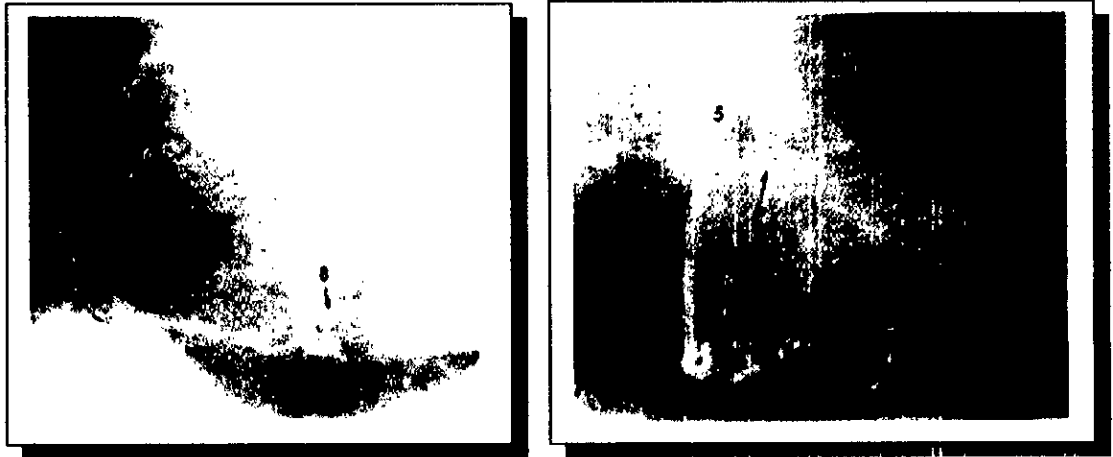


(a)



(b)

Figure I.3 Artère coronaire gauche normale.
a. Incidence: oblique antérieur gauche.
b. Incidence: oblique antérieur droit.



(a)

(b)

Figure I.4 Artère coronaire droite normale.

a. Incidence: oblique antérieur gauche.

b. Incidence: oblique antérieur droit.

I.2 Cardiopathies Ischémiques :

I.2.1 L'Athérosclérose :

L'Athérosclérose ou athérome, est une affection silencieuse des artères qui se développe très lentement et qui est à l'origine d'accidents vasculaires graves car, d'une part, elle réduit le diamètre intérieur de l'artère, d'autre part, elle favorise les thromboses (caillot à l'intérieur du vaisseau). De ce fait, l'athérosclérose constitue la cause principale de la crise cardiaque (infarctus du myocarde). La lésion s'installe très lentement, non apparente pendant longtemps, puis brusquement compliquée d'une insuffisance circulatoire du territoire irrigué par l'artère touchée. Cette insuffisance circulatoire, dite ischémie, peut être transitoire lors d'effort physique (crise d'angine de poitrine) ; ou bien durable, et alors responsable de troubles graves, nécrose ou infarctus.

Ethymologiquement, le terme «athérosclérose» provient du grec athéra (bouillie grasseuse) et de sklèrose (durcissement) ; la lésion se présente sous forme d'une plaque fibreuse faisant saillie à la face interne de l'artère. Cette lésion se développe dans la paroi des grosses et des moyennes artères. [UNI 95]

I.2.2 Réduction du calibre artériel, Sténoses:

C'est le rétrécissement d'un vaisseau, par les plaques d'athéromes, selon le volume de la plaque, le calibre du vaisseau et le siège de la lésion par rapport aux bifurcations et aux branches

qui naissent de cette artère.

Les conséquences sont plus ou moins graves sur l'irrigation du territoire situé en aval (figure I.5).

Quantification :

Les sténoses peuvent être quantifiées :

- En mesurant le diamètre absolu du rétrécissement en millimètres,
- En comparant le diamètre minimal de l'artère au diamètre du segment artériel sain en amont et en aval. Les difficultés sont liées au choix du segment de référence, en cas de naissance d'une collatérale ou de dilatation coronaire, juste avant ou après la sténose.
- En mesurant la longueur de la sténose en millimètre.

Les mesures des diamètres coronaires doivent être faites sur une artère bien opacifiée et en diastole.

Une sténose est dite *significative* pour une réduction de diamètre, supérieure à 50%, ce qui correspond à une réduction de surface d'environ 75%.

Une sténose est dite serrée pour une réduction de diamètre supérieure ou égale à 75%.

[EMC92]

I.23 Thromboses :

La thrombose est la formation d'un caillot de sang ou thrombus, dans les cavités cardiaques ou dans la lumière des vaisseaux, artères ou veines.

Un thrombus est une masse de sang coagulée à l'intérieur d'une cavité vasculaire, veine, artère ou cavité cardiaque. Il peut être rouge, formé par réseau de fibrine coagulée en serrant dans ses mailles les globules rouges et les autres éléments figurés du sang, ou blanc, constitué par un amas de plaquettes et de globules blancs.

La plupart des thrombi sont mixtes, formés par des strates concentriques rouges et blanches. Le thrombus peut être mobile dans le courant circulatoire, thrombus libre ou migrateur, ou fixé à la paroi vasculaire : thrombus adhérent.

I.2.3.1 Conséquences hémodynamique des Thromboses :

Les conséquences sont très variables suivant le volume de la thrombose, le calibre de l'artère et le territoire qu'irrigue celle-ci. Les conséquences hémodynamiques des thromboses, compliquant les lésions d'athérosclérose, sont une aggravation brusque de la situation circulatoire

du territoire.

Cette aggravation se manifeste en général bruyamment: accident coronarien aigu (infarctus). [UNI 95]



Figure I.5 Sténose très serrée (95%) de l'artère interventriculaire antérieure. Incidence: oblique antérieure gauche



Figure I.6 Thrombose artérielle complète des artères hypogastriques de l'iliaque externe droite; thrombus partiellement occlusif de l'iliaque externe gauche et de l'iliaque primitive droite

I.3 Cathétérisme Cardiaque Et Coronarographique :

I.3.1 Cathétérisme Cardiaque : [EMC 92]

Le cathétérisme du cœur consiste en l'introduction, par le système veineux, d'une sonde poussée successivement, d'une veine périphérique vers la veine cave supérieure ou inférieure, l'oreillette droite, le ventricule droit, l'artère pulmonaire et le capillaire pulmonaire. La sonde permet de mesurer les pressions qui règnent dans les diverses cavités traversées et concentrations en oxygène. Le cathétérisme est utile au diagnostic de certaines cardiopathies.

I.3.2 Coronarographie :

L'angiographie numérisée s'est véritablement développée au cours des années 1980, à la suite des travaux d'auteurs américains (Mistréttà CA, Nudelman, Kruger RA, Riederer J, Owit TW) qui ont permis, par le traitement numérique du signal vidéo, la mise en évidence de faible concentration du produit de contraste présentes dans les vaisseaux.

L'équipement et le principe sont les suivants :

Une chaîne de numérisation comporte les éléments technologiques suivants : une source de rayons X, un amplificateur de luminance, une caméra vidéo, un convertisseur analogique numérique (CAN), un ordinateur, un convertisseur numérique analogique, et un élément de visualisation.

L'émission de rayons X consiste en un flux de photons X qui, après avoir traversé la région d'intérêt du patient, va être reçu sur un amplificateur de luminance. Cet amplificateur de brillance est un photomultiplicateur fournissant un signal optique analogique qui est alors transmis à l'aide d'un objectif sur la couche photoconductrice de face avant d'un tube analyseur de la caméra vidéo. Le faisceau électronique balaie la cible en $1/25^{\text{ème}}$ de seconde et transforme les variations d'intensité lumineuse liées aux variations d'absorption en un signal électrique analogique ou signal vidéo. Cette opération de lecture effectuée par la caméra vidéo se fait schématiquement selon deux processus de balayage : entrelacé ou progressif.

Le but de la numérisation est de transformer les informations analogiques de l'image en un certain nombre de données numériques facile à exploiter. La numérisation du signal vidéo par le C.A.N consiste à remplacer le signal électrique continu par une suite de valeurs discrètes obtenues par un échantillonnage et une quantification de ce dernier. [GVP 00]

Cette transformation provoque une perte d'information acceptable si la fréquence d'échantillonnage est au moins deux fois supérieure à la plus haute fréquence du signal étudié afin d'éviter les problèmes de repliement spectral (théorème de Shannon). Cette fréquence d'échantillonnage détermine un découpage de l'image optique en une matrice 512*512 ou 1024*1024 pixels couramment utilisée en angiographie numérisée. Le pas de quantification du signal vidéo est directement lié à l'analyse par niveaux de gris de la luminance de l'image optique. Si le codage du signal s'effectue sur 8 bits par exemple, la valeur entière de chaque pixel sera comprise entre 0 et 255.

Le signal numérique est stocké en temps réel dans des mémoires à temps d'accès très court (100 ns). Actuellement les images de taille 512*512 sont acquises à la cadence de 25 images / seconde et mémorisées dans des RAM de 1 à 2 Mega-octets de mémoire, et ceci grâce à une compression de l'image sans perte de l'information.

133 L'Angioplastie Transluminale des Artères Coronaires. [EMC 92]

Ce traitement a pour but d'ouvrir les sténoses coronaires à l'aide d'un cathéter muni d'un Ballon de dilatation, introduit par voie percutanée, selon une technique dérivée du cathétérisme cardiaque. Le mécanisme d'action, par lequel le ballon de dilatation ouvre l'artère rétrécie, se résume schématiquement en une rupture de l'intima, une dissection de la media et une distension de l'adventice.

La technique de l'angioplastie coronaire comporte tout d'abord un temps de préparation du malade et de sélection du matériel, (cathéter guide, cathéter à dilatation et guide manœuvrable), en fonction du type, de la localisation de la sténose et du diamètre de l'artère coronaire. Le déroulement de l'angioplastie présente les phases suivantes :

- Mise en place du cathéter guide dans l'ostium coronaire, et choix des incidences donnant la meilleure vision de la sténose et du trajet coronaire à suivre.
- Franchissement de la sténose avec le guide manœuvrable positionné dans la partie la plus distale de l'artère.
- Franchissement de la sténose avec le ballon de dilatation.
- Inflation du ballon avec un mélange de contraste iodé et de sérum à une pression suffisante pour faire disparaître l'empreinte du ballon sur la sténose.

- Contrôle du résultat et surveillance angiographique de quelques minutes pour s'assurer de sa stabilité. (figure I.7)

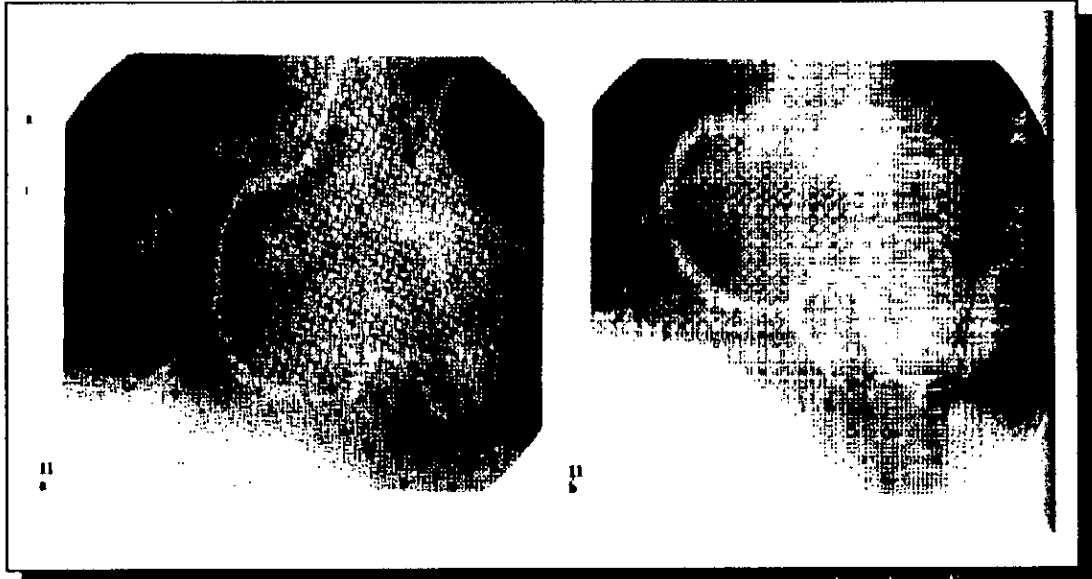


Figure I.7 Angioplastie de la coronaire droite :

- a :** Incidence OAG crâniale : avant dilatation, sténose serrée du trépied de la coronaire droite n'englobant pas les branches de division.
- b :** Cliché post-dilatation: disparition complète de la sténose sans modification du lit d'aval.

I.4 Conclusion :

Nous avons exposé dans ce chapitre l'anatomie générale du cœur, en détaillant les artères coronaires (gauche et droite) précisément car c'est l'objet de notre étude, puis nous avons abordé les différentes cardiopathies que peut avoir cette artère coronaire (Athérosclérose, Sténose, Thrombose,...). Dans un troisième lieu, expliqué le type d'image (Coronarographique) utilisée.

Enfin, nous avons terminé ce chapitre par une technique de traitement des pathologies de l'artère coronaire qui est l'*Angioplastie*.

Dans le chapitre suivant, il est question de l'usage des différentes techniques d'acquisition et d'imagerie médicale.



III

Techniques d'Acquisition et d'Imageries Médicales

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

II.1 Introduction :

Les techniques d'imagerie occupent une place croissante dans l'exercice de la médecine où les images peuvent intervenir aussi bien dans le processus de décision diagnostique que thérapeutique. Il peut s'agir d'images radiologiques (radiologie conventionnelle, tomographies), scintigraphiques, échographiques, photographiques, de films (endoscopie) ou d'images fonctionnelles obtenues par reconstruction (tomodensitométrie, imagerie par résonance magnétique ou I.R.M.), voire simulées permettant de constituer une réalité virtuelle.

On peut distinguer les images physiques, optiques ou électromagnétiques (rayons X), par nature analogique, et des images mathématiques, de nature numérique, correspondant généralement à des matrices de nombres, traduisant le plus souvent la distribution des intensités lumineuses en tous les points de l'image. Les images obtenues par la tomodensitométrie, par exemple, sont de ce type.

Qu'elle soit faite d'emblée ou secondairement, la numérisation des images facilite leur traitement, leur stockage et leur transmission à distance. Ces traitements se sont considérablement développés avec l'apparition de techniques efficaces de compression et de stations de travail présentant les capacités de stockage et la puissance de calcul nécessaire à la mise en œuvre des objectifs et des bases du traitement. La Figure II.1 résume les différentes composantes d'une chaîne de traitement d'images.

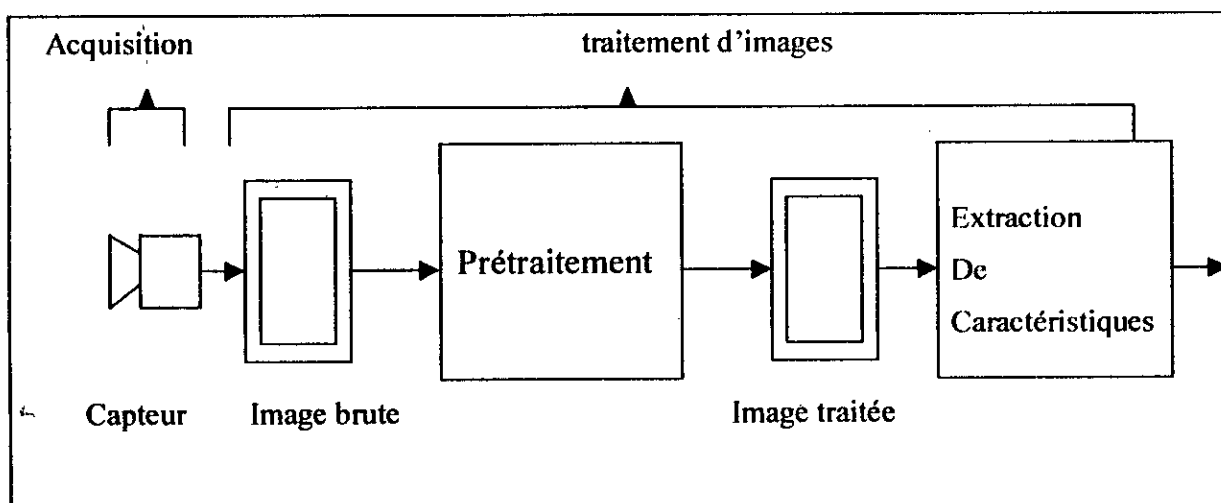


Figure II.1 La chaîne de traitement d'images.

II.2 Support Informatique de l'Imagerie Médicale : [FEL 98]

II.2.1 Numérisation :

L'ordinateur manipule des images sous forme d'un tableau de valeurs. La numérisation consiste à transformer l'image analogique initiale en une image numérique. Elle s'effectue en deux, voir trois codages, grâce à différents moyens dont les plus utilisés sont les caméras et les scanners.

II.2.1.1 Etapes de codage :

a) Codage spatial :

L'image est grillagée en un tableau de $N * N$ cases appelées pixels. Les côtés du pixel précisent la résolution spatiale. Dans l'espace, un tableau à trois dimensions détermine un cube appelé voxel.

La résolution spatiale, en médecine nucléaire est de l'ordre de $128 * 128$ pixels, en radiologie de $1750 * 1750$ pixels, soit $0,02 \text{ mm}^2$ par pixel.

b) Codage en intensité :

Chaque pixel reçoit une information caractérisant l'importance du phénomène physique reçu. En médecine nucléaire : nombre de photons détectés ; en radiologie : intensité du signal reçu au niveau du détecteur à rayons X. C'est la résolution de contraste. La densité est stockée sur 1 ou 2 octets. Exemple : 256 niveaux de gris codés en 8 bits, soit 1 octet.

c) Codage temporel :

La résolution temporelle résume le temps nécessaire à créer une image ; 30 images par seconde est le rythme imposé pour une application en temps réel.

Si N est le nombre de pixels par ligne ou par colonne, et D le nombre d'octets codant l'intensité, $N*N*D$ représente le nombre d'octets occupés par l'image numérisée. Ceci exige un minimum de 512 Ko pour manipuler des images numériques.

L'œil ne pouvant percevoir que 52 niveaux de gris, un codage de 1 octet suffit à la résolution en densité.

II.2.1.2 Dispositifs d'Acquisition :

a) Les scanners :

Le mot, issu de l'Anglais «to scan » (scruter), est aujourd'hui bien connu, surtout dans ses applications médicales. Dans le domaine des arts graphiques, le scanner analyse une image, une photo, une page de texte et en reconstitue le dessin, et éventuellement les couleurs.

Pour le multimédia, cela se concrétise par une transformation en signaux numériques, l'appareil lui-même, ressemble à une photocopieuse, mais l'image (fixe) y est reproduite par une série de bits que l'ordinateur interprétera.

Le nombre de capteurs, (appelés dispositifs à transfert de charge, Charged Couple Devices, CCD, en anglais), que possède le scanner est directement proportionnel à la qualité de l'image que l'on obtiendra.

Des scanners tridimensionnels sont aujourd'hui opérationnels et permettent, grâce au laser, d'obtenir une image numérique intégrant les formes de l'objet passé au scanner.

b) Les caméras :

On remarque globalement deux types de caméras :

Les caméras à tubes :

De moins en moins utilisées, les caméras à tubes sont des dispositifs d'acquisition relativement anciens : une cible photoconductrice explore un faisceau électrique ligne par ligne et fournit, en sortie, un signal analogique proportionnel à l'intensité.

Les caméras CCD :

Les caméras CCD, comme leur nom l'indique, sont constituées d'une grille de capteurs CCD qui fournissent directement l'intensité des points de l'image, ce qui évite l'opération d'échantillonnage nécessaire pour les caméras à tubes. L'intensité, délivrée par un capteur CCD, est proportionnelle au point de l'image correspondant.

c) Les cartes d'acquisition vidéo :

Grâce à la carte d'acquisition vidéo, l'ordinateur peut acquérir des séquences issues de magnétoscopes, de caméscopes, de vidéodisques ou d'autres sources vidéo ou composites. Elle a pour fonction de numériser en temps réel ces différentes productions pour les restituer sur l'écran. Il existe une certaine variété de ces cartes, qui font appel à différentes normes de compression, et leurs résultats sont qualitativement très variables.

d) Codification des images vidéo :

Lorsque l'on veut incruster une séquence vidéo dans une réalisation multimédia, il est indispensable que la carte d'acquisition vidéo et les utilitaires annexes soient en mesure d'accepter le code qui régit cette séquence de télé, de magnétoscope ou de caméscope.

Or, le code de la télévision diffère selon les pays : l'ex. URSS, la France et certains pays d'Afrique utilisent le standard SECAM, le reste de l'Europe, le standard PAL (tous les deux à 25 images par seconde) et les Etats-Unis et le Japon, le standard NTSC (à 30 images par seconde). Quant aux cassettes vidéo, leur format d'enregistrement le plus courant porte le nom de VHS, SECAM représente les initiales de Système Séquentiel Couleur A Mémoire, PAL celles de Phase Alternate Line, NTSC celles de National Télévision System Committee et VHS celles de Video Home System. Quelques rares cartes acceptent tous ces standards, mais la plupart ne sont pas compatibles avec le SECAM.

II.3 Conservation des Données : [FEL 98]

Trois supports sont proposés :

II.3.1 Disquette :

Elle offre une place de 2,1 Mo (sans tenir compte du formatage du DOS), soit la possibilité de stocker huit images de $512 * 512 * 1$ octets plus les résultats du patient. Le temps d'accès à l'image est modeste (1s), ainsi que le coût (20 centimes par Ko).

Avantages et inconvénients :

- Le plus utilisé pour les images tomographiques
- Chaque disquette contient les résultats d'un seul patient
- La capacité est assez faible (8 images seulement)
- PROBLEME: l'archivage des disquettes elles-mêmes

II.3.2 Bande Magnétique :

Elle dispose de 50 Mo soit plus de 100 images $64 * 64 * 2$ octets. Chaque bande contient des informations de plusieurs patients, ceci exigeant une gestion soignée. Le temps d'accès est plus important : 1 minute, mais le coût est plus faible, 1 centime par Ko.

Avantages et inconvénients :

- Utilisé en médecine nucléaire
- Capacité plus importante
- Coût très faible
- PROBLEME: l'archivage des bandes, le temps d'accès trop long, la possibilité de mélange de données.

II.3.3 Disque Optique Numérique (le plus avantageux) :

Il associe à la fois une immense capacité de stockage (306 Giga octets, soit 10 000 images 512*512*1 octet), un temps d'accès de 100 nanosecondes et l'opportunité d'utiliser simultanément plusieurs dizaines de disques.

Avantages :

- Grande capacité
- Temps d'accès très court, possibilité d'utiliser conjointement plusieurs disques.

II.4 Les Systèmes de Traitement Numérique : [FEL 98]

Le traitement d'une image numérique nécessite impérativement une importante puissance de calcul que l'ordinateur classique ne peut pas assurer. On a donc développé deux types de processeurs, spécialisés dans l'imagerie : le processeur d'image et le processeur vectoriel.

II.4.1 Processeur d'Image :

Le stockage des images est permis par une mémoire importante. Des bus transfèrent rapidement les images vers des modules de traitements spécialisés dans des tâches propres, telles que le filtrage, la convolution, les opérations élémentaires, l'analyse morphologique. On peut imaginer une conception autour de deux bus.

Le bus du microprocesseur transmet les ordres de celui-ci aux processeurs spécialisés, qui puisent eux-mêmes des données dans le bus d'image. Le bus d'image se contente de transporter les images à haute vitesse. L'exécution plus rapide que permet cette architecture autorise des visualisations en temps réel des images (24 images/s).

II.4.2 Processeur Vectoriel :

Ce sont des unités arithmétiques indépendantes, satellites des ordinateurs, et des processeurs d'images qui effectuent en parallèle des calculs. Ils s'appliquent aux manipulations de vecteurs et de matrices et aux manipulations d'algorithmes de reconstruction en tomographie numérisée.

II.5 La Transmission des Images Numériques : [FEL 98]

Les réseaux hospitaliers des images médicales font leur apparition ces dernières années. Ces systèmes ont pour objectif de mettre à la disposition des utilisateurs d'imagerie médicale la possibilité d'archiver, de transmettre, de traiter et de visualiser toutes les images relatives à un même patient.

Un tel système prévoit :

- L'interconnexion des différents systèmes d'imagerie
- La distribution des images auprès des utilisateurs dans les services cliniques.

Ce système est articulé sur un ordinateur puissant, un site central, qui est relié à des sites spécifiques par Ethernet ou câble optique.

Les systèmes périphériques peuvent être des sites d'acquisition, de traitement ou de visualisation. Ce système est mis en place ; il permet d'envoyer, depuis un service d'urgence, le scanner d'un patient, avec suspicion de traumatisme crânien, à un centre spécialisé.

L'analyse du scanner est faite immédiatement par l'interlocuteur qui diagnostique : cela permet, entre autres, l'économie du déplacement en urgence du patient d'un hôpital à l'autre.

Cette transmission d'image s'opère aussi à l'intérieur même de l'hôpital (pour des distances d'environ 100 mètres).

II.6 Recueil et Numérisation des Informations : [FEL 98]

II.6.1 La Médecine Nucléaire :

Un traceur-marqueur, injecté dans l'organisme, se fixe au niveau d'un organe cible et émet des rayonnements. La gamma-caméra se fixe au-dessus de l'organe visé. Le collimateur sélectionne le rayonnement d'aplomb au récepteur. Les émissions parasites obliques sont absorbées par le métal, on évite ainsi les flous. Le photon interagit avec le cristal, forme un photon scintillant capté par des photomultiplicateurs disposés en réseaux hexagonaux. Les photomultiplicateurs, reliés à un dispositif électronique, déterminent :

- L'énergie du photon incident
- Son abscisse et ordonnée : x et y

La numérisation consiste à convertir le signal analogique (x, y) en un signal numérique

(x', y') . C'est le rôle du convertisseur analogique numérique (C.A.N).

L'archivage des doublets (x', y') , effectué dans une mémoire tampon, repose sur trois systèmes :

- *Incrémental simple* : en début d'acquisition, une matrice vierge de dimension $N \times N$ est créée. Les doublets (x', y') reçus forment les unités de la matrice. En fin d'acquisition la matrice est archivée dans une mémoire de grande capacité.
- *liste* : les doublets sont archivés par la suite, puis forment l'image, comme dans le mode incrémental. Le stockage est plus important. On peut rajouter l'énergie du photon capté, mais l'espace mémoire empreinté est plus important.
- *Synchronisé à un signal périodique* : il permet d'étudier les fonctions physiologiques périodiques.

II.6.2 L'Echographie :

Un pinceau d'ultrasons pulsés, (onde mécanique), se propage dans les tissus humains dont il distingue l'élasticité et la densité. Il se réfléchit partiellement, (écho), à chaque interface acoustique, identifiant ainsi les structures anatomiques.

L'imagerie ultrasonique se construit sur la différence d'impédance acoustique des tissus. On calcule la distance parcourue par le son, en fonction de la vitesse de propagation des ondes acoustiques et de leurs échos.

La sonde, à la fois émettrice et réceptrice, convertit par des cristaux piézo-électriques, (quartz), le signal acoustique reçu, en signal électrique analogique. Il est amplifié, filtré, converti en signal numérique, et traité par des microprocesseurs intégrés. Un algorithme de reconstruction en mémoire morte distribue l'information pixel par pixel à la mémoire vive.

II.6.3 R.M.N :

Dans l'imagerie par résonance magnétique nucléaire, les images sont reconstituées, formées à partir de signaux émis par les atomes excités par des champs électromagnétiques à hautes fréquences. En effet, inoffensive, elle fournit en même temps des informations non seulement sur la morphologie et physique de l'organe examiné, mais aussi sur les réactions biochimiques qui s'y opèrent.

Ainsi, les médecins peuvent connaître avec précision l'état d'un organe et suivre, sans

risque pour le patient, l'évolution d'un traitement pharmaceutique ou les suites d'une opération.

Les résultats de l'I.R.M. sont remarquables. Le contraste des tissus dépasse celui des meilleurs scanners, et tous les plans de coupe sont possibles (le scanner n'autorise que des coupes horizontales dites axiales ou transversales).

La méthode progresse vite, devrait d'ici quelques années, remplacer un grand nombre d'indications du scanner et de l'échographie. Les meilleures applications actuelles demeurent cependant le cerveau et la moelle épinière, d'une part, les os et les articulations, d'autre part, régions qu'il est facile d'immobiliser complètement.

Les contraintes sont surtout financières (le coût élevé de l'appareil) mais aussi techniques : appareils lourds de 10 à 90 tonnes et champ magnétique étendu à plusieurs mètres de l'appareil, ce qui perturbe les équipements électriques et les enregistreurs magnétiques.

II.6.4 Angiographie Numérisée :

L'angiographie numérisée permet d'étudier la vascularisation d'une zone de l'organisme par l'injection d'un produit de contraste radioactif. Les procédés d'acquisitions sont les mêmes qu'en médecine nucléaire. Dans un premier temps, on réalise un cliché sans produits de contraste. On obtient alors une image des structures vasculaires, mais aussi osseuses et parenchymateuses. On réalise l'injection du produit de contraste en intraveineuse, on attend qu'il atteigne les artères. On peut alors réaliser le second cliché où les structures artérielles ressortiront nettement, du fait de l'activité radioactive du produit.

La soustraction de la première image, numérisée à la deuxième de même nature, permet l'obtention d'une image des structures artérielles nettes. Des algorithmes spécifiques permettent de recalibrer les images si le patient a modifié sa position entre les deux clichés.

II.7 Intérêt Par Rapport Aux Techniques Classiques : [FEL 98]

Grâce aux techniques de traitement, l'utilisateur obtient des images plus précises et peut donc mieux les interpréter (angiographie numérisée). Grâce à la numérisation, il est possible de mesurer des paramètres quantitatifs : distances, diamètres, densités, etc. Par exemple : mesurer le volume cardiaque, le volume d'une tumeur, quantifier une sténose vasculaire, apprécier la densité osseuse ou pulmonaire (en cas de fibrose), ou encore réaliser, en biologie cellulaire, le comptage des cellules.

Les techniques d'imagerie médicale permettent des interprétations grâce aux systèmes de modélisation, de reconnaissance de forme: des logiciels sont capables, par comparaison avec des images "normales" ou "physiologiques", de reconnaître si la nouvelle image est pathologique ou non: cela entraîne donc l'aide, au diagnostic. Elle souligne aussi l'établissement de boucles de rétrocontrôle, c'est-à-dire, dans un domaine comme la chirurgie, en plein essor, l'imagerie médicale autorise un contrôle des gestes médico-chirurgicaux. L'imagerie médicale peut aussi aider à l'étude, pour les étudiants en médecine.

II.8 Applications Futures de l'Imagerie Numérique : [FEL 98]

II.8.1 Devenir et Evolution de l'Imagerie :

Bientôt, tous les systèmes d'imagerie classique seront numérisés (ce qui est déjà le cas pour le scanner et l'I.R.M., radiologie scintigraphie, échographie, Doppler, thermographie, etc.).

Les imageries analogiques n'existeront plus.

Les intérêts sont évidents, cela permettra notamment tous les traitements possibles de l'image, offerts par l'imagerie numérique : addition soustraction, lissage, régions d'intérêt, images fonctionnelles paramétriques, etc.

II.8.2 Exemples d'Applications :

L'utilisation des images fonctionnelles peut aller très loin. Par exemple, en IRM pour la chirurgie du cerveau : on injecte un produit marqué. Puis on demande au patient d'effectuer des calculs mentaux, (phase d'activité cérébrale), puis, de ne penser "à rien" (phase de repos cérébral). Ces deux phases sont enregistrées. On réalise, alors, une soustraction des deux images pour se rendre compte des changements vasculaires cérébraux. On obtient ainsi les zones qui ne fonctionnent plus, par défaut d'irrigation dans le cerveau. Le tout peut être visualisé en 3D par réalité virtuelle.

II.8.3 Système PET (Positron Emission Tomography) :

C'est un nouveau système d'imagerie basé sur l'émission de positons Bêta (+) par des radioisotopes à très courtes demi-vies dans un cyclotron. Cela rend possible des imageries fonctionnelles extrêmement précises, même dans des zones anatomiques très complexes. Par exemple : détermination de la quantité d'oxygène dans le cerveau.

II.9 L'Avenir de l'Imagerie :

II.9.1 La Réalité Virtuelle :

Depuis 1988, la technologie VR (Virtual Reality) ne cesse de se développer grâce aux travaux de nombreux centres de recherche et d'universités. Parmi toutes les disciplines, dans lesquelles la réalité virtuelle est expérimentée, l'une des plus intéressantes est la médecine : les procédures chirurgicales de pointe évoluant depuis quelques années, les chirurgiens sont maintenant capables d'opérer, sans voir, ni toucher le corps de leur patient, grâce à l'utilisation de caméras vidéo et d'instruments téléguidés.

Cette technique permet de nombreuses innovations où coopèrent : télé-opération, VR, images numériques, pour arriver à la chirurgie la moins intrusive possible. Mais cette technologie nouvelle ne se limite pas à la chirurgie. Elle permet également l'apprentissage pratique médical et thérapeutique.

Pour conclure, l'utilisation de l'imagerie numérique, et particulièrement de ses applications en réalité virtuelle, apporte des avantages certains :

- La baisse des dommages tissulaires
- La baisse de la souffrance du patient
- La baisse de la mortalité
- Et enfin, la baisse des coûts d'hospitalisation.

II.10 Les Limites de l'Imagerie Médicale :

Malgré son développement très important ces dernières années, la technique de l'imagerie médicale est confrontée à de nombreux problèmes, tant sur le plan du codage de l'information que sur celui de sa transmission, et même au niveau du diagnostic, fait par le radiologiste par exemple.

II.10.1 Les Limites Liées au Codage :

Tout d'abord, la précision de plus en plus importante des images, ainsi que la technique des images 3D, nécessitent de traiter des millions de données. Il faut, par conséquent, des ordinateurs de plus en plus puissants.

De plus, le niveau matriciel de l'image archivée et transportée est à l'heure actuelle de 512 x 512, mais certains examens spéciaux nécessitent une matrice de 1024 x 1024 et d'autres

encore plus précis, une matrice de 2048 x 2048.

Mais encore, si nous prenons le cas de l'I.R.M par exemple, le temps de reconstruction d'une image doit être inférieur à 10 secondes pour une image 256 x 256, ce qui pose, encore une fois, un problème de puissance et de rapidité de traitement par les ordinateurs.

Il y a, enfin, un problème de stockage de l'image à courte durée, (mémoire vive ou disque dur à accès rapide), mais aussi à moyen terme, (sur disque dur en général). En effet, on admet qu'actuellement, dans un hôpital de 500 lits, s'il produisait une imagerie entièrement digitalisée, il serait producteur de : un million de mégabits par jour.

Or, les postes de stockage contiennent quelques milliers d'images (3 à 10000). Il faut rappeler qu'il faut compter 0,5 mégabits par image, et qu'un malade hospitalisé a besoin de 30 images.

Rappelons aussi qu'un disque peut recevoir 1 Gigabit, mais qu'il pourra en recevoir 2 dans peu de temps, et 5 dans l'avenir.

Il faudra, par conséquent, faire une sélection d'image, car tout le matériel stocké provisoirement ne pourra pas être archivé, du moins dans l'état actuel des capacités électroniques.

A cela vient se greffer le problème d'archivage des examens, (bande magnétique ou disque optique numérique), à sa capacité en images, et au prix de son support pour évaluer les coûts du stockage en fonctionnement, qui risquent rapidement d'être énormément élevés.

II.10.2 Problèmes Liés à La Transmission des Images :

On ne s'avancera certainement pas trop en prétendant que les réseaux d'images seront, dans l'avenir immédiat et éloigné, la solution technologique pour le stockage, l'archivage et le transport de l'image médicale. Les réseaux de type PACS, ("Picture Archiving and Communicating Systems") sont déjà fonctionnels et, de toute évidence, plus ou moins bien adaptés aux besoins des équipes médicales.

La conception idéalisée, d'un réseau implique une transmission parfaite des informations, sans bruitage, et des délais de transmission très courts. Cependant, les réponses à ces questions dépendent du nombre d'utilisateurs, des distances entre les archives et les moniteurs d'affichage.

De plus, la taille des images influe, elle aussi, fortement sur la durée nécessaire à leur transmission ; les ordinateurs devant traiter, cette fois encore, un nombre considérable

d'informations.

II.10.3 Les Problèmes Liés au Diagnostic de l'Image : [FELGS]

En effet, les images recèlent de détails et d'informations, mais l'œil du radiologiste n'est pas très fiable. Une analyse statistique de 200 examens scanographiques de cancers a montré que 55% des localisations métastatiques vertébrales n'ont pas été décrites par des radiologistes expérimentés.

Dans 74 cas, la lecture par le médecin des niveaux de gris correspondant à l'os n'avait pas été réalisés, car elle nécessite un fenêtrage spécifique, et la lecture avait été abandonnée après la découverte d'une anomalie viscérale importante. Aucune explication n'a été trouvée au cours des 35 autres observations.

De plus, la grande précision obtenue sur une région comme le foie ou le poumon entraîne une opacification de l'image des os. Par conséquent, le médecin pourra passer à côté de graves pathologie, et risquera de faire des erreurs diagnostiques conséquentes.

La solution à ce problème réside en l'analyse d'images par l'ordinateur.

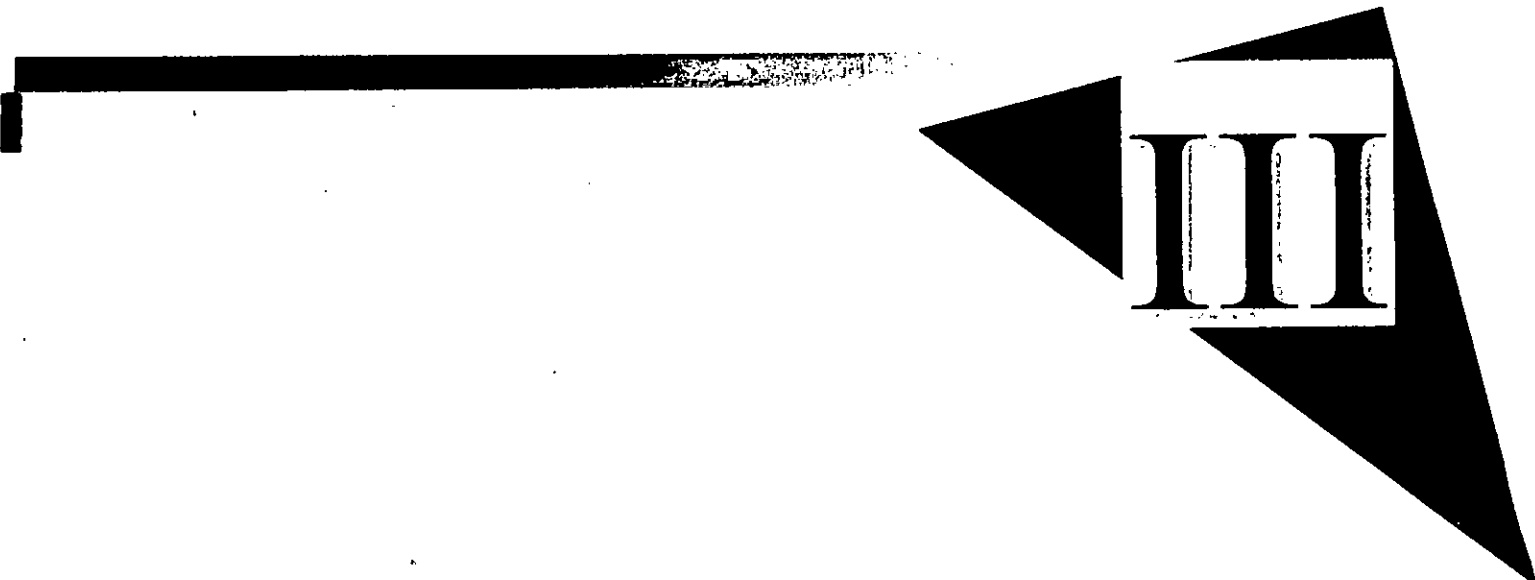
Ce système va, par exemple, automatiser une asymétrie de la texture vertébrale par "régions d'intérêt" appariées, et comparaison des histogrammes de densité des deux hémi-vertèbres.

Cette méthode n'a pas encore pour but de faire des diagnostics complètement automatiques, mais d'alerter le médecin, lui suggérant de vérifier la nature d'une anomalie détectée.

Ces systèmes sont techniquement implantables dans les logiciels des appareils d'imagerie moderne.

II.11 Conclusion :

L'imagerie médicale est un des domaines auxquels l'informatique apporte depuis une dizaine d'années de véritables bouleversements. Cet apport concerne essentiellement les moyens de diagnostics (TDM, RM, angiographie numérisée, études cinétiques), mais également les habitudes médicales en ce qui concerne l'interprétation, l'archivage, la transmission et la comparaison des images obtenues par les différentes techniques actuellement disponibles. On peut espérer que ces progrès aboutiront à une rationalisation des explorations fondées sur l'imagerie médicale, et permettront de bénéficier de manière optimale des aspects complémentaires des multiples techniques actuellement utilisables.



III

La Morphologie Mathématique

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

III.1 Introduction :

Fondée depuis une vingtaine d'années, par G.MATHERON et J.SERRA, à l'école des mines de Paris, la morphologie mathématique a pour but (entre autres) d'éliminer les informations indésirables contenues dans une image tout en préservant les informations essentielles.

Dans ce chapitre, nous présenterons les différents opérateurs morphologiques définis dans [HAR 99], que ce soit pour les images binaires ou des images à plusieurs niveaux de gris. A la fin nous exposerons une application.

III.2 Définition De La Morphologie Mathématique :

La Morphologie Mathématique, de nature fondamentalement géométrique, consiste à comparer les objets à analyser, qui se trouvent dans une image, à un autre objet de forme connue appelé élément structurant. De la sorte, chaque élément structurant fait apparaître l'image sous un nouveau jour ; tout l'art revient à choisir un bon éclairage.

Le but de l'utilisation de la morphologie mathématique est d'extraire des informations quantitatives de ces objets en se contentant de quelques paramètres suffisants à caractériser l'image.

III.3 Morphologie mathématique à deux niveaux de gris: [HAR 87]

Nous allons définir, dans cette section, les opérateurs morphologiques utilisés pour des images à deux niveaux de gris.

III.3.1 Dilatation :

III.3.1.1 Définition :

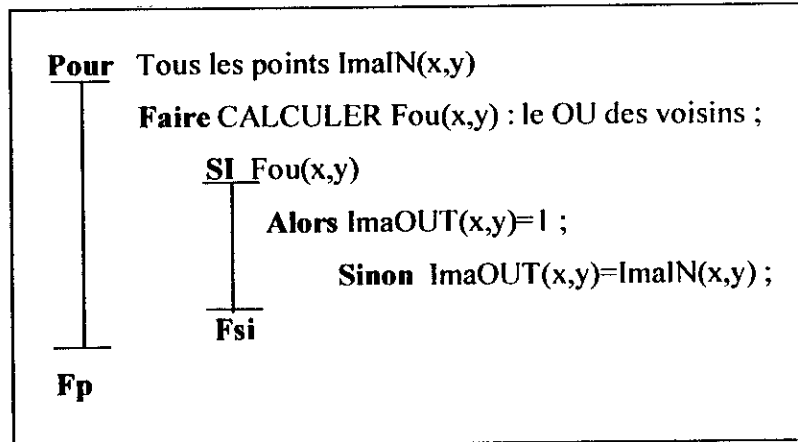
Elle consiste à dilater l'image, de ce fait, les points noirs, isolés au milieu des parties blanches, sont «mangés» par la dilatation de ces mêmes parties. Ceci est considéré comme une transformation morphologique qui combine deux ensembles en utilisant l'addition vectorielle.

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 :

$$A \oplus B = \{c \in E \mid (a \in A \text{ et } b \in B) \text{ c} = a + b\} \quad (\text{III-1})$$

En pratique, ceci est réalisé en promenant 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 de l'image traitée (pixel central).

L'algorithme sera comme suit [TOU 87] :



La figure (III-1) montre la dilatation d'une image A par un élément structurant B :

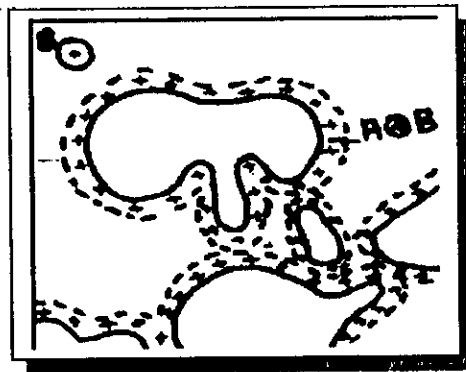


Fig.(III-1) : Dilatation de A par B

III.3.1.2 Propriétés :

Les propriétés des opérateurs de dilatation sont les suivants :

$$1- A \oplus B = B \oplus A \quad (III-2)$$

$$2- A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C \quad (III-3)$$

$$3- A \subseteq B \Rightarrow A \oplus C \subseteq B \oplus C \quad (III-4)$$

III.3.2 Erosion :

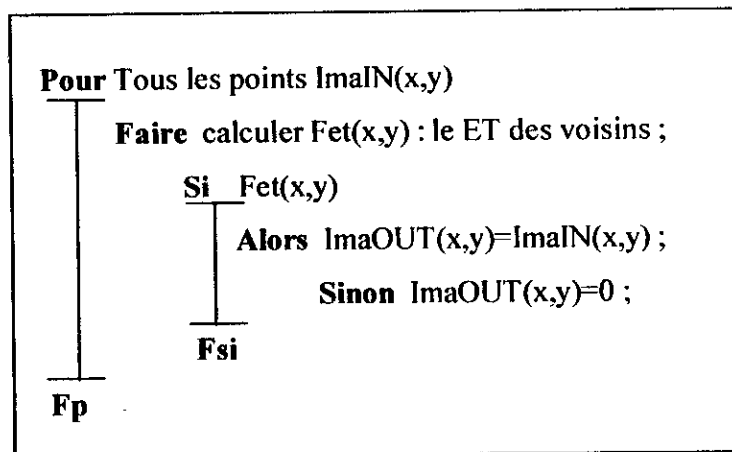
III.3.2.1 Définition :

L'érosion est l'opération duale de la dilatation . Donc, 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 :

$$A \ominus B = \{c \in E \mid (c + b \in A \quad \forall \quad b \in B)\} \tag{III.5}$$

En pratique, on effectue un ET logique entre les pixels contenus dans la fenêtre utilisée, sauf le pixel central. L'algorithme sera comme suit :



La figure (III-2) montre l'érosion d'une image A par un élément structurant B :

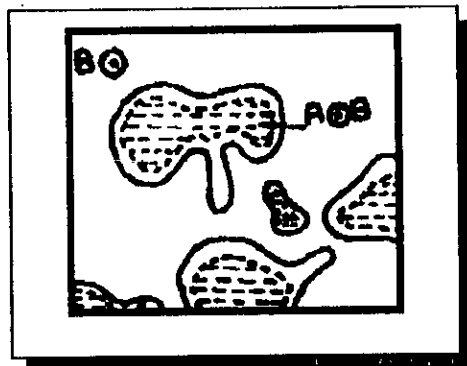


Fig.(III-2) : Erosion de A par B

III.3.2 Propriétés :

Les propriétés concernant l'érosion sont :

- 1- $A \subseteq B \Rightarrow A \ominus K \subseteq B \ominus K$ (III-6)
- 2- $A \supseteq B \Rightarrow D \ominus A \subseteq D \ominus B$ (III-7)
- 3- $(A \cap B) \ominus K = (A \ominus K) \cap (B \ominus K)$ mais $(A \cup B) \ominus K \supseteq (A \ominus K) \cup (B \ominus K)$ (III-8)
- 4- $A \subseteq B \ominus C \Rightarrow B \supseteq A \ominus C$ (III-9)
- 5- $A \ominus (B \ominus C) = (A \ominus B) \ominus C$ (III-10)
- 6- $A \ominus B \neq B \ominus A$ (III-11)

III.3.3 Ouverture et Fermeture :

III.3.3.1 Définition :

Les opérateurs de dilatation et d'érosion ont tendance à augmenter ou diminuer la taille des objets contenus dans l'image. C'est pour cette raison qu'on a défini deux autres opérateurs qui sont l'ouverture et la fermeture, et 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, est définie par :

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K \quad (\text{III-12})$$

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

$$B \bullet K = (B \oplus K) \ominus K \quad (\text{III-13})$$

Les figures (III-3) et (III-4) montrent, respectivement, l'ouverture et la fermeture d'une image B par un élément structurant K.

III.3.3.2 Propriétés :

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

- 1- $A \oplus K = (A \oplus K) \circ K = (A \bullet K) \oplus K$ (III-14)
- 2- $A \ominus K = (A \ominus K) \bullet K = (A \circ K) \ominus K$ (III-15)
- 3- $(A \bullet K) \bullet K = A \bullet K$ (III-16)
- 4- $(A \circ K) \circ K = A \circ K$ (III-17)
- 5- $A \circ B \subseteq A$ (III-18)
- 6- $A \subseteq A \bullet B$ (III-19)

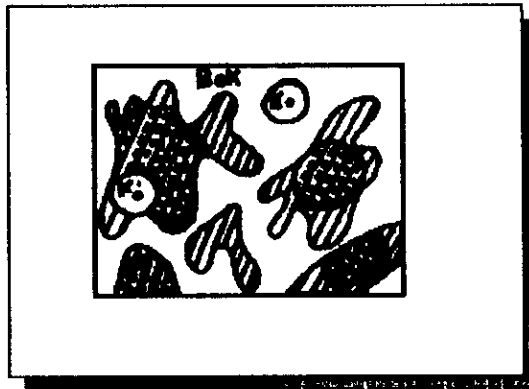


Fig.(III-3) : Ouverture de B par K

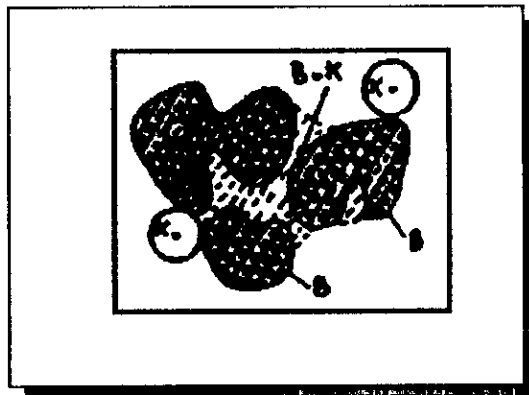


Fig.(III-4) : Fermeture de B par K

III.4 Morphologie Mathématique A Plusieurs Niveaux De Gris : [LOU 99]

Les opérateurs morphologiques, décrits dans le paragraphe précédent (dilatation, érosion, ouverture et fermeture), sont aussi utilisés pour des images à plusieurs niveaux de gris ; pour cela il faudra remplacer les notions de ET et de OU logique par les notions de maximum et minimum, respectivement MIN et MAX .

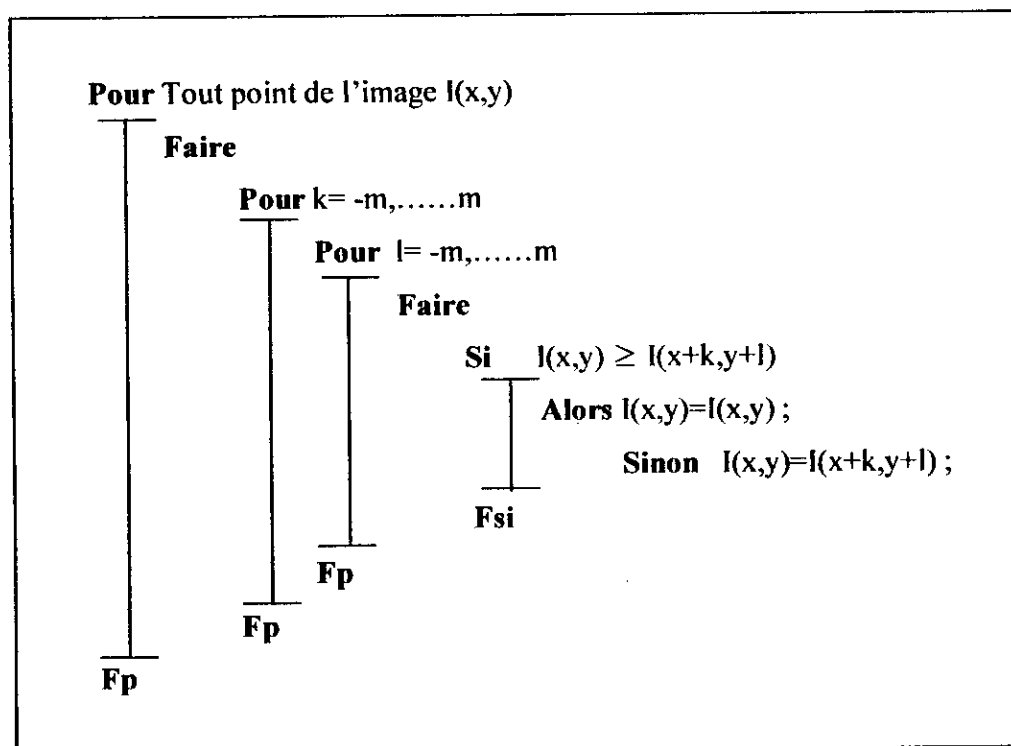
Toutes les définitions et propriétés énoncées pour la morphologie mathématique binaire peuvent être appliquées dans le cas de la morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris, à condition de changer les notions d'intersection, d'union, et d'inclusion respectivement par les notions de minimum,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

III.4.1 Dilatation :

La dilatation d'une image F par un élément structurant K, notée $F \oplus K$, est définis par :

$$(f \oplus k)(x) = \bigvee_{\substack{x \in K \\ x-z \in F}} f_z = \max_{\substack{z \in K \\ x-z \in F}} f(x-z) \quad (\text{III-20})$$

L'algorithme de dilatation appliqué aux images à plusieurs niveaux de gris se présente comme suit :

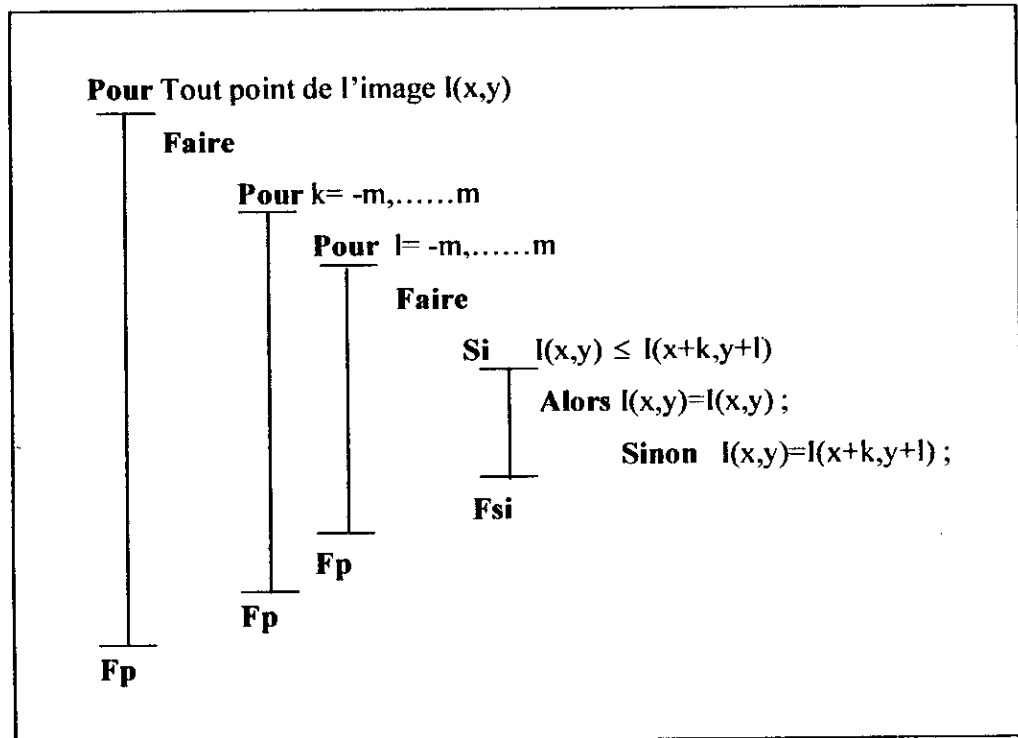


III.4.2 Erosion :

L'érosion d'une image F par un élément structurant K, noté $F \ominus K$, est définie par :

$$(f \ominus k)(x) = \bigwedge_{\substack{z \in K \\ x+z \in F}} f_{-z} = \min_{\substack{z \in K \\ x+z \in F}} f(x+z) \quad (\text{III.21})$$

L'algorithme d'érosion qu'on appliquera à une image à plusieurs niveaux de gris est le suivant :



Remarque :

En ce qui concerne la définition des opérateurs d'ouverture et de la fermeture de l'image, elle n'est pas différente de celle donnée pour la morphologie mathématique à plusieurs niveaux de gris.

III.5 Implémentation Algorithmique Des Opérateurs De La Morphologie Mathématique : [MAR 93]

Dans cette section, nous allons présenter différentes manières d'implémenter les principales opérations de la morphologie mathématique. Nous parlerons d'abord de l'érosion et de la dilatation, pour lesquelles nous présenterons trois implémentations possibles. Nous comparerons les temps de calcul de ces trois alternatives.

En ce qui concerne l'ouverture et la fermeture, nous ne nous y attarderons pas, considérant ici qu'il ne s'agit que d'applications en cascade des deux opérateurs précédents. En fin, nous présenterons en quelques mots la manière dont nous avons implémenté l'opération de reconstruction. Nous présentons ici des algorithmes relatifs à la morphologie mathématique en niveaux de gris, car le cas binaire n'en n'est qu'un cas particulier, pouvant être traité avec les mêmes programmes.

III.5.1 L'Erosion et la Dilatation :

Nous avons envisagé trois façons différentes d'implémenter ces opérateurs : Selon la définition, en utilisant la règle de la chaîne et en accélérant la recherche des maxima/minima.

III.5.1.1 Par la Définition : Une première possibilité est d'utiliser la définition qu'on a déjà étudié précédemment qui nous dit que :

$$(f \oplus k)(x) = \bigvee_{\substack{x \in K \\ x-z \in F}} f_z = \max_{\substack{z \in K \\ x-z \in F}} f(x-z) \quad (\text{III.22})$$

$$(f \ominus k)(x) = \bigwedge_{\substack{z \in K \\ x+z \in F}} f_z = \min_{\substack{z \in K \\ x+z \in F}} f(x+z) \quad (\text{III.23})$$

Il s'agit donc simplement d'attribuer à chaque point x du domaine de la fonction f , le maximum (ou le minimum) de f sur l'élément structurant, (réfléchi). Dans le cas d'un élément structurant carré de taille N , cette méthode requiert, pour chaque point, le calcul de N^2 comparaisons.

III.5.1.2 Par la Règle de la Chaîne :

Qui, rappelons-le, stipule que :

$$A \oplus (B \ominus C) = (A \oplus B) \ominus C \quad (\text{III.24})$$

$$A \ominus (B \oplus C) = (A \ominus B) \oplus C \quad (\text{III.25})$$

Cette règle nous permet de calculer une érosion ou une dilatation par un élément structurant carré de taille N , comme étant $N-1$ érosions ou dilations par un élément structurant carré de taille 2. On en arrive donc à une complexité proportionnelle à N , et non à N^2 .

En accélérant la recherche des maxima/minima et en observant la définition, on constate que, en chaque point, on doit rechercher un extremum sur un élément structurant autour de ce point. Or, classiquement, on parcourt l'image ligne par ligne. On observe donc que, d'un point au suivant, le domaine de recherche de cet extremum varie peu, seule une colonne en est retirée, et une autre y pénètre, comme le montre la figure (III-5) ci-dessous.

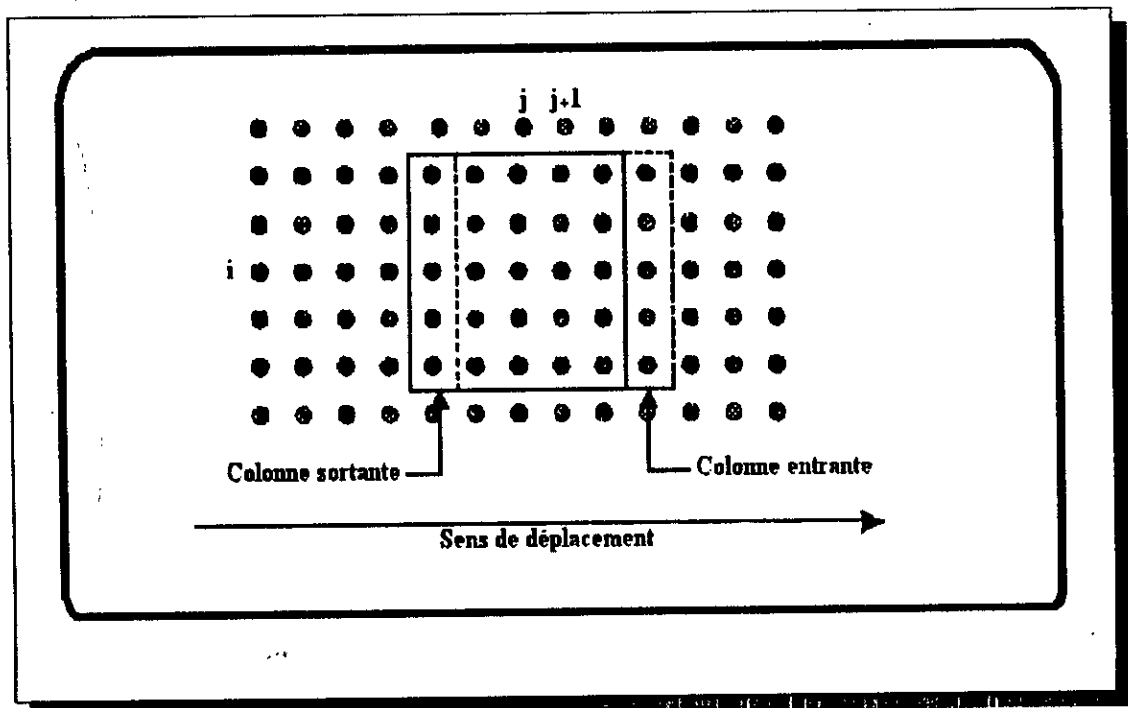


Fig. (III-5) : Evolution du domaine de recherche d'un extremum d'un point au suivant

Il n'est donc pas nécessaire de reparcourir tout ce domaine à la recherche de l'extremum. A la place, il est judicieux de procéder comme suit :

- Construire un histogramme du domaine de recherche du premier extremum, c'est à dire un tableau de dimension 256, où chaque case contient le nombre d'occurrences du niveau de luminance correspondant, en calculant l'extremum (maximum ou minimum),

- Pour le point suivant, modifier l'histogramme, en retirant les éléments de la colonne sortante, et en rajoutant ceux de la colonne entrante,
- Remettre à jour la valeur de l'extremum si elle a été modifiée. Ainsi, le calcul de l'extremum prend nettement moins de temps, car les comparaisons à faire sont en moins grand nombre. Il suffit, à chaque modification de l'histogramme, de vérifier si le minimum a changé, et si c'est le cas, la mise à jour de sa valeur est rapide.

La figure (III-6) montre un relevé du temps de calcul en fonction de la taille de l'élément structurant, pour une érosion effectuée sur une image de taille [576,720] par les trois méthodes présentées ici. On constate que, dès que l'élément structurant n'est plus de taille élémentaire, la méthode de l'*histogramme* devient nettement avantageuse.

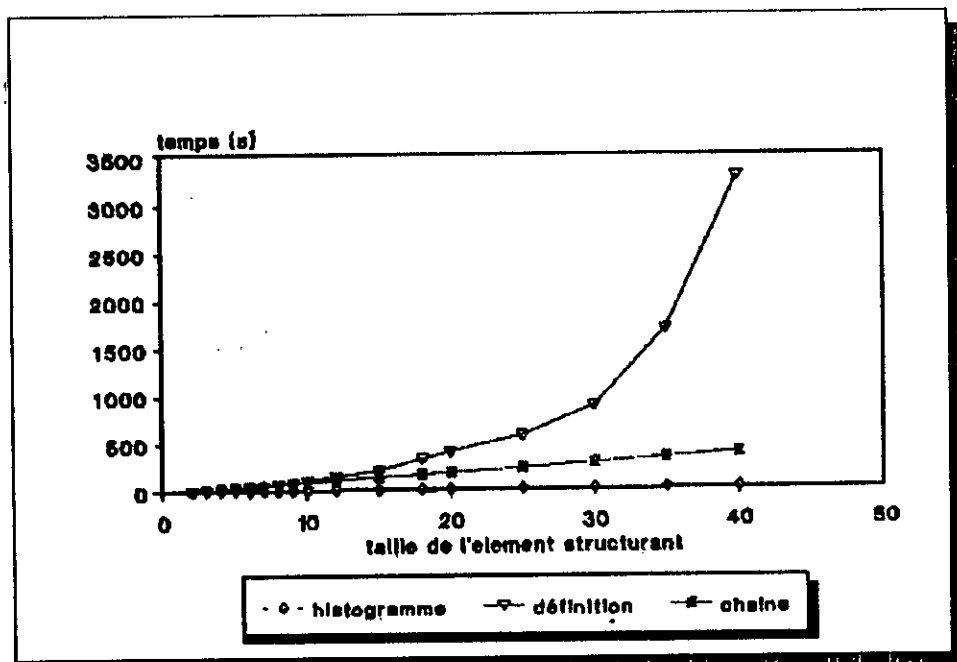


Figure III.6 Temps de calcul d'une érosion en fonction de la taille de l'élément structurant, selon les trois méthodes vues.

III.5.2 La Reconstruction :

La reconstruction consiste à récupérer la forme exacte des objets qui ont été altérés lors d'une opération morphologique, tout en conservant l'effet de filtrage morphologique. La définition de l'image reconstruite X conditionnellement à l'image Y est :

$$R_y = (X \oplus B)^{(i)}, \text{ avec } (X \oplus B)^{(i+1)} = (X \oplus B)^{(i)} \quad (\text{III.26})$$

Cette formulation fait intervenir un calcul itératif qui, s'il été appliqué, nécessite un *temps* de calcul important. Une façon plus élégante de procéder à la reconstruction est présentée ici.

Soient $Y(i,j)$, $X(i,j)$ et $R(i,j)$ les points de coordonnées i et j de l'image Y , X et de l'image reconstruite R .

L'image R se construit comme suit :

- Initialiser R à X : $R=X$,
- Pour chaque point (i,j) de l'image, en allant du coin supérieur gauche au coin inférieur droit, calculer $m=\min(\max(R(i,j), R(i,j+1), R(i+1,j)), Y(i,j))$,

Assigner $R(i,j)=m$,

$R(i+1,j)=m$,

$R(i,j+1)=m$,

- Pour chaque point (i,j) de l'image, en allant du coin inférieur droit au coin supérieur gauche, Calculer $m= \min(\max(R(i,j), R(i,j-1), R(i-1,j)), Y(i,j))$,

assigner $R(i,j)=m$,

$R(i-1,j)=m$,

$R(i,j-1)=m$,

Ainsi, il suffit de deux passages par tous les points de l'image pour la reconstruire entièrement.

Nous avons présenté dans ce chapitre la théorie de la morphologie mathématique, d'une façon détaillée.

III.6 Application :

Voici les résultats obtenus des différents opérateurs morphologiques testés en prenant un élément structurant de taille 3*3 :

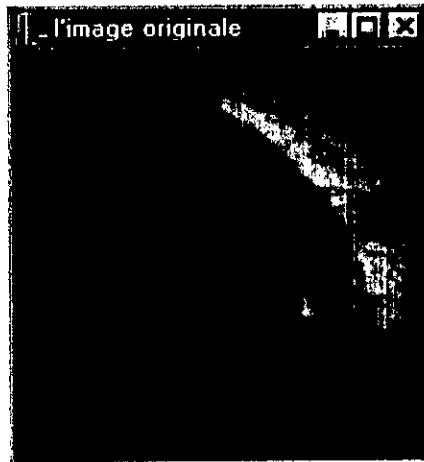


Image originale

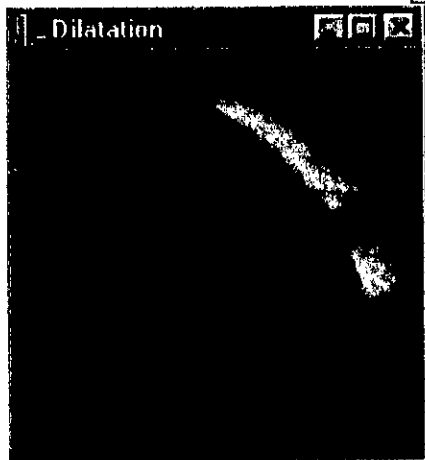


Image dilatée

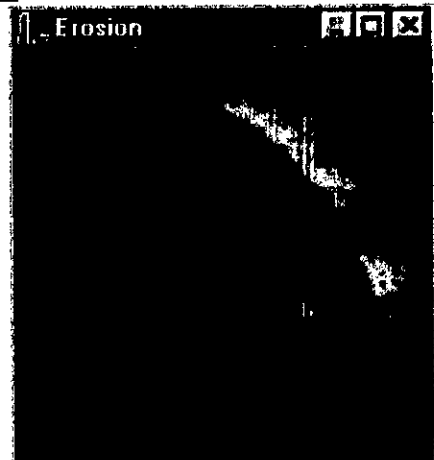
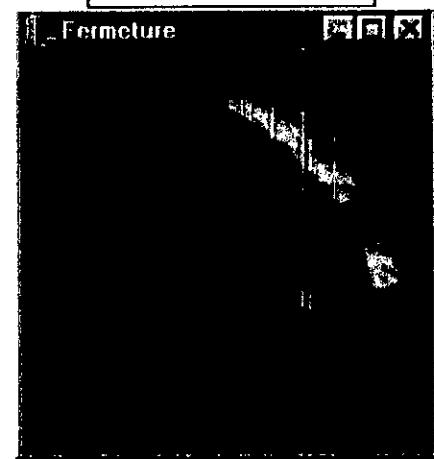


Image érodée



Ouverture de l'image originale



Fermeture de l'image originale

III.7 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre la théorie de la Morphologie Mathématique avec des exemples d'illustration en divisant notre étude en deux parties telles que :

- Morphologie Mathématique appliquée aux images binaires.
- Morphologie Mathématique appliquée aux images à plusieurs niveaux de gris.

Enfin, nous avons présenté les résultats obtenus par ce traitement morphologique (dilatation, érosion, ouverture et fermeture).

Dans le chapitre suivant nous aborderons les différentes techniques de traitement d'images (Filtrage et Segmentation).



IV

Les Techniques Classiques de Segmentation D'Images

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

IV.1 Prétraitements :

IV.1.1 Généralités :

La *Segmentation* consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes par rapport à un ou plusieurs critères.

Les régions obtenues se distinguent les unes des autres par des différences significatives selon ces mêmes critères.

L'étape de prétraitement a pour but de faciliter la segmentation en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Les images comportent généralement une grande quantité de données. Pour éviter des temps de traitement trop élevés, on cherche donc à leur appliquer des opérateurs locaux, qui ne font appel, pour le calcul, qu'à un nombre limité de pixels, situés dans un proche voisinage de pixels courant.

Quelques méthodes de prétraitement sont maintenant présentées. Elles concernent :

- La Modification d'Histogramme,
- La Réduction de Bruit,
- Rehaussement de Contraste.

IV.1.2 La Modification d'Histogramme : [COC 95]

Dans cette méthode on cherche à améliorer l'apparence visuelle de l'image sans changer la forme des régions, en appliquant une transformation ponctuelle.

IV.1.2.1 Expansion de Dynamique :

Cette méthode simple, consiste à utiliser au mieux l'échelle de niveaux de gris et d'étaler la dynamique de l'image sur un plus large intervalle, en général, entre le blanc et le noir.

Soit $A[i, j]$ l'image de départ et $A'[i, j]$ l'image après transformation. Soit $[a_0, a_1]$ l'intervalle de niveaux de gris dans l'image d'origine et $[a_{\min}, a_{\max}]$ l'intervalle disponible (selon le système d'affichage).

a_{\min} : Correspondant au noir maximum (en général égale à 0).

a_{\max} : Correspondant au blanc maximum (en général égale à 255). L'expansion de dynamique est la transformation linéaire suivante :

$$a'_s = \alpha a_s + \beta \quad (IV.1)$$

tel que :

$$\forall a \in [a_0, a_1], a \xrightarrow{T} a' \in [a_{\min}, a_{\max}]$$

On aura deux équations à deux inconnus. Il est donc, facile de calculer α et β . On obtient:

$$\beta = \frac{a_{\min} \cdot a_1 - a_{\max} \cdot a_0}{a_1 - a_0} \quad (IV.2)$$

$$\alpha = \frac{a_{\max} - a_{\min}}{a_1 - a_0} \quad (IV.3)$$

Cette transformation améliore seulement l'aspect visuel de l'image. Cependant, ces performances sont limitées car on peut avoir une image (figure IV.1) dont la dynamique occupe tout l'intervalle de niveaux de gris, mais de façon non égale, où la majorité des pixels sera par exemple, proche du noir. L'expansion ne va pas agir efficacement sur cette image (figure IV.2) car :

$$a_0 \approx a_{\min} \text{ et } \tilde{a}_1 \approx a_{\max} .$$

IV.1.2.2 Expansion Quadratique :

Pour palier à ce problème on a développé un opérateur inspiré du premier. Cependant, la transformation appliquée n'est pas linéaire mais quadratique, la différence est qu'on utilise trois points au lieu de deux pour avoir un polynôme du deuxième ordre on a :

$$a'_s = \alpha a_s^2 + \beta a_s + \gamma \tag{IV.4}$$

En plus des conditions sur le maximum et le minimum, qui doivent devenir noir et blanc respectivement, on impose que la transformation de la moyenne de l'image $m_1(A)$ soit

$$\frac{a_{\max} - a_{\min}}{2} \text{ on aura donc :}$$

$$a_0 \xrightarrow{T} a_{\min} \quad a_1 \xrightarrow{T} a_{\max} \quad m_1(A) \xrightarrow{T} \frac{a_{\max} - a_{\min}}{2}$$

On a trois points on peut donc faire une interpolation polynomiale et on aura :

$$\alpha = \frac{\begin{vmatrix} a_{\min} & a_0 & 1 \\ \frac{a_{\max} - a_{\min}}{2} & m_1 & 1 \\ a_1 & a_1 & 1 \end{vmatrix}}{\Delta} \quad \beta = \frac{\begin{vmatrix} a_0^2 & a_{\min} & 1 \\ m_1^2 & \frac{a_{\max} - a_{\min}}{2} & 1 \\ a_1^2 & a_1 & 1 \end{vmatrix}}{\Delta} \quad \gamma = \frac{\begin{vmatrix} a_0^2 & a_0 & a_{\min} \\ m_1^2 & m_1 & \frac{a_{\max} - a_{\min}}{2} \\ a_1^2 & a_1 & a_1 \end{vmatrix}}{\Delta} \tag{IV.5}$$

$$\text{où : } \Delta = \begin{vmatrix} a_0^2 & a_0 & 1 \\ m_1^2 & m_1 & 1 \\ a_1^2 & a_1 & 1 \end{vmatrix}$$

On peut voir l'efficacité de cette méthode sur la (figure IV.3)

IV.1.2.3 Egalisation d'Histogramme :

Cette transformation, consiste à rendre le plus plat possible, l'histogramme de niveaux de gris de l'image.

L'image $A[i, j]$ est considérée dans ce cas comme l'ensemble de réalisations d'une variable aléatoire A admettant une densité de probabilité $f(a)$ non nulle sur l'intervalle, et admettant aussi une fonction de répartition $F(a)$. L'histogramme qui est le nombre de pixels en fonction du niveau de gris peut être interprété, vu le grand nombre de pixels, comme une densité de probabilité à une normalisation près. Donc, dans la pratique f représente l'histogramme normalisé (de façon à ce qu'il devienne une densité de probabilité) et F est l'histogramme cumulé, défini comme suit :

$$F(a) = \sum_{i=a_{\min}}^a f(i) \tag{IV.6}$$

On cherche une transformation T continue, dérivable au moins par morceaux- et strictement croissante telle que la variable aléatoire $B=T(A)$ soit uniformément répartie dans l'intervalle $[b_{\min}, b_{\max}]$. Soit $g(b)$ la densité de probabilité de B et T' la fonction dérivée de T , on obtient :

$$g(b) = \begin{cases} f(a) \frac{1}{T'(a)} = \frac{1}{b_{\max} - b_{\min}} & \text{pour } b_{\min} < b < b_{\max} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{IV.7}$$

avec :

$$b = T(a) \quad \text{et} \quad a \in [a_{\min}, a_{\max}]$$

ceci équivaut à :

$$T'(a) = (b_{\max} - b_{\min}) f(a)$$

La transformation T est alors définie par :

$$T(a) = (b_{\max} - b_{\min})F(a) + b_{\min} \quad \text{pour } a \in [a_{\min}, a_{\max}] \quad (\text{IV.8})$$

En considérant de petites fluctuations autour du niveau de gris a , on peut rendre la transformation T linéaire. L'amplitude des fluctuations est multipliée par le facteur :

$$T'(a) = (b_{\max} - b_{\min}) \cdot f(a) \quad (\text{IV.9})$$

L'égalisation a pour effet d'amplifier les fluctuations dans les zones où celles-ci sont faibles. Ces zones ont des valeurs de densité de probabilité élevées. Le fait que la transformation soit continue et monotone, le sens et la position des transitions sont conservés : si la région 1 est un peu plus claire que la région 2 elle le sera encore plus après transformation (figure IV.4)



Figure IV.1 : Image originale et son histogramme.

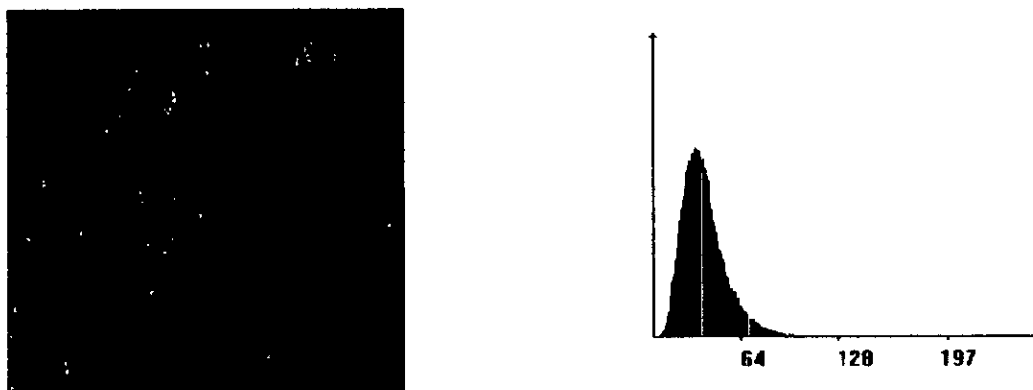


Figure IV.2 : Image traitée par expansion dynamique et son histogramme.

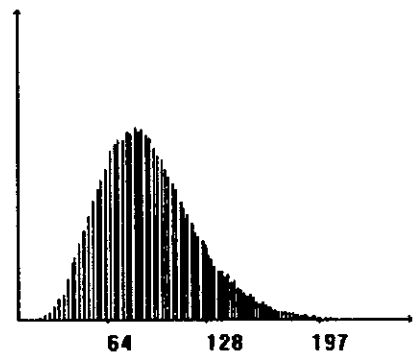


Figure IV.3 : Image traitée par expansion quadratique et son histogramme.

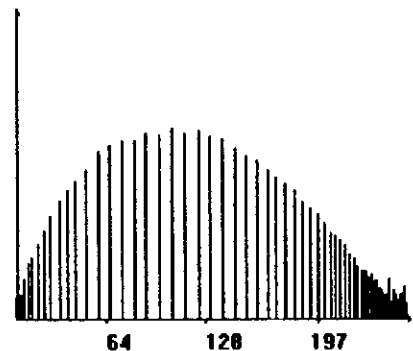


Figure IV.4 : Image traitée par égalisation d'histogramme et son histogramme.

IV.1.3 La Réduction du Bruit ou le Filtrage : [COC 95]

Les régions formant l'image sont caractérisées par leur intensité moyenne. Les fluctuations autour de cette intensité moyenne peuvent provenir soit du dispositif d'acquisition (caméra, amplificateur, quantification, ...) soit de la scène elle-même (poussière, rayures, ...). Elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la segmentation et sont généralement désignées sur le terme de bruit d'image.

IV Les Techniques Classiques de Segmentation d'Images

L'échelle spatiale des fluctuations est relativement faible par rapport aux dimensions des régions. Le bruit est donc plutôt de type haute fréquence.

Dans la plupart des cas, le bruit d'image est considéré comme étant aléatoire, centré et additif. Le prétraitement se ramène alors à un problème de traitement du signal : retrouver par filtrage les niveaux d'intensité nominaux de chacune des régions.

On distingue deux types de filtrages :

- Le filtrage linéaire : ou la transformation d'un pixel est le résultat d'une combinaison linéaire de ses voisins.
- Le filtrage non linéaire : ou les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire.

IV.13.1 Modèle de Bruit :

En général, le bruit de l'image est considéré comme étant un champ aléatoire. On le caractérise au premier ordre par sa densité de probabilité f ou sa fonction de répartition F , au second ordre par sa fonction de corrélation. En pratique, la caractérisation du bruit va rarement au delà du deuxième ordre.

La nature plus au moins impulsionnelle du bruit peu être décrite à l'aide de densité de probabilité de la forme :

$$f(a) = C * \exp(-K * |a|^\alpha)$$

Pour $\alpha = 2$ on retrouve un bruit gaussien et pour $\alpha = 1$ un bruit exponentiel. Le caractère impulsionnelle du bruit est lié à la probabilité d'avoir des valeurs aberrantes (par exemple, des intensités s'écartant de plus de trois écarts-type de l'espérance mathématique).

Le tableau 1 : donne la probabilité d'un tel événement pour les distributions gaussiennes ($\alpha = 2$), exponentielles ($\alpha = 1$) et uniformes ($\alpha \longrightarrow \infty$).

Bruit	Uniforme	Gaussien	Exponentiel
Probabilité	0.0	0.003	0.015

Tableau 1. Probabilités d'obtention de valeurs aberrantes.

Dans la plupart des cas on considère le bruit comme additif. L'image à traiter A peut être mise sous la forme : $A=g+B$.

Où g représente l'information utile et B un champ aléatoire.

Il est parfois plus efficace d'adopter un modèle de bruit multiplicatif, par exemple en présence de speckle dans des images radar ou de grain sur des films radiographiques. L'image se met sous la forme : $A=g.B$.

En fin, on pourra aussi considérer le bruit convolutif, utile pour décrire les dégradations dues à un effet de bougé, de mauvaise mise au point voire de turbulence atmosphérique. L'image à analyser est alors : $A=g*B$.

IV.13.2 Filtrage Linéaire :

Ces opérateurs sont caractérisés par leur réponse impulsionnelle $h(x, y)$. La relation entrée-sortie est décrite par l'équation de convolution :

$$C(x, y) = A * h(x, y) = \iint A(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (IV.10)$$

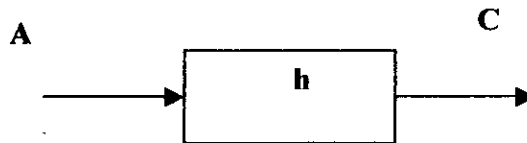


Figure IV.5 : Filtrage linéaire stationnaire (cas continu).

Dans le cas d'une image numérique, l'équation (IV.10) est remplacée par la relation de convolution discrète :

$$B[i, j] = \sum_m \sum_n h[m, n] A[i - m, j - n] = \sum_m \sum_n A[m, n] h[i - m, j - n] \quad (IV.11)$$

Le support du noyau de convolution h peut être borné ou non borné. Comme on accorde a priori la même importance aux pixels situés d'un côté ou de l'autre du pixel courant, les noyaux de convolutions utilisées sont généralement symétriques par rapport à chacune des coordonnées.

a) Cas continu :

Pour simplifier, on se place dans le cas d'une image $A(x,y)$ dont l'information utile est un échelon unitaire vertical $U(x,y)$ perturbée par un bruit blanc stationnaire centré $B(x,y)$ de densité spectrale N_0^2 .

$$U(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$$

$$A(x, y) = U(x, y) + B(x, y) \quad (\text{IV.12})$$

Cette image est filtrée par un opérateur de réponse impulsionnelle h .

La sortie est donnée par :

$$C(x, y) = h * A(x, y) = h * U(x, y) + h * B(x, y) = D(x, y) + N(x, y) \quad (\text{IV.13})$$

$N(x, y)$ est une perturbation aléatoire dont on voudra minimiser la variance. Le bruit B étant centré, il en va de même pour N . On a donc :

$$E\{C(x, y)\} = D(x, y) \quad (\text{IV.14})$$

$D(x, y)$ représente la composante déterministe que l'on veut proche de l'échelon initial $U(x, y)$. Son analyse permet d'évaluer l'aptitude du filtre à préserver les transitions. Lorsque la fenêtre d'analyse est incluse dans une région de l'image non bruitée, d'intensité constante I_0 , la sortie du filtre est :

$$d = I_0 \iint h(x, y) dx dy \quad (\text{IV.15})$$

afin de ne pas modifier l'intensité moyenne des régions de l'image et donc conserver les différences, on choisira h telle que :

$$\iint h(x, y) dx dy = 1 \quad (IV.16)$$

La variance du bruit en sortie du filtre est donnée par :

$$\begin{aligned} Var(N) = E\{N^2(x, y)\} &= \iint S_{NN}(u, v) du dv = \\ &= \iint |h^{\wedge}(u, v)|^2 S_{BB}(u, v) du dv \quad (IV.17) \end{aligned}$$

où S_{BB} est la densité spectrale de puissance, du bruit B , S_{NN} celle de N .

$\hat{h}(u, v)$ est la Transformée de Fourier de la réponse impulsionnelle

Le bruit d'image étant de type large bande, on pourra l'assimiler à un bruit blanc de densité spectrale N_0^2 . Dans ces conditions, en utilisant la relation de Parseval, l'équation (IV.17), devient :

$$VAR(N) = N_0^2 \iint h^2(x, y) dx dy \quad (IV.18)$$

b) Exemple de filtres réducteurs de bruit :

i) Filtre moyenneur :

la réponse impulsionnelle d'un tel filtre est constante dans le pavé $[-t/2, t/2] \times [-t/2, t/2]$ et vaut :

$$h(x, y) = \frac{1}{t^2} \quad (IV.19)$$

lorsque l'image est perturbée par un bruit blanc de densité spectrale N_0^2 , en appliquant la relation (IV.17), on obtient la variance du bruit filtré :

$$VAR(N) = \frac{N_0^2}{t^2} \quad (IV.20)$$

la composante déterministe du signal de sortie vaut alors :

$$D(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq -\frac{t}{2} \\ \frac{1}{2} + \frac{x}{t} & \text{si } x \in \left] -\frac{t}{2}, +\frac{t}{2} \right[\\ 1 & \text{si } x \geq \frac{t}{2} \end{cases} \quad (\text{IV.21})$$

Il en résulte un élargissement de la zone de transition (cf. figure IV.6)

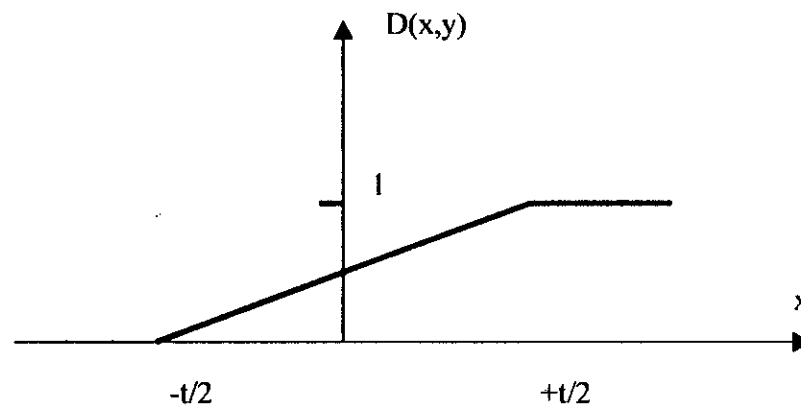


Figure (IV.6) : Elargissement de la zone de transition

ii) Filtre Gaussien :

La réponse impulsionnelle de ce filtre est :

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{IV.22})$$

Pour une image initiale A comportant un échelon unitaire vertical perturbé par un bruit blanc de densité spectrale N_0^2 , la variance du bruit filtré est :

$$\text{VAR}(N) = \frac{N_0^2}{4\pi\sigma^2} \quad (\text{IV.23})$$

La composante déterministe $D(x, y)$ vaut :

$$D(x, y) = \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sigma} \right) \quad (\text{IV.24})$$

où erf désigne la primitive de la fonction $\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ valant $\frac{1}{2}$ à l'origine.

Le principal avantage du filtre gaussien est qu'il présente le meilleur compromis entre localisation spatiale et fréquentielle.

iii). Filtre exponentiel :

Sa réponse impulsionnelle est donnée par :

$$h(x, y) = \frac{\beta^2}{4} \exp(-\beta(|x| + |y|)) \quad (\text{IV.25})$$

pour une image initiale A comportant un échelon unitaire vertical perturbé par un bruit blanc de densité spectrale N_0^2 .

La variance du bruit filtré est :

$$\operatorname{VAR}(N) = \frac{\beta^2}{16} N_0^2 \quad (\text{IV.26})$$

et la composante déterministe :

$$D(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^{\beta x} & \text{si } x \leq 0 \\ 1 - \frac{1}{2} e^{-\beta x} & \text{si } x > 0 \end{cases} \quad (\text{IV.27})$$

Pour chacun de ces deux derniers opérateurs, on peut diminuer la puissance du bruit en augmentant le paramètre σ ou en diminuant le paramètre β . Ceci se fait au détriment de la netteté des transitions dans l'image de sortie.

c) Cas discret :

L'évaluation des performances d'un filtre linéaire se fait, là encore, en considérant un modèle d'image simplifié comportant un échelon vertical perturbé par un bruit additif.

$$A[i, j] = U[i, j] + B[i, j] \quad (IV.28)$$

$$\text{où : } U(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{pour } i < 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

et $B[i, j]$ représente un bruit aléatoire stationnaire centré et indépendant de U .

Soit $h[m, n]$ la réponse impulsionnelle du filtre.

L'image filtrée comporte une composante déterministe :

$$D[i, j] = \sum_m \sum_n h[m, n] U[i - m, i - n] \quad (IV.29)$$

et une composante aléatoire :

$$N[i, j] = \sum_m \sum_n h[m, n] B[i - m, i - n] \quad (IV.30)$$

Comme précédemment, on impose au filtre de ne pas altérer les intensités moyennes des régions. Ceci conduit à :

$$\sum_m \sum_n h[m, n] = 1 \quad (IV.31)$$

Si B est un bruit blanc de variance N_0^2 , la variance du bruit en sortie a pour valeur :

$$VAR(N) = N_0^2 \sum_m \sum_n h^2[m, n] \quad (IV.32)$$

Pour un filtre à réponse impulsionnelle finie, on calcul de façon simple les coefficients optimaux au sens de la variance de sortie. L'équation (IV.30) s'écrit alors :

$$N[i, j] = \sum_m \sum_n h[-m, -n] B[i + m, i + n] \quad (IV.33)$$

Pour alléger l'écriture, on procède à une renumérotation, de 1 à L, des pixels de la fenêtre d'analyse. Pour un pixel donné $[i, j]$, la sortie apparaît donc comme un produit scalaire entre un vecteur de coefficients h et un vecteur de données .

1	2			
	K			
				L

Figure(IV.7) : Renumérotation des pixels de la fenêtre d'analyse

La sortie est alors donnée par :

$$N[i, j] = \sum_{k=1}^L h_k b_k = 'hb \quad (IV.34)$$

et la variance vaut :

$$VAR(N) = 'hRh \quad (IV.35)$$

Où $R = E\{b'b\}$ est la matrice de covariance du vecteur bruit.

La contrainte exprimée dans l'équation (IV.31) peut se mettre sous la forme :

$$'he = 1 \quad (IV.36)$$

avec : $'e = (1,1,\dots,1)$

Minimiser VAR(N) sous la contrainte (IV.36) aboutit à la solution optimale :

$$h_{opt} = \frac{R^{-1}e}{'eR^{-1}e} \quad (IV.37)$$

Dans le cas d'un bruit blanc, la matrice R vaut $N_0^2 I_d$ ou I_d est la matrice identité et

donc $R^{-1} = \frac{1}{N_0^2} I_d$. Les coefficients de la réponse impulsionnelle sont tous égaux et valent

chacun $1/L$ pour satisfaire la contrainte. On retrouve le filtre moyeneur sous sa forme discrète.

IV.133 Filtrage Non Linéaire :

Le principal inconvénient des filtres linéaires est que la réduction du bruit s'accompagne d'un étalement des transitions entre régions. La détermination de leurs coefficients résulte d'un compromis. Cette difficulté peut être surmontée par l'utilisation de filtres non linéaires. Par contre, ces dernières introduisent généralement des modifications irréversibles de l'image. Ces transformations pourront affecter la perception visuelle de l'image. Cependant, elles en constituent une simplification, rendant ainsi plus aisée l'étape de segmentation.

Le domaine de filtrage non linéaire est extrêmement vaste. Les opérateurs les plus courants en traitement d'image sont les filtres médians, les filtres homomorphiques et les filtres morphologiques.

a) Filtre Median:

Comme son nom l'indique, le filtre Médian sélectionne le pixel de la fenêtre d'analyse ayant la valeur médiane.

Dans une zone stationnaire perturbée par un bruit blanc à distribution continue, la densité de probabilité de la sortie, notée $g(c)$, est égale à :

$$g(c) = \frac{L!}{q! q!} F^q(c) [1 - F(c)]^q F(c) \quad (IV.38)$$

Où f est la densité de probabilité parente et F la fonction de répartition et $L=2q+1$.

Ce filtre est insensible à la présence de valeurs aberrantes si leur nombre est inférieur à $L/2$. Il est donc très utile dans le cas de perturbations à caractère impulsionnelle, ayant une densité s'étalant vers l'infini (le bruit exponentiel, par exemple). De plus, le filtre médian a la propriété de laisser inchangées les transitions monotones entre régions. Ces deux propriétés, ajoutées à l'existence d'algorithmes rapides et de dispositifs temps réel, en font un opérateur très employé.

b) Filtres Homomorphiques :

Le filtrage homomorphiques est réalisé par une combinaison de traitements linéaires et non linéaires. Il permet souvent de se ramener à un problème de lissage de bruit additif.

Le schéma de principe d'un filtre homomorphique est donné dans la figure (IV.7).

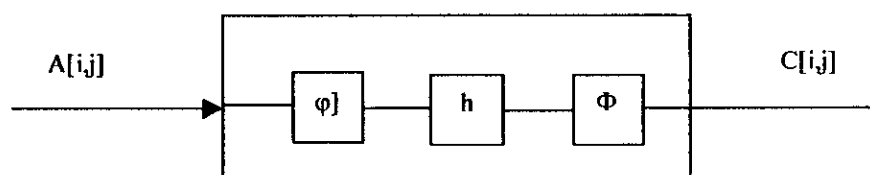


Figure IV.7 : Schéma de principe d'un filtre homomorphique

φ et Φ sont des opérations non linéaires réciproques, h est la réponse impulsionnelle d'un filtre linéaire généralement de type passe bas.

c) Filtres Morphologiques :

L'objectif de la phase de prétraitement est de simplifier de façon à faciliter sa segmentation. Partant d'un modèle des perturbations (bruit d'image), l'approche classique consiste à atténuer ou supprimer le bruit pour retrouver l'information utile sous-jacente inversement, lorsque l'on dispose d'informations à priori sur la forme et la taille des structures à localiser, ainsi que sur le « signe » du bruit (impulsions positives ou négatives), on peut chercher à renforcer cette caractéristique par un traitement dissymétrique (en terme de voisinage et d'intensité) fondé sur les techniques de la morphologie mathématique (*chapitre III*), en terme de réduction de bruit, l'ouverture morphologique supprime les impulsions positives et préserve les impulsions négatives. L'effet inverse est obtenu par fermeture.

Une transformation vérifiant : $\forall A, T\{A\} = T\{T\{A\}\}$ est dite *idempotente*. Une transformation vérifiant : $A(s) \leq B(s) \Rightarrow T\{A\}(s) \leq T\{B\}(s)$ Est dite *croissante*. Une transformation croissante est idempotente est appelée *filtre morphologique*.

En utilisant un élément structurant plan g_K associé à un compact K , l'ouverture et la fermeture s'obtiennent, pour des images à support discret, par combinaison de filtre de rang.

En effet, pour un site quelconque s , les valeurs de l'érodé $C = A \ominus \check{g}_K$, et du dilaté $D = A \oplus \check{g}_K$ sont données par :

$$\begin{aligned} C[s] &= a_{(1)} && \text{(filter minimum)} \\ D[s] &= a_{(L)} && \text{(filter maximum)} \end{aligned}$$

L'ouverture par g_K comprend l'érosion par g_K suivie de la dilatation par \check{g}_K et inversement, la fermeture par g_K comprend la dilatation par g_K suivie de l'érosion par \check{g}_K .

L'ouverture et la fermeture morphologique filtrant le bruit quelle que soit son amplitude relative, pourvu qu'elle soit positive pour la première et négative pour la seconde (et que le support de l'impulsion soit inclus dans le compact K). 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 soit grande et que l'amplitude de bruit est forte. Pour pallier cet inconvénient, on peut faire appel au filtrage alterné séquentiel défini, dans le cas discret, de la façon suivante :

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

Le filtre alterné séquentiel est obtenu par :

$$FAS_i = O_i \circ F_i \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1 \quad (IV.39)$$

Ou, en permutant les opérations d'ouvertures et de fermetures, par :

$$FAS_i = F_i \circ O_i \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1 \quad (IV.40)$$

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

IV.1.4 Rehaussement de Contraste : [COC 95]

Le but des opérateurs définis dans le paragraphe précédent est de réduire les fluctuations d'intensité à l'intérieur d'une même région, sans perturber, par élargissement, la zone de transition marquant la frontière entre régions. Il arrive cependant que la transition entre régions soit initialement floue, c'est à dire qu'elle s'étale sur plusieurs pixels. Ceci se produit dans le cas de bougés (objets ou caméra mobiles) ou de défocalisation de la caméra.

La cause peut également en être le processus physique de formation de l'image (phénomènes de diffraction en radiographie X ou échographie ultrasonore). Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre. On limite ainsi le risque de fusion intempestive de régions distinctes lors de la phase de segmentation.

L'opérateur de rehaussement de contraste devra, si possible, réduire le bruit dans les zones stationnaires et éviter les phénomènes de dépassement. Ce type d'opérateur est réalisable au moyen de :

- Méthodes Linéaires : comme celles basées sur le Laplacien.
- Ou non Linéaires : comme les méthodes morphologiques.

IV.2 Segmentation :

La *Segmentation* des images fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain. Ceci donne naissance à deux approches :

- L'approche **Frontière** qui est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points. Cette approche regroupe toutes les techniques d'extraction de contours. Les contours obtenus sont rarement connexes ; les algorithmes de fermeture de contour ne parviennent pas à combler les lacunes de façon satisfaisante, car ils opèrent de façon aveugle sans connaissance de haut niveau. Ce qui crée parfois des contours indésirables. On peut citer pour ce type d'approche :

1. Les méthodes Dérivatives.
2. Les méthodes Surfaiques.
3. Les méthodes Morphologiques.
4. Les méthodes Markoviennes.
5. Les méthodes Variationnelles.

- L'approche **Région** qui 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 en région connexe séparée, chaque pixel étant affecté à une région unique. Ces méthodes souffrent en général de leur manque de précision sur les frontières des régions extraites.

Et pour cette approche, on peut citer :

1. Les méthodes Markoviennes.
2. Les méthodes Structurales.

Dans notre étude, on prend comme exemple, les méthodes dérivatives.

IV.2.1 Méthodes Dérivatives :

IV.2.1.1 Introduction :

Dans ce présent chapitre, nous abordons les méthodes dérivatives détectant les variations locales d'intensité : Ces approches 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.

Nous fournissons d'abord une présentation des principes généraux d'utilisation de ces méthodes, puis nous étudions les trois axes de ces approches, qui dépendent du type des opérateurs utilisés et qui sont :

- Opérateurs dérivatifs du **premier ordre** : opérateur de prewitt, de sobel et de roberts.
- Opérateurs dérivatifs du **second ordre** : opérateur laplacien au voisinage réduit, Marr-Hildreth et de Huertas-Médioni.
- Approche par **filtrage optimal**, deux approches sont étudiées : Approche de Canny, correspondant à un filtre à réponse impulsionnelle finie et l'approche de Deriche, qui, elle correspond à un filtre à réponse impulsionnelle infinie.

IV.2.1.2 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 IV.8 (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.

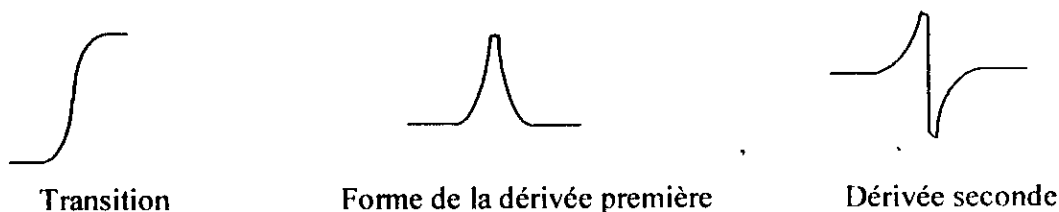


Figure IV.8

Dans le cas bidimensionnel, l'image est représentée par une fonction scalaire continue $A(x, y)$.

Le vecteur gradient est défini au point M de coordonnées (x, y) par :

$$\nabla A(x, y) = \left(\frac{\partial A}{\partial X} \quad \frac{\partial A}{\partial Y} \right)^t \tag{IV.41}$$

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 définie en grandeur et en direction par $\nabla A(x, y)$.

Au point M , l'orientation est :

$$\phi = \arctan \left(\frac{\partial A}{\partial Y} / \frac{\partial A}{\partial X} \right) \tag{IV.42}$$

et le vecteur unitaire n normal au contour a pour expression :

$$n = (\cos \phi \sin \phi) \quad (IV.43)$$

l'orientation du contour vaut alors : $\theta = \frac{\pi}{2} - \phi$

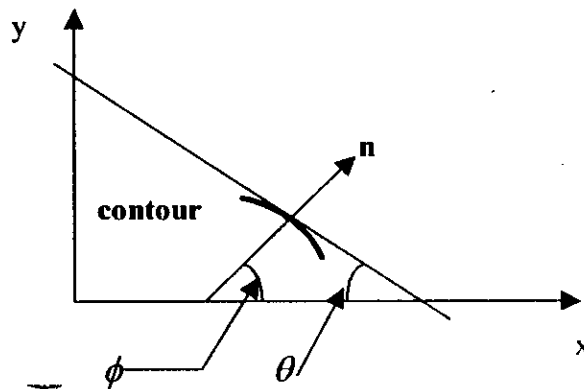


Figure IV.9 : Orientation d'un contour

IV.2.13 Principes généraux d'Utilisation des Méthodes Dérivatives : [COC 95]

La présentation du paragraphe précédent permet de définir trois techniques générales utilisant l'approche dérivative. Elles comportent toutes un seuillage en dernière étape pour éliminer les transitions de faible gradient pouvant correspondre à du bruit.

a) Utilisation du Gradient :

- Calcul du gradient en chaque point de l'image.
- Création de l'image de la norme du gradient.
- Pour chaque point de l'image de la norme, extraction des maximums locaux (obtention de contours fins), dans la direction exacte du gradient.
- Seuillage de l'image des maximums locaux.

b) Utilisation de la Dérivée Seconde :

- Calcul de la dérivée seconde dans la direction du gradient.
- Recherche des passages par zéro de la dérivée seconde dans la direction du gradient.
- Création de l'image des passages par zéro affectés de la norme du gradient.
- Seuillage (élimination des passages par zéro non significatifs).

c) Utilisation du Laplacien :

- Calcul du laplacien.
- Recherche des passages par zéro du laplacien.
- Création de l'image des passages par zéro affectés de la norme du laplacien.
- Seuillage (élimination des passages par zéro non significatifs).

IV.2.1.4 Approches Dérivatives Appliquées aux Images Numériques : [COC 95]

a) Opérateurs dérivatifs du premier ordre :

i) Opérateur de ROBERTS :

Les dérivées directionnelles suivant les directions horizontales et verticales au point (i,j) sont données par de simples différences finies :

$$\frac{\partial A}{\partial y} = \frac{\Delta A}{\Delta i} = A_i[i, j] = A[i+1, j] - A[i, j] \quad (IV.44)$$

$$\frac{\partial A}{\partial x} = \frac{\Delta A}{\Delta j} = A_j[i, j] = A[i, j+1] - A[i, j] \quad (IV.45)$$

La norme du gradient est alors donnée :

$$|\nabla A[i, j]| = \sqrt{A_i^2[i, j] + A_j^2[i, j]} \quad (IV.46)$$

ou encore :

$$|\nabla A[i, j]| = \max \left\{ |A_j[i, j]|, |A_i[i, j]| \right\} \quad (IV.47)$$

Ou encore :

$$|\nabla A[i, j]| = \frac{|A_j[i, j] + A_i[i, j]|}{2} \quad (IV.48)$$

Notons que ces opérateurs sont très sensibles au bruit.

Les formules (IV.46) et (IV.47) seront utilisées dans la suite, puisqu'elles nécessitent moins d'opérations de calcul que la formule (IV.45) donc un temps d'exécution plus faible.

ii) Opérateurs de PREWITT et de SOBEL :

Pour ces opérateurs, les dérivées directionnelles horizontales et verticales s'expriment sous la forme :

$$A_x[i, j] = h_x * A[i, j] \quad \text{et} \quad A_y[i, j] = h_y * A[i, j] \quad (\text{IV.49})$$

* : désigne l'opération de convolution,

$$h_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad h_y = \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & -c & -1 \end{pmatrix} \quad (\text{IV.50})$$

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

Les masques de PREWITT sont définis par $c=1$ et les masques de SOBEL par $c=2$.

La norme du gradient est calculée par la formule (IV.46), et son orientation est donnée

par :
$$\theta = \frac{\pi}{2} - \arctan\left(\frac{A_x}{A_y}\right) \quad (\text{IV.51})$$

b) Opérateurs dérivatifs du second ordre :

Les contours peuvent être localisés par les passages par zéro du LAPLACIEN:

$$\Delta A(x, y) = \frac{\partial^2 A}{\partial^2 x^2} + \frac{\partial^2 A}{\partial^2 y^2} \quad (\text{IV.52})$$

i) Opérateur LAPLACIEN sur un voisinage réduit :

Une des approximations discrètes du laplacien, calculée sur un voisinage 3*3, correspond au masque suivant

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

ii) Opérateur de MARR et HILDRETH :

L'image $A(x,y)$ peut être prétraitée en effectuant un lissage par un filtre gaussien $g(x,y)$. ensuite, on calcule la dérivée seconde dans la direction n du gradient et on cherche les passages par zéro dans l'image B définie par :

$$B(x, y) = \frac{\partial^2 (A * g(x, y))}{\partial^2 n} \quad (IV.53)$$

Pour simplifier, on suppose que les passages par zéro de la dérivée seconde directionnelle coïncident avec ceux du laplacien. On peut alors utiliser le laplacien et l'expression devient :

$$B(x, y) = \Delta(A * g(x, y)) \quad (IV.54)$$

Cela revient à appliquer directement sur l'image l'opérateur laplacien d'une gaussienne $\Delta g(x, y)$ qui peut être approché valablement par la différence de deux gaussiennes (opérateur DOG). En effet, en monodimensionnel, l'opérateur DOG s'écrit :

$$DOG(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} - \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}} \quad (IV.55)$$

En posant, $\sigma_1 = \sigma + \delta\sigma$ il vient :

$$\sqrt{2\pi} DOG(x) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} - \frac{1}{\sigma + \delta\sigma} e^{-\frac{x^2}{2(\sigma + \delta\sigma)^2}} \quad (IV.56)$$

Il apparaît que :

$$\sqrt{2\pi} DOG(x) = \delta\sigma \frac{\partial}{\partial \sigma} \left(\frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \right) = - \left(\frac{1}{\sigma^2} - \frac{x^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (IV.57)$$

Or:

$$\left(\frac{1}{\sigma^2} - \frac{x^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} = \frac{\partial^2 g(x)}{\partial^2 x^2} \quad (IV.58)$$

$DOG(x)$: Approche donc la dérivée seconde de $g(x)$ si σ et σ_i sont voisins.

L'objectif est de réaliser un opérateur différentiel à bande étroite. En étudiant le filtre DOG, on observe que la bande passante est pratiquement constante pour un rapport $\sigma/\sigma_i < 1,6$.

Sachant que le gain croit quant σ/σ_i augmente, on choisit pratiquement σ/σ_i voisin de 1,6.

iii) Opérateur de HUERTAS-MEDIONI :

Huertas et Medioni proposent un filtre qui est une décomposition en filtres séparables de l'opérateur laplacien d'une gaussienne :

$$\frac{1}{G_0} \left(2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (IV.59)$$

Où G_0 est un coefficient de normalisation.

$$\Delta g(x, y) = g_1(x)g_2(y) + g_2(x)g_1(y) \quad (IV.60)$$

avec :

$$g_1(x) = \frac{1}{\sqrt{2G_0}} \left(1 - \frac{x^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{dérivée d'une gaussienne}) \quad (IV.61)$$

et :

$$g_2(x) = \frac{1}{\sqrt{2G_0}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{lissage}) \quad (IV.62)$$

L'implémentation de ces filtres est faite sous forme de filtres numériques à réponse impulsionnelle finie à coefficient entier.

c) Approche par Filtrage Optimal :

Dans les approches suivantes, le contour est modélisé par un échelon d'amplitude U_0 noyé dans un bruit blanc. Deux méthodes de calcul du filtre optimal pour détecter et localiser la transition sont proposées.

i) Approche de CANNY :

L'approche de CANNY consiste à trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle $h(x)$ (en monodimensionnel) satisfaisant les trois contraintes [BOL 95] suivantes pour un signal d'entrée en échelon :

- Une bonne détection,
- Une bonne localisation,
- Une faible multiplicité des maximums dus au bruit.

Canny trouve la solution suivante, qui est la dérivation de la convolution d'une image avec une gaussienne.

Les dérivées partielles de la courbe de Gauss sont :

$$\left. \begin{aligned} G_x(x, y) &= -\frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \\ G_y(x, y) &= -\frac{y}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \right\} \quad (\text{IV.63})$$

Les filtres étant séparables, nous pouvons réaliser séparément les convolutions suivant x et y, d'où :

$$\left. \begin{aligned} A_x &= G_x(x) * G(y) * A \\ A_y &= G_y(y) * G(x) * A \end{aligned} \right\} \quad (\text{IV.64})$$

avec :

$$\left. \begin{aligned} G(x) &= \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \\ G_x(x) &= -\frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \right\} \quad (\text{IV.65})$$

ii) Approche de DERICHE :

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), il aboutit à l'opérateur suivant (en monodimensionnel), c : est une constante de normalisation.

Lissage :

Pour améliorer l'immunité au bruit un lissage préalable est effectué. Le filtre utilisé est la combinaison de deux filtres monodimensionnels dans les directions x et y . Le filtre de lissage monodimensionnel retenu par Deriche est l'intégral $f(x)$ du filtre optimal.

Nous avons :

$$f(x) = b(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|} \quad (IV.66)$$

b est calculé pour donner une réponse constante de valeur 1 pour un signal d'entrée constant de niveau 1.

L'expression du filtre bidimensionnel séparable de lissage est donc de la forme :

$$f(x,y) = b^2(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|}(\alpha|y| + 1)e^{-\alpha|y|} \quad (IV.67)$$

Si l'image originale est notée $A(x,y)$, l'image lissée aura pour expression :

$$B(x,y) = A * f(x,y) \quad (IV.68)$$

Calcul du gradient :

Le calcul du gradient se fait à partir des dérivées selon x et y du produit de convolution de l'image par le filtre de lissage $f(x,y)$. compte tenu des règles de dérivation de l'opération de convolution et de la séparabilité du filtre $f(x,y)$, nous aurons les opérateurs de dérivation suivant x et y sous la forme :

$$f_x(x,y) = cxe^{-\alpha|x|}b(\alpha|y| + 1)e^{-\alpha|y|} \quad (IV.69)$$

$$f_y(x,y) = cye^{-\alpha|y|}b(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|} \quad (IV.70)$$

On en conclut que : $f_x(x,y) = h(x) * f(y)$, et par conséquent, l'image de la dérivée directionnelle en x s'écrit :

$$B_x(x,y) = (A * h(x)) * f(y) \quad (IV.71)$$

C'est à dire que la dérivée directionnelle selon x est le résultat d'un lissage suivant la direction y, suivi par une dérivation suivant x.

De même que :

$$B_y(x, y) = (A * h(y)) * f(x) \quad (IV.72)$$

Dans le cas discret, on a :

$$\left. \begin{aligned} X(m, n) &= \left(c n e^{-\alpha |n|} \right) \left[b \left(\alpha |m| + 1 \right) e^{-\alpha |m|} \right] \\ Y(m, n) &= \left(c m e^{-\alpha |m|} \right) \left[b \left(\alpha |n| + 1 \right) e^{-\alpha |n|} \right] \end{aligned} \right\} \quad (IV.73)$$

avec :

$$b = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}} \quad \text{et} \quad c = -\frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{e^{-\alpha}} \quad (IV.74)$$

Une note très importante est que l'implémentation récursive des filtres monodimensionnels h et f est aisée [BOL95]. Donc, cette approche permet de déterminer la sortie du détecteur de contours optimal sans appliquer une convolution directe de l'image.

Amincissement des lignes de contour :

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. Soit la méthode suivante dite « suppression des points non maximum », dont le principe est le suivant :

Soit $A(x,y)$ l'image composée des amplitudes des gradients, et $Dir(X,Y)$ l'image des directions.

IV Les Techniques Classiques de Segmentation d'Images

Pour chaque point $A(X,Y)$, on détermine les points adjacents qui se trouvent dans la direction du gradient, comme illustré dans la figure (IV.10) soient $A(X1,Y1)$ et $A(X2,Y2)$ ces points.

L'algorithme est très simple : si $A(X,Y)$ est supérieur à la fois à $A(X1,Y1)$ et à $A(X2,Y2)$, alors $A(X,Y)$ est conservé, sinon $A(X,Y)$ est mis à zéro

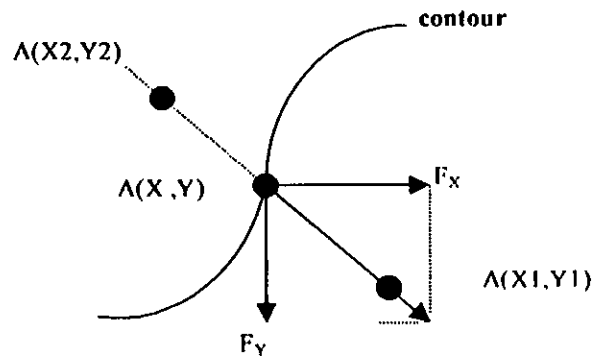


Figure IV.10 : Exemple d'amincissement

IV.3 Résultats :

Les images ci-dessous montrent les résultats d'implémentation de tous les opérateurs expliqués ci-dessus par notre logiciel CORSEG qu'on va présenter dans le chapitre VII.

- Image originale et son Histogramme :

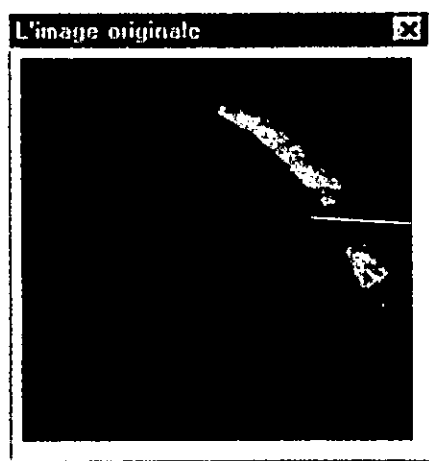
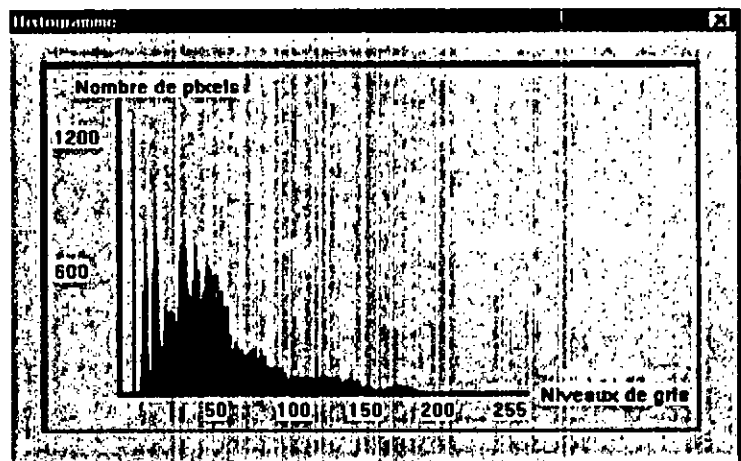


Image originale



Son histogramme

- Image égalisée et son histogramme :

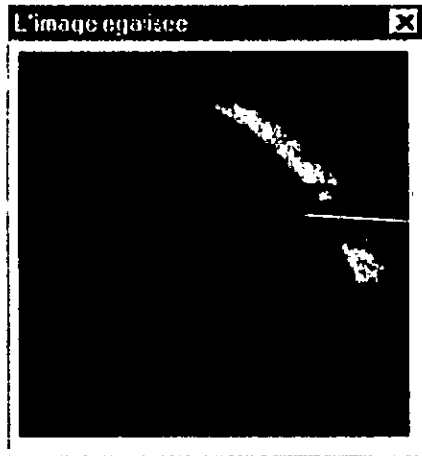
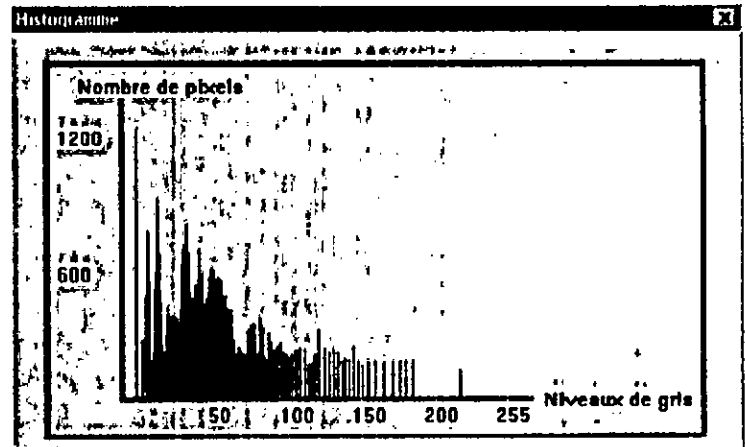


Image égalisée ~



Histogramme égalisé

- Filtrage Linéaire (Gauss et Moyenneur) : avec une taille de 3 ($\sigma = 0.5$).



Image originale

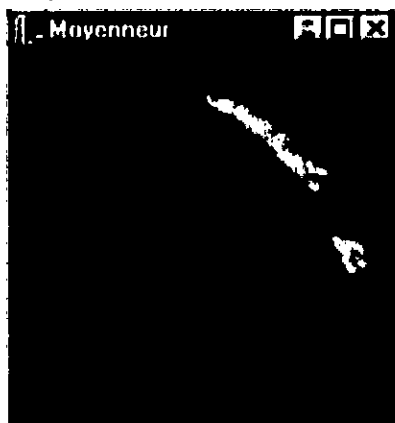


Image filtrée par un filtre Moyenneur

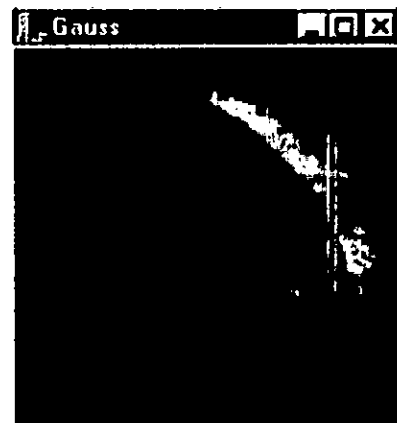


Image filtrée par un filtre Gaussien

- Filtrage Non Linéaire (Médian) : avec une taille de 3 ($\sigma = 0.5$).



Image originale

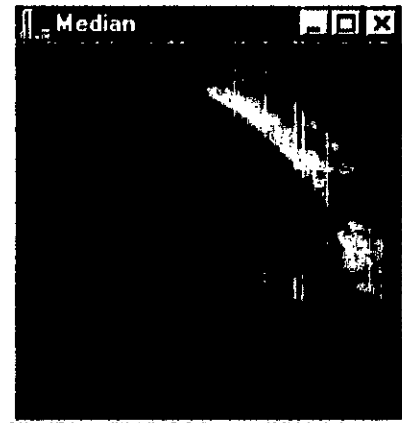


Image filtrée par un filtre Median

- Application des Opérateurs Dérivatifs sur l'image originale :

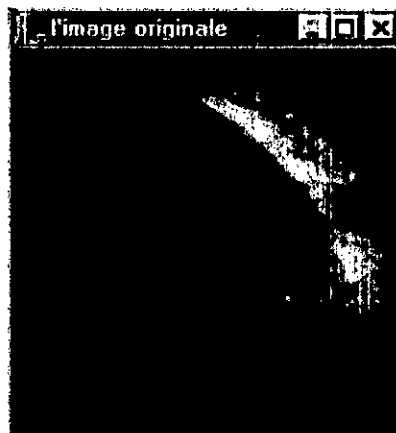
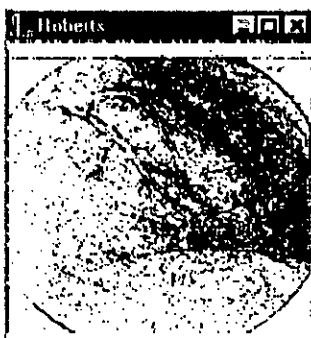


Image originale



Opérateur de Roberts



Opérateur de Sobel



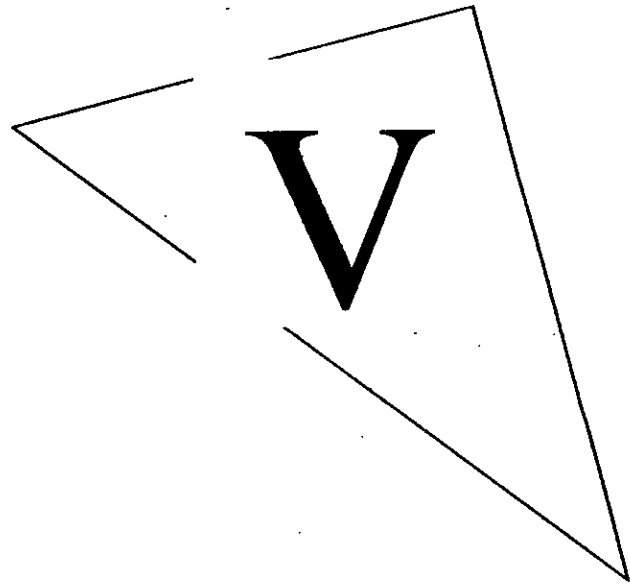
Opérateur de Laplace

IV.4 Conclusion :

D'abord nous avons présenté quelques exemples de méthodes de prétraitement telles que la modification d'histogramme qui permet d'améliorer l'apparence visuelle de l'image sans changer la forme des régions, puis le filtrage en ses deux types linéaire et non linéaire et qui permet de réduire le bruit présent dans l'image. Ensuite le rehaussement du contraste qui a pour but de diminuer l'étendu de la zone de transition (zone marquant la frontière entre région), sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre, et en limitant aussi le risque de fusion intempestive de régions distinctes lors de la phase de segmentation.

Dans un deuxième lieu, nous avons abordé les différentes méthodes de segmentation en insistant sur l'approche frontière et précisément sur les méthodes dérivatives. Nous avons commencé par les opérateurs dérivatifs de premier ordre (Roberts, Sobel,...), second ordre (Laplace, Marr-Hildreth,...) et approche par filtrage optimale (Canny, Dérêche,...).

Enfin, nous avons présenté les résultats obtenus par ces différents traitements. Quant au chapitre suivant, il est consacré aux méthodes de segmentation appliquées aux images Coronarographiques.



Les Méthodes De Segmentation Appliquées Aux Images Coronarographiques

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

V.1 Introduction :

La segmentation est une étape de base consistant à extraire par différentes méthodes des formes ou des points particuliers de l'image. Dans notre cas, il s'agit des vaisseaux coronaires.

Cette segmentation peut avoir des objectifs distincts. En effet, certaines équipes recherchent la segmentation d'une artère ou d'un bout d'artère par intérêt pour ses dimensions précises, notamment dans la détection des sténoses (anomalie artérielle caractérisée par un rétrécissement du diamètre de l'artère, voir sa totale obstruction due à des dépôts). D'autres s'intéressent plus à la totalité de l'arbre coronaire, et portent ainsi leurs efforts sur une recherche globale insistant sur la structure même de « graphe » associée à l'arborescence artérielle.

Les solutions ne sont pas tout à fait les mêmes. La deuxième finalité implique souvent des algorithmes de poursuite, et demande moins de précision sur les contours mêmes. Certaines techniques se limitent à la recherche des axes centraux des vaisseaux ou en font une première étape capitale.

V.2 Les Méthodes De Segmentation Pure :

V.2.1 Une Technique à part, présente dans de nombreuses méthodes, le Seuillage :

Le seuillage n'est pas à lui seul une méthode de segmentation mais intervient dans la quasi-totalité des traitements, qu'ils soient linéaires ou morphologiques. Il s'agit de fixer une ou deux valeurs 'seuil' de niveaux de gris et de ne garder que les pixels dont la valeur associée est supérieure, inférieure ou comprise dans l'intervalle défini. Cet outil est souvent utilisé pour nettoyer une image ayant déjà subi un traitement partiel qui a pu accentuer la différence d'intensité entre pixels d'intérêt et pixels superflus (voir [PEH 94], [PUR 98], et [THN 93]).

On distingue essentiellement trois catégories de méthodes de *seuillage*. Si on désigne par s un site, par $A[s]$ son niveau de gris et par $p(s)$ le résultat d'un opérateur local agissant sur un voisinage $V(s)$ du site s , le seuillage peut alors être associé à un opérateur $T(s, A[s], p(s))$. On parle alors de :

- seuillage global si T ne dépend que de $A[s]$,
- seuillage local si T ne dépend que de $A[s]$ et de $p(s)$,
- seuillage dynamique si T dépend de $A[s]$, de $p(s)$ et de s .

Dans la plupart des cas, et ce pour des raisons liées aux difficultés techniques et aux domaines d'application, l'opération de seuillage est assimilée à la comparaison à un seuil définissant la limite entre la classe «fond» et la classe «objet». on parle alors de *binarisation* ([COC 95]).

V.2.2 Les Techniques de Segmentation par Morphologie Mathématique :

La morphologie mathématique est une technique d'analyse d'image reposant sur la théorie des ensembles. Tout commence par définition d'un élément structurant caractéristique et pertinent au vu des formes recherchées. Chaque pixel est ensuite testé selon son appartenance à un ensemble s'appuyant sur l'élément structurant.(voir [HAE 99])

Ainsi les opérateurs fondamentaux de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation. Les ensembles considérés sont l'intersection de l'élément structurant avec l'image.

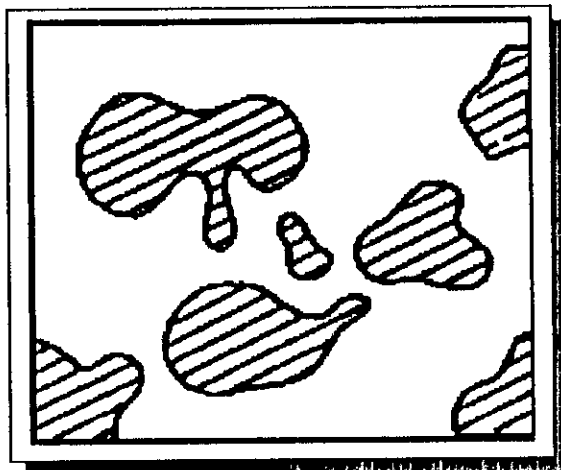


Figure V.1 : Ensemble d'objet

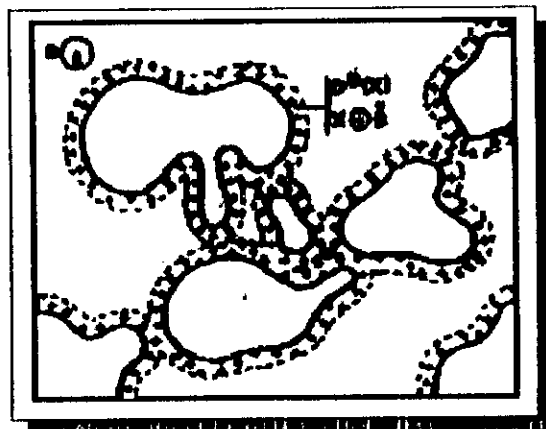
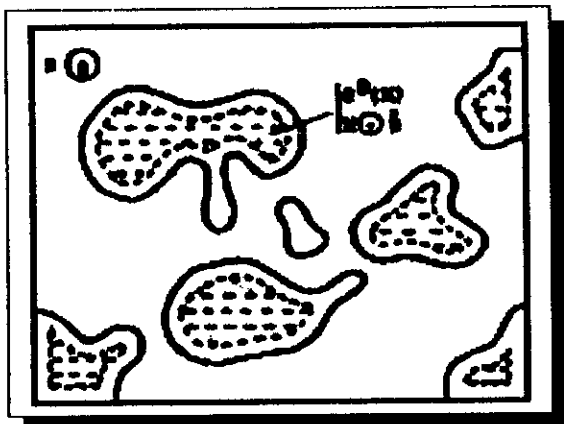


Figure V.2 : Erosion de l'ensemble d'objets de la figure V.1 par un élément structurant circulaire. Figure V.3 : Dilatation de l'ensemble d'objets de la figure V.1 par un élément structurant circulaire.

Pour l'érosion, l'érode du sujet est constituée de tous les pixels tels que la totalité de l'élément soit comprise dans la forme quand l'élément structurant est centré en ces pixels.

Pour la dilatation, la dilatée du sujet initial est constituée de tous les pixels tels que l'intersection entre la forme et l'élément structurant lorsqu'il est centré en ces pixels soit non vidé.

Lorsque les images sont en niveau de gris, les définitions deviennent les suivantes :

Pour l'érosion, on affecte en tout point (x,y) , la valeur minimum des pixels situés dans l'intersection de l'image et de l'élément structurant centré en (x,y) .

$$(f-B)(x,y) = \text{Inf} \{f(u,v) ; (u,v) \in B(x,y)\}$$

Pour la dilatation, on affecte en tout point (x,y) , la valeur maximum des pixels situés dans l'intersection de l'image et de l'élément structurant centré en (x,y) .

$$(f+B)(x,y) = \text{Sup} \{f(u,v) ; (u,v) \in B(x,y)\}$$

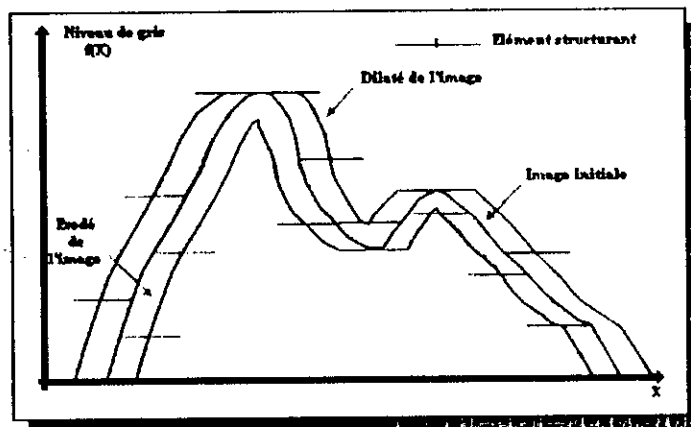


Figure V.4 : Le principe d'érosion et de dilatation d'une image en niveau de gris.

Dans d'autres algorithmes, le principe part de la constatation qu'un réseau vasculaire s'étend dans toutes les directions (voir [THN 93]). Grâce à un élément structurant bien défini, l'opérateur «ouverture» de la morphologie mathématique permet de sélectionner et d'extraire les éléments de l'image correspondant à la forme choisie.

Ainsi, la méthode définit un segment linéaire, d'une longueur adaptée à la définition de l'image et à la taille des artères. Elle procède au traitement par huit ouvertures successives d'une image en modifiant l'angle d'inclinaison du segment pour prendre en considération le maximum d'artère.

La réunion des images donne les lignes de l'arbre coronaire, sans précision de largeur ou de dimension. Afin d'éliminer les segments issus du bruit, cette étape est suivie d'un seuillage adapté.

Une dernière méthode (voir [FIL 95]), teste les différentes combinaisons de l'érosion et de la dilatation pour extraire les vaisseaux. L'accent est mis sur les qualités de traitement par morphologie, qualité de robustesse, absence de distorsion, prise en compte de l'environnement global...

Certaines méthodes utilisent ponctuellement ces techniques, telle l'érosion, pour nettoyer les pixels gênants ou le gradient morphologique, intéressant en détection de contours, ou encore la technique de partage des eaux pour faire une approche orientée région des formes remarquables de l'image :

En considérant l'image comme une surface dans l'espace en trois dimensions, la ligne de partage des eaux correspond à la crête entre deux bassins versants. Cette transformation itérative abaisse donc les niveaux de gris des pixels situés sur les flans de pics sans altérer les sommets ou les vallées. Au final, les lignes de crêtes ont gardé leur niveau de gris et entourent des régions dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Cette transformation repose sur une succession d'amincissement. Il est alors facile, par seuillage, d'extraire les frontières.

V.23 La Dérivation et Ses Dérivés :

Le traitement linéaire rassemble toutes les techniques utilisant la convolution, la dérivation...

De nombreux articles s'appuient sur les techniques de dérivation pour détecter les contours marqués par une différence de niveaux de gris.

L'utilisation d'un filtre issu des dérivées au premier ou au second ordre d'une gaussienne pour obtenir l'approximation de la dérivée des niveaux de gris est fréquente (dérivée 1^{er} ordre du filtre gaussien ID dans d'autres articles).

L'intérêt d'utiliser la courbe de Gausse est qu'on garde son aspect filtrant dans le traitement.

Les filtres de Sobel ou de Marr-Hildreth dans (voir [SOW 95]), recherchent sur le même principe d'approche dérivative du premier et du second ordre les contours.

Dans un tout autre domaine, d'autres filtres servent à régulariser l'image (filtre moyennant, voir dans [SOW 95]), à adoucir les bruits de fonds ou les unifier.

V.2.4 Les Contours Actifs (SNAKES) :

La technique des contours actifs permet à partir d'une forme fermée de la déformer graduellement jusqu'à ce qu'elle s'adapte à une courbe ou un contour de l'image. Le contour actif est une courbe élastique avec une énergie associée qu'il faut optimiser. Cette énergie se décompose en deux termes : une énergie interne qui comprend les contraintes de continuité de la courbe et une énergie externe qui lui permet de s'adapter aux contours recherchés (création d'un potentiel qui diminue lorsque la courbe se rapproche des données recherchées).

$$E = \int E_{int}(Q(u)) + E_{ext}(Q(u)) du$$

Où $Q(u)$ est la représentation spatiale de la courbe.

On distingue deux grandes catégories de modèles de contour actif : les modèles continus et les modèles discrets. Les modèles continus s'appuient sur une représentation analytique du contour.

Le modèle discret quant à lui, associe la courbe initiale à une ligne polygonale dont les sommets sont des points discrets et l'évolution de cette ligne polygonale s'effectue dans le support discret de l'image.

La segmentation par contours actifs est donc un problème de minimisation d'énergie. C'est une méthode plus récente qui s'adapte bien à la reconstruction 3D.

En fin remarquons que c'est une technique en plein essor, qui reste prometteuse.

V.2.5 La Détection Multi-échelle (Multi-Scale Framework) :

Plusieurs articles font appel à la détection multi-échelle pour segmenter ou élire les meilleurs contours. Ainsi, dans la méthode (décrite dans [SOW 95]), l'étape de détection plus précise des contours nécessaires pour le calcul ultérieur d'une fonction diamètre, est réalisée par une technique multi-échelle.

Fondamentalement, le multi-échelle permet d'avoir une description correcte et complète des contours de l'image en combinant les changements d'intensité survenus à différentes échelles.

Soit une échelle adaptative est calculée pour chaque contour, soit l'image est décomposée sur plusieurs échelles pour détecter et/ou combiner les contours.

Dans le cas de l'article cité, des premiers contours approximatifs ont été trouvés. Il s'agit donc certainement de la première méthode, c'est à dire, l'adaptation de l'échelle aux premiers contours obtenus.

V.3 Les Méthodes Algorithmiques Associées :

V3.1 La Programmation Dynamique :

De nombreuses méthodes font référence à une technique de programmation dynamique.

Si celle-ci n'est pas une technique de segmentation à proprement parler, elle intervient partout (ou presque) où il est question d'optimisation.

Le principe est d'obtenir le résultat optimal par rapport à un ou plusieurs critères fixés ou coûts, en élaborant de manière séquentielle un chemin de meilleur choix à travers toutes les possibilités.

V3.2 Les Algorithmes de Poursuite (TRACKING) :

On entend par poursuite, la poursuite séquentielle d'une consigne, ici d'un contour, par opposition à un traitement global qui segmenterait d'un coup la totalité des artères. Il s'agit d'avancer pas à pas le long des formes à détecter. Cette technique permet d'aborder plus facilement les problèmes d'embranchement et de superposition. Enfin, et surtout, ce principe permet d'injecter de « l'intelligence » dans la recherche, en utilisant les informations obtenues à l'étape précédente dans la résolution de l'instant.

Une méthode (voir [LIS 93]) présente un algorithme de détection-effacement : afin d'éviter toute ambiguïté lors de croisements ou de boucle, tout segment d'artère détecté est alors effacé.

Une autre méthode (voir [HAE 99]) propose une technique originale et astucieuse de poursuite et de détection séquentielle.

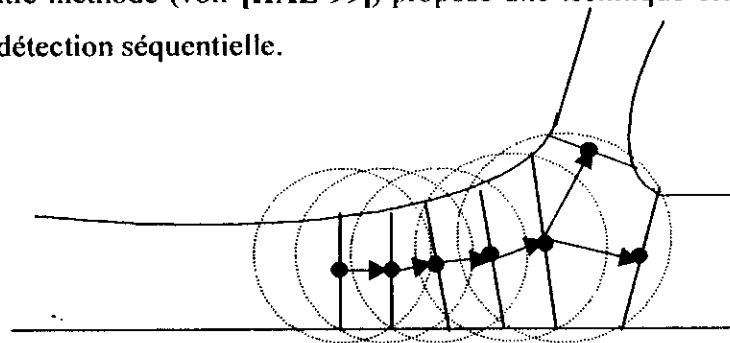


Figure V.5 : Mode du Tracking et les points de bifurcation

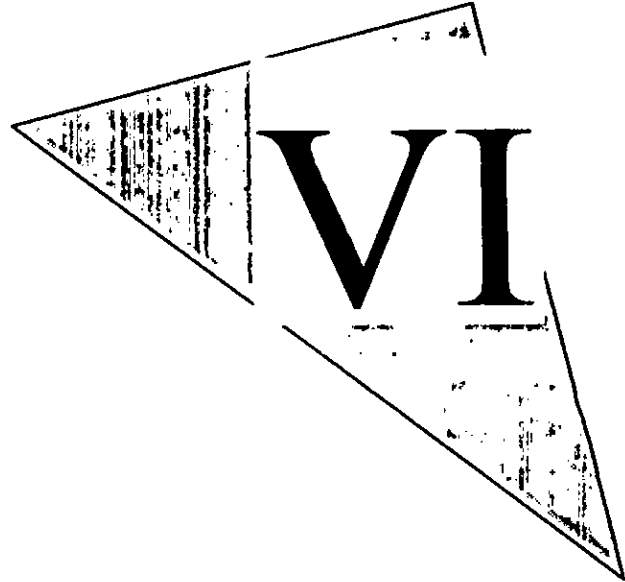
La détection de l'arbre passe par l'obtention d'une ligne médiane approximative et pour chaque point de cette ligne, d'une largeur approximative et d'une direction associée.

Le triplet (point, direction, largeur) constitue l'élément de base E. A partir de cet élément, on construit un cercle de rayon proportionnel à la largeur obtenue, et on cherche les deux points d'intersections de ce cercle avec le contour de la veine en considérant les variations de niveaux de gris.

Ces deux points frontières trouvés, on en déduit le point centre suivant, la direction, la largeur, et ainsi de suite. Cet article semblant pertinent tant dans sa méthode que dans sa description.

V.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons exposé les différentes techniques de segmentation utilisées dans les images coronarographiques et il est intéressant de les citer en détaillant plus les méthodes testées qui sont la méthode Dérivée et la méthode basée sur la Morphologie Mathématique. Enfin, il a été retenu une méthode qui est basée sur la morphologie mathématique [HAE 99], détaillée en présentant l'algorithme général dans le chapitre suivant.



La Méthode de Segmentation Retenue

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

VI.1 Extraction de l'Arbre Coronaire : [HAE 99]

VI.1.1 Traitement Préliminaire :

L'étape de segmentation de l'arbre commence, d'après l'article [HAEF99], par un traitement préliminaire de l'image afin d'augmenter le contraste. Il s'agit d'un traitement par morphologie mathématique à l'aide d'un **filtre THO** (Top Hat Operator).

C'est une érosion, suivie d'une dilatation par le même élément structurant, le tout soustrait à l'image initiale.

$$\text{THO}(\text{Image}) = \text{Image} - \text{Dil}(\text{Eros}(\text{Image}))$$

Tels que: Dil : la dilatation de l'image.

Eros : l'érosion de l'image.

Si on prend la taille de (S) légèrement plus grande que le diamètre de l'artère le **plus épais**, l'ouverture enlève toutes les artères et les autres objets qui vont parfaitement dans (S) (bruit inclus), lesquels par conséquent paraissent dans l'image produite par la THO. C'est pour cela qu'on doit prendre la taille de l'élément structurant (S) légèrement plus grande que le diamètre de plus **fines artères** : l'ouverture élimine alors toutes les artères et autres éléments qui contiennent (S). Ils n'apparaissent pas dans l'image intermédiaire. Les grosses structures de l'arrière plan ne sont pas éliminées par l'ouverture, la soustraction du résultat de l'ouverture, à l'image initiale permet de ce fait, l'élimination des grosses structures de l'arrière plan et la conservation des artères. Le bruit dans l'image résultat est réduit en convolant TH(I) avec un filtre Gaussien de taille ($\sigma < 1$), dans l'ordre de préserver les petits segments de l'artère.

VI.1.2 Algorithme de Poursuite :

Il est appliqué sur l'image traitée par la THO puis le filtre Gaussien.

L'intensité de l'image est analysée le long de la circonférence d'un gabarit circulaire centré sur les points de la ligne centrale de l'artère, avec un diamètre légèrement plus grand que la largeur de l'artère.

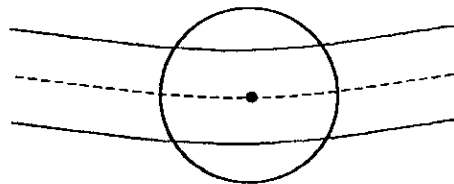


Figure VI.1 : le gabarit circulaire, un peu plus large que l'artère

On définit un élément artériel comme un triplet composé de la position du point central considéré du vecteur direction de l'artère en ce point et d'une estimation de la largeur de l'artère.

Plus précisément, étant donné un élément «artériel» initial, qui est déterminé interactivement par une interface graphique avec l'opérateur, l'algorithme de poursuite construit séquentiellement l'élément artériel suivant. Aux bifurcations ou superpositions, l'algorithme agit récursivement.

Soit $e_i = \left(p_i, d_i, \omega_i \right)$ l'élément courant. Le problème de poursuite pour le cas simple sans bifurcations, est de trouver $e_{i+1} \left(p_{i+1}, d_{i+1}, w_{i+1} \right)$. On calcule un cercle de centre p_i et de rayon $r_i = \gamma \left(\frac{\omega_i}{2} \right)$ Qui sera analysé pour la détection des points frontières suivants.

Le paramètre γ détermine la fréquence de détection des points frontières et prend des valeurs obtenues expérimentalement entre 1.1 et 1.4 [HAE 99].

Aux bifurcations, plus d'une paire de points frontières est détectée. L'élément courant devient alors un élément de bifurcation. Dans ce cas, le nombre de nouveaux éléments artériels est égal au nombre de paires points de frontières détectées. Chaque nouvel élément constitue le nœud de départ d'un nouveau segment. Le processus se termine quand plus aucun point frontière n'est détecté ou que la distance entre les deux points frontières détectés est inférieur a un seuil fixé.

VI.1.2.1 Détection des Points Frontières:

Les artères sont sombres et relativement uniformes, c'est ainsi que l'œil les reconnaît sur l'image. c'est cette variation de contraste, visible en étudiant la dérivée de l'évolution des niveaux de gris, que l'on cherche à localiser pour trouver les contours .

La détection des points frontières s'effectue sur un profil en niveaux de gris le long d'un cercle $t_{(p,r)}$ avec pour centre $p = (p_x, p_y)$ et pour rayon $r = \gamma \left(\frac{\omega}{2} \right)$ où $e = (p, d, w)$ est l'élément courant.

$t_{(p,r)} = \{c_i, i=0, 1, \dots, E(2\pi)-1\}$, $E(x)$ représente la partie entière de x .

avec $a = I(p_x + p \cos(i\delta\theta), p_y + p \sin(i\delta\theta))$ où I est la matrice de niveau de gris de l'image.

Où $\delta\theta = \frac{2\pi}{E(2\pi)} \cdot \delta\theta$ Représente le pas angulaire le long du cercle.

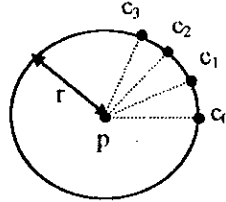


Figure VI.2 : Le gabarit circulaire $t_{(p,r)} = \{c_i\}$

Lorsque I est défini dans le domaine discret, une estimation de c_i est calculée par interpolation bilinéaire sur le champ d'intensité.

Ensuite on calcule la dérivée de $t_{(p,r)}$ par convolution circulaire de $t_{(p,r)}$ avec la dérivée du premier ordre du filtre Gaussien 1-D :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

Les maxima locaux de la dérivée obtenue sont détectés et groupés par paires selon le signe de la dérivée. Etant donnée une paire de points, elle n'est retenue que si le module de la dérivée est supérieur à un seuil fixé.

VI.1.2.2 Calcul du Point Suivant :

Une fois les points frontières obtenus, on calcule les données composant l'élément suivant :

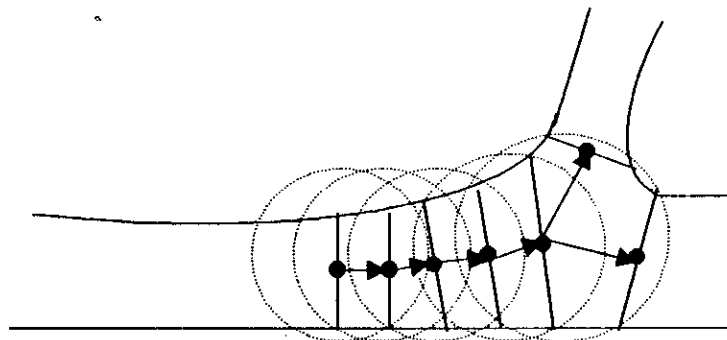


Figure VI.3 : Mode du Tracking et les points de bifurcation

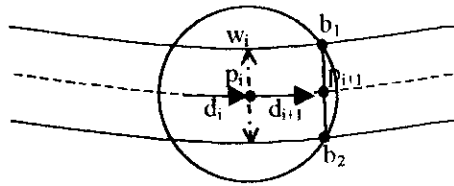


Figure VI.4. Modèle d'un élément artériel et les paramètres d'un segment d'artère du processus de Tracking

$$p_{i+1} = \frac{1}{2}(b^{(1)} + b^{(2)})$$

$$d_{i+1} = p_{i+1} - p_i$$

$$\omega_{i+1} = \text{distance entre } b^{(1)} \text{ et } b^{(2)}.$$

VI.1.2.3 Estimation des Bords des Artères :

La première étape nous a permis d'obtenir une description structurale de l'arbre, décrit comme la suite des points du squelette des artères, avec comme indication, la largeur de l'artère en chacun de ces points.

Afin d'être plus précis qu'une simple interpolation linéaire entre les différents points frontières, la deuxième étape propose l'extraction des contours des artères de manière quasi-continue (avec la définition d'un pixel). Chaque segment d'artère est traité séparément et un rectangle propre est construit autour de lui pour définir l'espace d'étude pour extraire le contour (ASEI : Artery Segment Enclosing Image).

Le traitement est là encore basé sur la morphologie mathématique, avec la transformation de « watershed » (ligne de partage des eaux). C'est maintenant une approche région qui devrait nous permettre d'obtenir des contours plus précis.

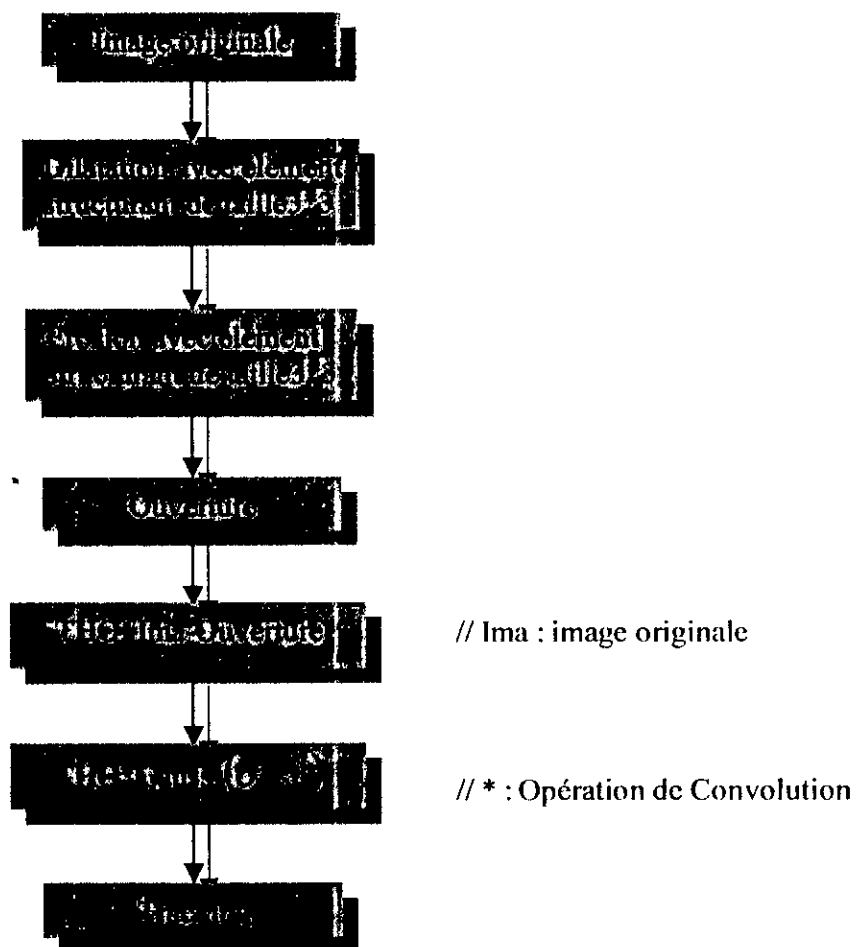
En considérant l'image comme une surface dans l'espace en trois dimensions, la ligne de partage des eaux correspond à la crête entre deux bassins versants. Cette transformation itérative abaisse donc les niveaux de gris des pixels situés sur les flans des pics sans altérer les sommets ou les vallées.

VI La Méthode de Segmentation Retenue

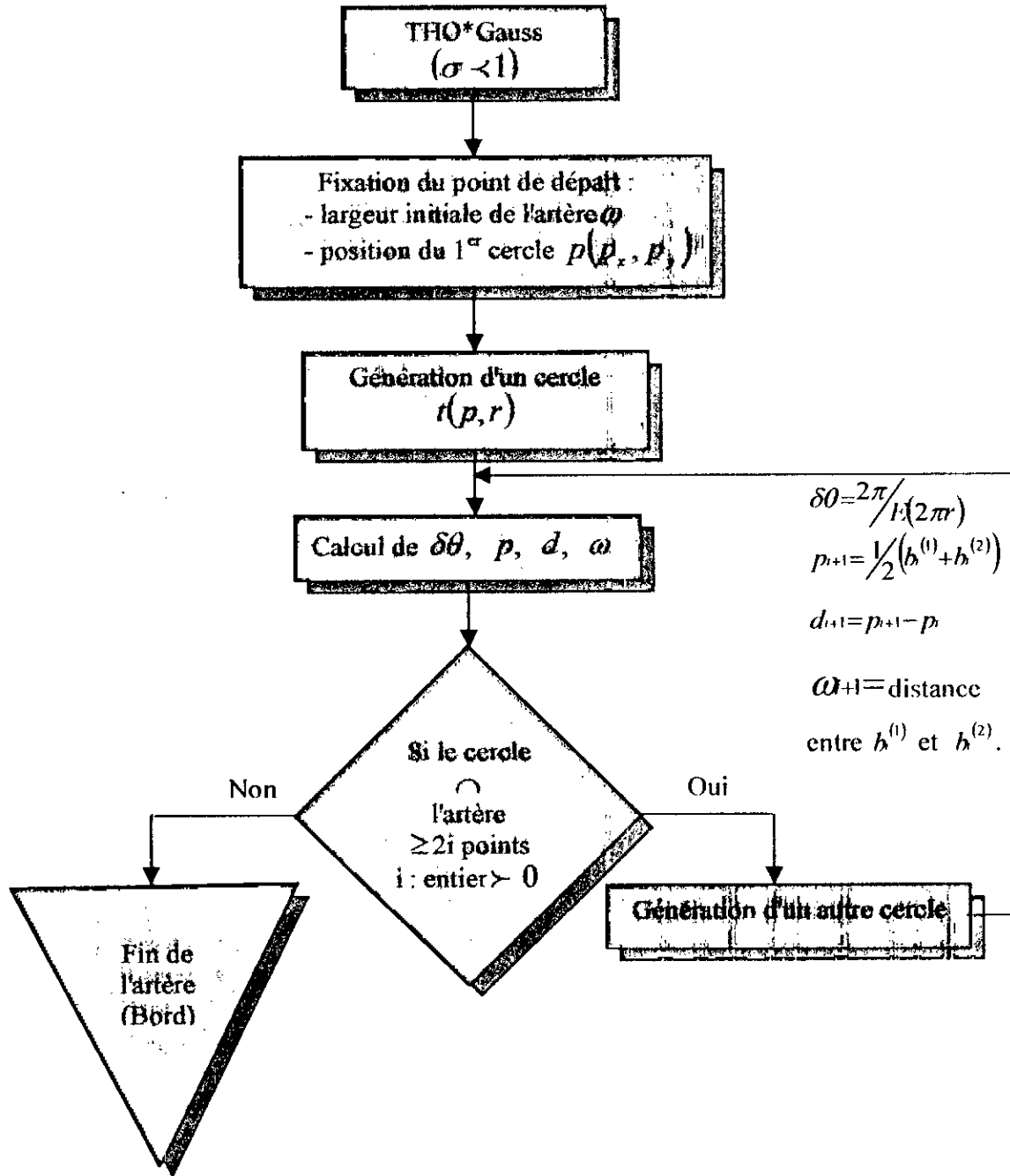
Au final, les lignes de crêtes ont gardé leur niveau de gris et entourent des régions dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Cette transformation repose sur une succession d'amincissement. Il est alors facile, par seuillage, d'extraire les frontières.

VI.2 Organigramme D'Extraction De L'Arbre :

On présente ici l'organigramme d'extraction de l'arbre coronaire selon la méthode définie dans [HAE 99].



VI.3 Organigramme De Poursuite Séquentielle :



VI.4 : Application (on prend un élément structurant de taille 3*3 pour l'ouverture)

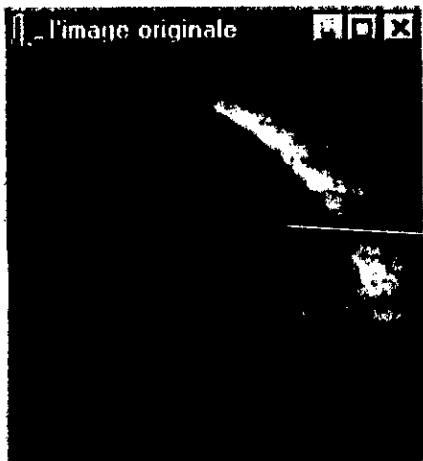
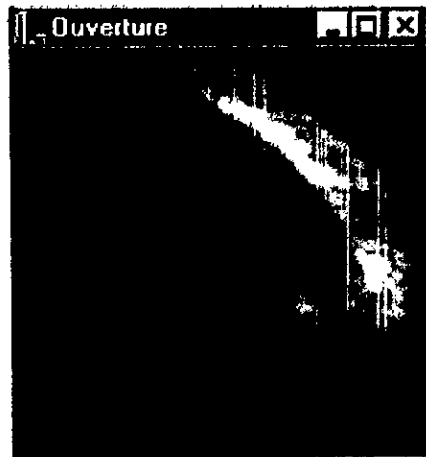


Image originale



Ouverture de l'image originale

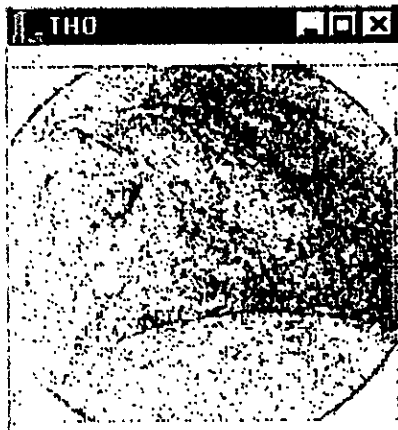
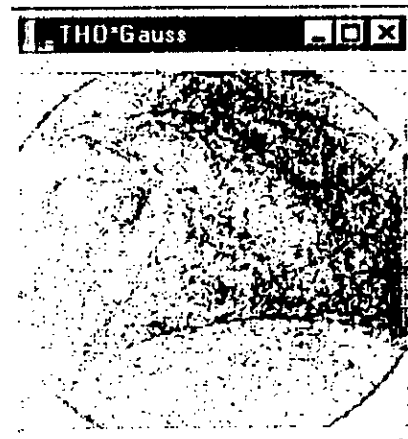
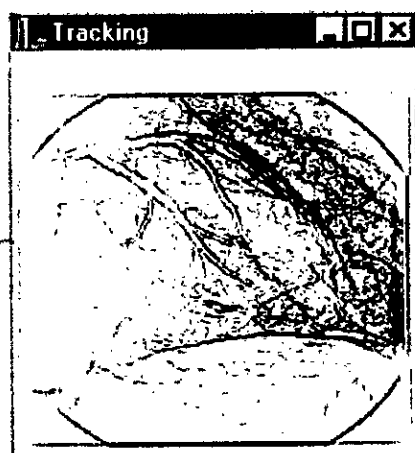


Image filtrée par un filtre THO



Convolution de TH(I) avec un filtre Gaussien ($\sigma < 1$)



Tracking avec $\sigma = 1,1$ et $\gamma = 2$

VI.5 Conclusion :

Ce chapitre qui a pour objectif la segmentation de l'arbre coronaire à partir de la coronarographie et qui est divisé en deux étapes :

- La première qui consiste à un rehaussement du contraste (THO) puis un filtrage Gaussien.
- La deuxième consiste à l'extraction de l'arbre en utilisant la poursuite séquentielle (Tracking).

Et nous avons complété notre étude en donnant les résultats obtenus après l'implémentation de l'algorithme.

Dans le chapitre suivant nous avons rassemblé tous les opérateurs et méthodes testés sous forme de logiciel et qui va permettre de donner à notre travail un aspect pratique.



VII

Présentation du Logiciel CORSEG

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

CORSEG est un outil de travail dont l'objectif est de regrouper tous les aspects pratiques de la segmentation des images coronarographiques pour l'extraction de l'arbre coronaire et qui servira d'outil pour le diagnostic des pathologies cardio-vasculaires.

VII.1 Organisation Générale :

Le logiciel s'est voulu un environnement convivial pour l'utilisateur, il a utilisé pas mal de fonctionnalités offertes par la P.O.O (Programmation Orientée Objet : **Builder C++5**) ; il utilise des fenêtres, menus, boîte de dialogues...

Le menu général comporte 7 menus surgissant dont lesquels un séparateur délimite les menus Fichier permettant ainsi un regroupement selon l'orientation ou le domaine d'intérêt.

Les sept menus Fichiers sont :

1. File : Fonctions globales liées au logiciel (Open ,Close, Save,...).
2. Filtrage : Filtrage linéaire et non linéaire.
3. Open Morphol : Englobe tous les opérateurs morphologiques (dilatation, érosion,...).
4. Segmentation : englobe les opérateurs (Roberts, Sobel et laplace).
5. Algo de poursuite : Ce menu Fichier fait l'extraction de l'arbre coronaire à partir de la THO.
6. Fenêtre : L'état de l'affichage des fenêtres.
7. Help : A propos.

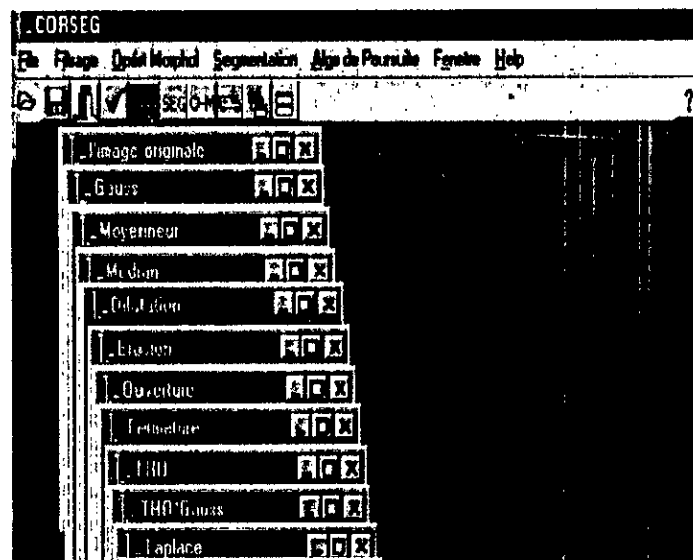


Figure VII.1 : CORSEG

VII.1.1 File :

Dans ce menu (figure VII.1) on trouve les 5 menus Fichiers suivants :

1. Open : Cette option s'exécute en cliquant directement sur son item ou en utilisant les touches de raccourci suivantes «Ctrl + O» ou utiliser le bouton de raccourci "Speed Button". Son exécution permet d'afficher la boîte d'ouverture (VII.3) qui nous permet de sélectionner une image 256*256 de type BMP.
2. Close : Fonction permettant de fermer la fenêtre déjà ouverte. Elle s'exécute en cliquant directement sur son item ou en utilisant la touche de raccourci "Ctrl" + c ou en utilisant le bouton de raccourci "Speed Button".
3. Save : elle permet à l'utilisation d'enregistrer les résultats de son traitement , elle s'exécute en cliquant directement sur son item ou en utilisant la combinaison de touche de raccourci suivante "Ctrl" + S, alors la boîte d'enregistrement des images de la figure (VII.4) apparaît, l'utilisateur peut enregistrer son image résultat sous les images types: bmp, ico, imf, wmf.
4. Exit : Fermeture de l'application. Elle s'exécute soit en cliquant directement sur son item ou en utilisant la combinaison de touches "ctrl" + E, ou le Speed Button de fermeture.

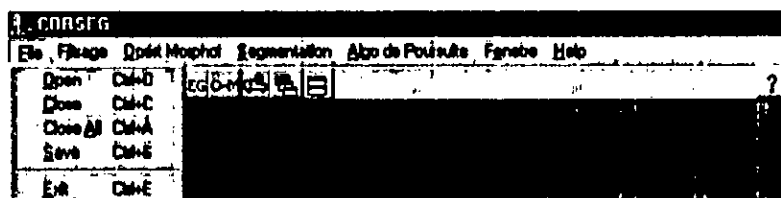


Figure VII.2 : File

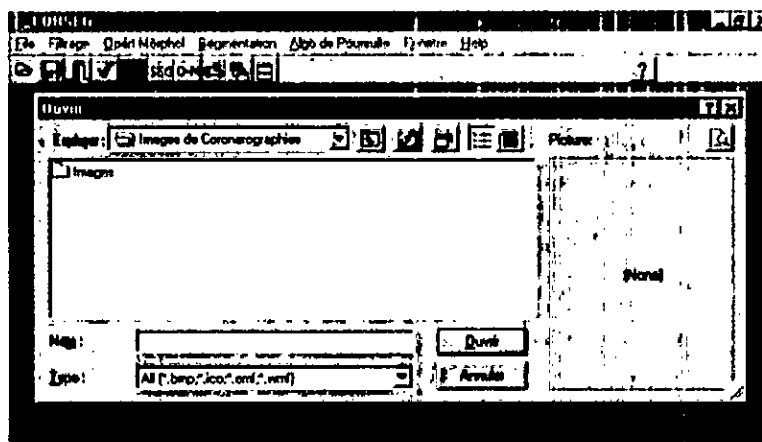


Figure VII.3 : Boite de dialogue

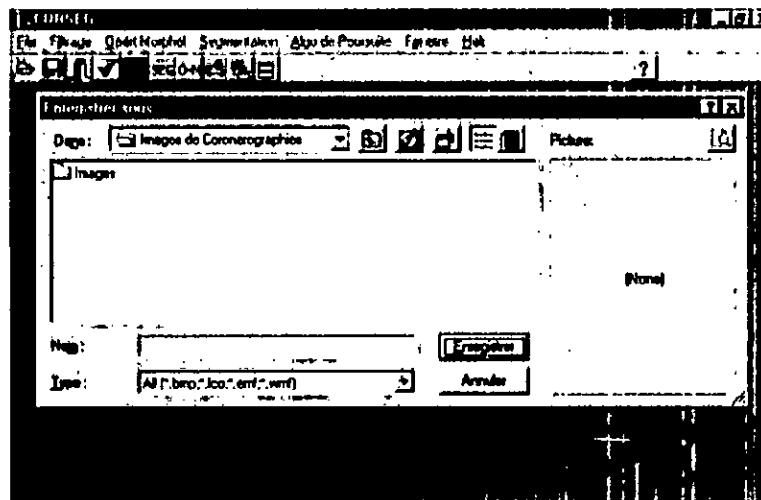


Figure VII.4 : Enregistré sous

VII.1.2 Filtrage :

Ce menu regroupe les filtres testés :

1. Linéaire : Gauss et Moyenneur
2. Non linéaire : Median

Ces filtres sont exécutés par touches sur l'item de chacun avec l'apparition de la boîte de dialogue VII.6 à chaque fois.



Figure VII.5 : Filtrage Linéaire et Non Linéaire.

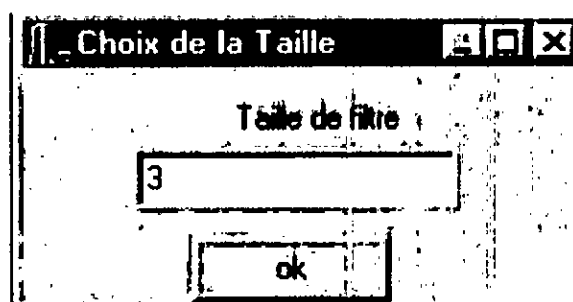


Figure VII.6 : Choix de la taille du filtre.

VII.1.3 Segmentation :

Les opérateurs existants dans le menu, sont exécutés par des simples touches sur leurs items tels que : Roberts

Sobel

Laplace

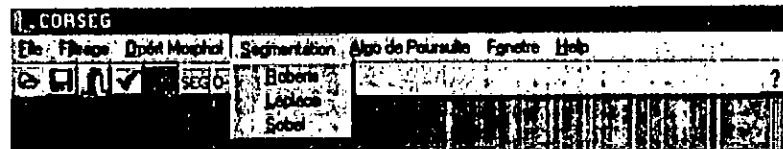


Figure VII.7 : Segmentation.

VII.1.4 Algorithme de poursuite :

Ce menu comprend l'opération Tracking. Elle est exécutée par une touche sur son item. Une boîte de dialogue va apparaître (figure VII.8).

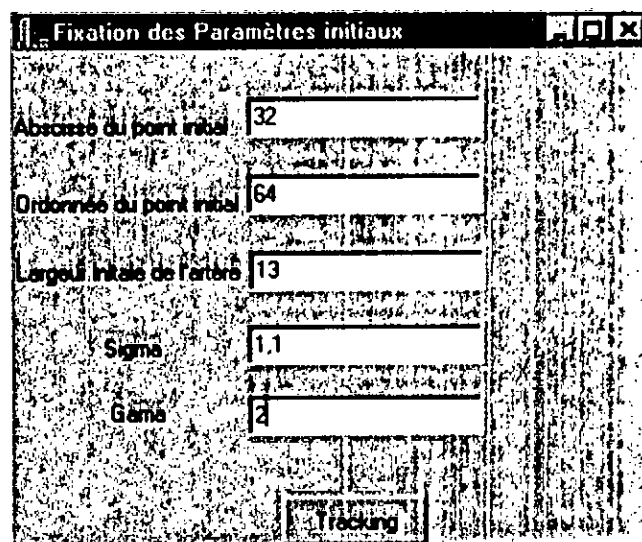
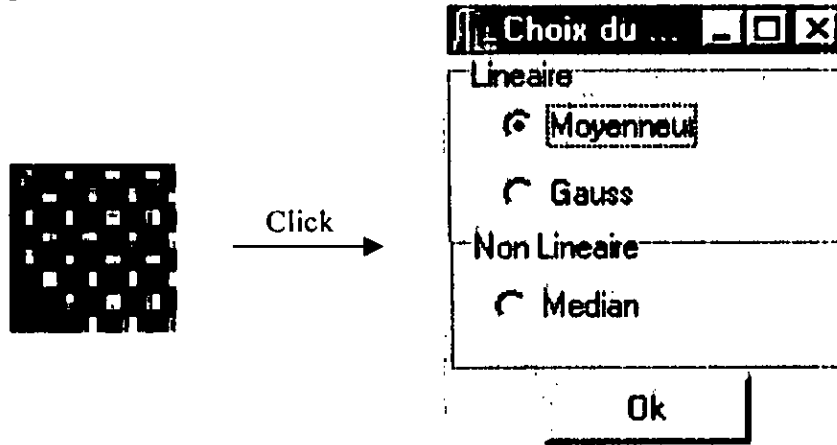
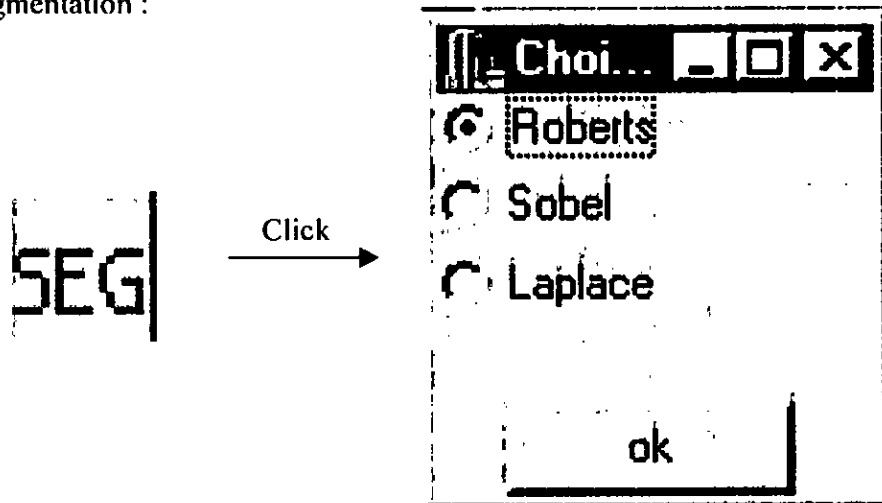


Figure VII.8 : Choix des paramètres Initiaux.

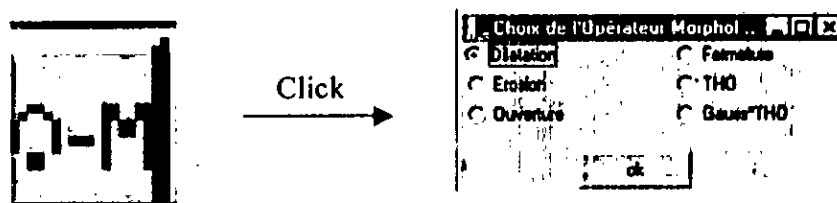
- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Filtrage :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Segmentation :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Opérateurs Morphologiques :



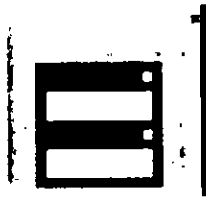
- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Tracking :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Cascade :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Mosaïque :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Close :



- L'icône suivante est le Speed Button ou le bouton de raccourci de la commande de Exit :



VII.2 Conclusion :

Le logiciel nous a permis de donner à notre travail son aspect pratique. De ce fait, il expose le plan de notre travail. Il englobe aussi les outils qui nous ont permis de faire la segmentation de l'arbre coronaire; mais la conception CORSEG reste ouverte à des améliorations pour de meilleurs performances.

Conclusion Générale

CONCLUSION GENERALE

L'Angiographie permet d'obtenir des images coronarographiques riches en informations, le médecin s'en servira pour diagnostiquer puis juger de la nécessité d'un traitement médical adéquat.

Nous avons vu que l'approche classique de détection de contours (*approches dérivatives*) consiste à utiliser en cascade un filtre passe-bas pour diminuer le bruit, suivi d'un opérateur différentiel pour détecter le contour.

Le problème sous-jacent à ces approches est que le but recherché (extraction de contour) ne peut pas être défini avec précision.

Nous avons donc mis en application une méthode de segmentation d'images Coronarographiques, basées sur la Morphologie Mathématique qui est une méthode efficace et prometteuse d'après les résultats obtenus.

Mais, il faut préciser que la segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies est loin d'être achevée de manière fiable, car le traitement (*d'après [HAE 99]*) dans les cas d'artères de diamètres petits donne de faibles résultats.

Aussi la précision de l'algorithme voire sa capacité à suivre l'artère sont diminuées dans les zones à faible contraste.

Donc, d'après ces remarques, c'est sur l'image qu'il faut alors porter son travail plus que sur le traitement.

En perspectives, on peut envisager l'étiquetage de l'arbre coronaire. La superposition des images coronarographiques avec des images tomoscintigraphiques qui donnera des informations supplémentaires sur la perfusion du myocarde, et qui va permettre donc une meilleure segmentation. Ainsi qu'à l'utilisation d'autres méthodes autres que celles étudiées, et qui sont précisés dans le chapitre V.

Annexes

Annexe A : Démonstration de Quelques Propriétés des Opérateurs

Morphologiques :

1. DILATATION

Proposition 1 : $A \oplus B = B \oplus A$

Démonstration : $A \oplus B = \{c \in E \mid \exists a \in A, b \in B, c = a + b\}$
 $= \{c \in E \mid \exists a \in A, b \in B, c = b + a\}$
 $= B \oplus A$

Proposition 2 : $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$

Démonstration : Un élément $x \in A \oplus (B \oplus C) \Leftrightarrow \exists a \in A, \exists b \in B, \exists c \in C$ tels que $x = a + (b + c)$.

Un élément $x \in (A \oplus B) \oplus C \Leftrightarrow \exists a \in A, \exists b \in B, \exists c \in C$ tels que $x = (a + b) + c$.

Or, $a + (b + c) = (a + b) + c$ par associativité de l'addition

Et donc $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$.

Proposition 3 : $A \subseteq B \Rightarrow A \oplus D \subseteq B \oplus D$

Démonstration : Supposons que $A \subseteq B$ et soit $x \in A \oplus D$. Alors, $\exists a \in A$

Et $\exists d \in D$ tels que $x = a + d$. Or, comme $A \subseteq B$, $a \in B$, donc,

$\exists a \in B$ et $\exists d \in D$ tels que $x = a + d$, et donc, par définition de la dilatation, $x \in B \oplus D$.

2. EROSION

Proposition 1 : $A \subseteq B \Rightarrow A \ominus K \subseteq B \ominus K$

Démonstration : Soit $x \in A \ominus K$. Alors $x + k \in A \forall k \in K$. Mais $A \subseteq B$ et donc $x + k \in B \forall k \in K$. Par définition de l'érosion, on a donc que $x \in B \ominus K$.

Proposition 2 : $A \supseteq B \Rightarrow D \ominus A \subseteq D \ominus B$

Démonstration : Soit $x \in D \ominus A$. Dès lors, $x + a \in D \forall a \in A$. Or, comme $A \supseteq B$, $x + a \in D \forall a \in B$ et donc, par définition de l'érosion, $x \in D \ominus B$

Proposition 3 : $(A \cap B) \ominus K \Rightarrow (A \ominus K) \cap (B \ominus K)$

mais $(A \cup B) \ominus K \supseteq (A \ominus K) \cup (B \ominus K)$

Démonstration : $x \in (A \cap B) \ominus K \Leftrightarrow \forall k \in K, x + k \in A \cap B \Leftrightarrow$

$\forall k \in K, x + k \in A$ et $x + k \in B$ et, par définition, $x \in A \ominus K$ et

$x \in B \ominus K$ et donc $x \in (A \ominus K) \cap (B \ominus K)$

par contre, si $x \in (A \ominus K) \cup (B \ominus K)$, alors $x \in A \ominus K$ ou $x \in B \ominus K$.

Si $x \in (A \ominus K)$ et comme $(A \cup B) \supseteq A$, alors $x \in (A \cup B) \ominus K$.

Si $x \in (B \ominus K)$ et comme $(A \cup B) \supseteq B$, alors $x \in (A \cup B) \ominus K$.

Proposition 4 : $A \subseteq B \ominus C \Rightarrow B \supseteq A \oplus C$

Démonstration : Supposons d'abord que $A \subseteq B \ominus C$ et soit $x \in A \oplus C$.

Alors $\exists a \in A$ et $\exists c \in C$ tels que $x = a + c$. Or, comme $A \subseteq B \ominus C$,

$a \in B \ominus C$, et donc $\forall c' \in C, a + c' \in B$.

En particulier, $c \in C$ et donc $a + c \in B$. Mais comme $x = a + c$, $x \in B$

Supposons à présent que $B \supseteq A \oplus C$ et soient $x \in A$ et $c \in C$. Alors,

$x + c \in A \oplus C$ mais $A \oplus C \subseteq B$ et donc $x + c \in B$. Finalement, $\forall c \in C$,

$x + c \in B$ et donc $x \in B \ominus C$

Pour en termine avec ces deux opérateurs, il est important ici de souligner que l'érosion n'est pas commutative : $A \ominus B \neq B \ominus A$

3. OUVERTURE ET FERMETURE :

L'ouverture (resp. fermeture) d'une image B par un élément structurant K , noté B° (K (resp. $B \bullet K$) est définie par $B^\circ K = (B \ominus K) \oplus K$ (resp. $B \bullet K = (B \oplus K) \ominus K$).

Proposition 1 : $A \oplus K^\circ = (A \oplus K)^\circ K = (A \bullet K) \oplus K$

$A \ominus K = (A \ominus K) \bullet K = (A^\circ K) \ominus K$

Démonstration : soit $G = A \oplus K$, $H = G \ominus K$ et $I = H \oplus K$, par la proposition 4 de

l'érosion, $G = A \oplus K$ implique que $A \subseteq G \ominus K$,

c'est à dire $A \subseteq H$, donc $A \oplus K \subseteq H \oplus K$, ou $G \subseteq I$.

Mais par la même proposition, $H = G \ominus K$ implique que $G \supseteq H \oplus K$,

C'est à dire $A \oplus K \supseteq H \oplus K$, ou $G \supseteq I$. Finalement, $G \subseteq I$ et $G \supseteq I$ et

donc $G = I$. En conclusion, $A \oplus K = H \oplus K = (G \ominus K) \oplus K =$

$((A \oplus K) \ominus K) \oplus K = (A \bullet K) \oplus K$.

L'autre proposition se démontre aisément de la même manière.

Proposition 2 : $(A \bullet K) \bullet K = A \bullet K$

Démonstration : $A \oplus K = (A \bullet K) \oplus K$

$$(A \oplus K) \ominus K = ((A \bullet K) \oplus K) \ominus K$$

$$A \bullet K = (A \bullet K) \bullet K$$

Proposition 3 : $(A^\circ K)^\circ K = A^\circ K$

Démonstration : $A \ominus K = (A \bullet K) \ominus K$

$$(A \oplus K) \ominus K = ((A^\circ K) \ominus K) \oplus K$$

$$A^\circ K = (A^\circ K)^\circ K$$

Proposition 4 : $A^\circ B \subseteq A$

Démonstration : Soit $x \in A^\circ B$. Dés lors, $x \in (A \ominus B) \oplus B$ et donc

$$\exists u \in A \ominus B \text{ et } v \in B \text{ tels que } x = u + v. \text{ Or } u \in A \ominus B \Rightarrow u + b \in A \forall b \in B$$

et en particulier pour v . Donc $u + v \in A$. Mais $x = u + v$ et donc $x \in A$

Proposition 5 : $A \subseteq A \bullet B$

Démonstration : Soient $a \in A$ et $a \in B$. Alors $a + b \in A \oplus B$. Mais dés lors $a \in (A \oplus B) \ominus B$ et donc $a \in A \bullet B$

Annexe B : Description du Format BMP

➤ La structure des fichiers BMP de Windows :

Un fichier BMP se décompose en trois parties consécutives :

- La première, appelée BITMAPFILEHEADER fournit les informations générales sur le fichier.
- La deuxième est BITMAPINFOHEADER contient essentiellement des informations sur l'image, comme les dimensions, la palette des couleurs,...
- La troisième partie rassemble les données de l'image.

➤ BITMAPFILEHEADER

Les fichiers BMP sont identifiés par leur signature, « BM », situées dans les deux premiers octets. La taille totale du fichier est ensuite inscrite dans quatre octets. Viennent ensuite quatre octets réservés à zéro, puis la valeur de l'offset de la partie BITMAP à partir du début de fichier. Cet en-tête est toujours de longueur fixe(14 octets), et sa structure est la suivante :

```
Type struct{
    int  bfType ;           // Constante « BM » définie comme signature
    long bfSize ;         // taille totale du fichier
    long bfReserved ;     // Zone réservée et mise à zéro
    long bfOffBits ;     // Index vers le début des données images à partir du début du fichier
} BITMAPFILEHEADER ;
```

➤ BITMAPINFOHEADER

Cet en-tête contient des informations concernant les caractéristiques de l'image ; comme la dimension, la résolution, la palette des couleurs, le mode de compression et bien d'autres.

Sa structure est définie par :

```
typedef struct {
    long biSize ;         //taille occupée par la structure BITMAPINFOHEADER
    long biWidth ;       // Largeur de l'image
    long biHeight ;     // Hauteur de l'image
```

B Description du Format BMP

```
int biPlanes ;           // nombre de plans (fixé à 1)
int biCount ;           // nombre de bits pour coder une couleur (1,2,4,8 ou 24)
long biCompression ;    // 0 : image non compressée ; 1 :Codage RLC
long biSizeImage ;      // taille de l'image en octets
long biXpelsPerMetre ;  // Résolution Horizontale en pixels par mètre
long biClrUsed ;        // nombre de couleur utilisées
long biClrImportant ;   // nombre de couleur importantes
    } BITMAPINFOHEADER.
```

➤ RGBQUAD

Cette partie représente la palette des couleurs, elle est codée en RGB(Rouge, Vert, Bleu). Une structure de 4 octets est réservée à cet effet.

```
Typedef struct{
    BYTE rgbBlue ;
    BYTE rgbGreen ;
    BYTE rgbRed ;
    BYTE rgbReserved ;
}RGBQUAD ;
```

➤ La structure BITMAPINFO

BITMAPINFOHEADER et RGBQUAD sont intégrés dans une seule structure BITMAPINFO, cette structure est la suivante :

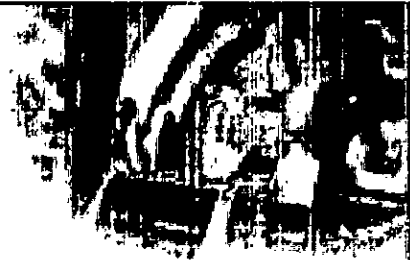
```
Typedef struct {
    BITMAPINFOHEADER bmiheader ;
    RGBQUAD          bmiColors[] ;
}BITMAPINFO ;
```

➤ Les données BITMAP

Chaque pixel est représenté par 1, 4, 8 ou 24 bits. L'origine est définie comme étant le coin inférieur de l'image, et les pixels sont analysés ligne par ligne. Tous les bits représentant les pixels d'une même ligne sont concaténés entre eux. Cependant, la représentation d'une ligne complète devra, suivant les cas, être complétée avec des bits zéro afin d'occuper un nombre entier de 32 bits.

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

Actuellement, Le service cardiologie de l'hôpital Mustapha utilise une station Médicale de Marque Philips, Modèle Integris H3000.



Integris H5000F



Integris BV5000

Photos des stations utilisées pour mener une intervention d'angioplastie

Console de commande à distance



Console de numérisation et de traitement



Caméra pivotante



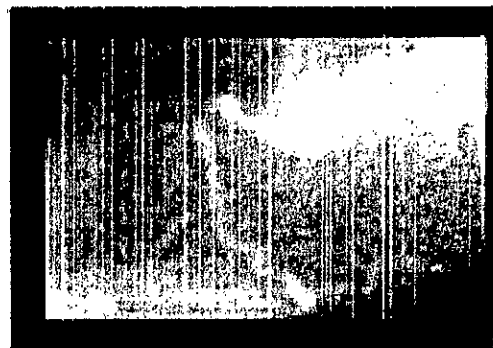
Manette de commande



Exemple
d'image



Imprimante
et Graveur
de CD-ROM
Intégrés



Exemples du site internet www.Phillips.com

Bibliographie

Segmentation de l'arbre coronaire à partir de coronarographies

BIBLIOGRAPHIE

- [CHR 76]:** « Anatomie des Artères Coronaires du Cœur ».
C.Christidèrs, C.Cabrol.
Laboratoire Besins-Iscovesco., 1976.
- [COC 95]:** « Analyse d'images : filtrage et segmentation ».
Jean-Pierre Cocquerez et Sylvie Philipp.
Edition : MASSON, 1995.
- [CRO 94]:** « Cardiopathies Valvulaires Ischémiques, Myocardiopathies et Péricardites ».
D.Crochet, A.Hage.
Hopital Laennec-Nantes, 1994.
- [EMC 92]:** « Encyclopédie Médico-chirurgicale
1992.
- [FEL 98]:** « Conception et Réalisation d'un environnement de Traitement d'Images Coronarographiques ».
Fekir Mohamed kheireddine et Lemmouchi Nacreddine.
PFE, INI, 1998.
- [FIL 95]:** « A Nonsmoothing Approach to the Estimation of Vessel Contours in Angiograms ».
M.Fegueiredo, J.Leitao.
IEEE Trans.Med.Imag, vol 10, n° 2, Juin 1999.
- [GVB 00] :** « Segmentation et Etiquetage de l'arbre coronaire à partir de coronarographies ».
Gaëlle Valet .
Rapport bibliographique , DEA Automatique et traitement numérique du signal, Juillet 2000.
- [GVP 00] :** « Prise en main du logiciel KHOROS et premiers pas dans la segmentation des artères coronaires ».
Gaëlle Valet .
Projet de fin d'étude, ENSEM, Janvier-Mars 2000.
- [GVS 00] :** « Segmentation et Etiquetage de l'arbre coronaire à partir de coronarographies ».
Gaëlle Valet .
Rapport de stage , DEA Automatique et traitement numérique du signal, Juillet 2000.

- [HAE 99] : « Model-based Morphological Segmentation and Labelling of Coronary Angiograms ».
K.Haris, N.Efstratiadis, ...
IEEE Trans.Med.Imag, vol 18, n° 10, Octobre 1999.
- [HAR 99] : « Image Analysis using Mathematical Morphology ».
R.Haralick, S.Stenberg, X Zhuang.
IEEE Trans.Pattern Anal.Machine Intell, Juillet 1987.
- [HOR 95] : « Vision par ordinateur ».
R.Horaud et O.Monga.
Edition :HERMES, 1995.
- [KUN 93] : « Traitement numérique des images ».
M.Kunt.
Presses Polytechniques et Université Romandes, 1993.
- [LAC 95] : « Deformable Contours :Modelling and Extraction ».
K.Lai, R.Chin.
IEEE Trans.Pattern Anal.Machine Intell, vol 17, n° 11, Novembre1995.
- [LAC 93] : « Recursive Tracking of Vascular Networks in Angiograms Based on Detection-deletion Sceme ».
I.Liu, Y.Sun.
IEEE Trans.Med.Imag, vol 12, n° 2, Juin 1993.
- [LAR 86] : « Larousse de la Médecine».
1986.
- [LAS 00] : « Segmentation des images biomédicales par des Approches Fractals».
N.Lassouaoui.
Magister ENP, Option :Image et Parole, 2000.
- [LOU 99]: « Segmentation du Col Utérin, dans le but de réaliser un système de Dépistage du Cancer ».
L.Lourdiane
PFE, ENP, 1999.
- [MAR 93] : « Morphologie Mathématique et Quantification Vectorielle pour la Classification d'Images Médicales ».
M-O.Becks, J-P.Thiran.
Université Catholique de Laurain, Mémoire de fin d'études, 1993.
- [PEH 94] : « A 3D Reconstruction of Vascular Structures from 2 X-ray Angiograms Using an Adapted Simulated Annealing Algorithm ».
C.Pellot, A.Herment...
IEEE Trans.Med.Imag, vol 13, n° 1, Mars 1994.
- [PUR 98]: « Dynamic Feature Extraction of Coronary Artery Motion Using DSA Image Sequences ».

J.Puentes, C.Roux...

IEEE Trans.Med.Imag, vol 17, n° 6, Décembre 1998 .

[REI 98] : « Le Programmeur Apprenez C++ Builder 3.0 en 21 jours ».

R.Reisdorph.

Edition : Simon & Schuster Macmillan, 1998.

[SOW 95] : « Robust Simultaneous Detection of Coronary Borders in Complex Images ».

M.Sonka, M.D.Winniford...

IEEE Trans.Med.Imag, vol 14, n° 1, Mars 1994.

[THN 93] : « SemiAutomatic Segmentation of Vascular Network Images Using a Rotating Structuring Element (ROSE) with Mathematical Morphology and Dual Feature Thresholding ».

B.Thackray, A.Nelson.

IEEE Trans.Med.Imag, vol 12, n° 3, Septembre 1993.

[VOI 95] : « Analyse Spatiale et Analyse d'Images ».

C.Voiron.

Edition : RECLUS, 1995.