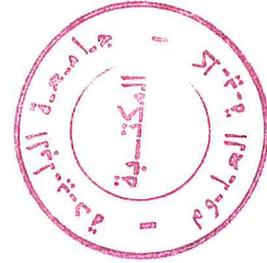


République Algérienne Démocratique et Populaire.
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université Saad Dahlab, Blida
USDB.

Faculté des sciences.
Département informatique.



Mémoire pour l'obtention
d'un diplôme d'ingénieur d'état en informatique.
Option : Intelligence Artificielle.

Sujet :

Segmentation d'images médicales
par la méthode de détection de lignes
de crêtes et la multirésolution

Présenté par : BOUCHOUCHA Ahmed Belhadj
OUAÏSSA Ibrahim Benaïcha

Proposé et dirigé par :
M^r. MEZIANE Abdelkrim.
Promoteur :
M^{ME}. MOKHTARI Djamilia.

Organisme d'accueil : CERIST.

Soutenue le : 27/09/2005 , devant le jury composé de :

M^r CHERFA Yazid, C.C, Faculté des sciences de l'ingénieur **Président**
M^{me} CHERFA Assia, C.C, Faculté des sciences de l'ingénieur **Examineur**

République Algérienne Démocratique et Populaire.
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université Saad Dahlab, Blida
USDB.

Faculté des sciences.
Département informatique.

**Mémoire pour l'obtention
d'un diplôme d'ingénieur d'état en informatique.**
Option : Intelligence Artificielle.

Sujet :

**Segmentation d'images médicales
par la méthode de détection de lignes
de crêtes et la multirésolution**

Présenté par : BOUCHOUCHA Ahmed Belhadj
OUAISSA Ibrahim Benaïcha

Proposé et dirigé par :
M^r. MEZIANE Abdelkrim.

Promoteur :
M^{ME}. MOKHTARI Djamila.

Organisme d'accueil : CERIST.

Soutenue le : 27/09/2005 , devant le jury composé de :

M^r CHERFA Yazid, C.C, Faculté des sciences de l'ingénieur **Président**

M^{me} CHERFA Assia, C.C, Faculté des sciences de l'ingénieur **Examineur**

Je dédie ce modeste travail :

A la personne qui m'est la plus chère au monde : MAMA.

A ma famille.

A mes amis.

A tous ceux qui m'aiment.

IBRAHIM

REMERCIEMENTS

- Nous remercions en premier lieu notre grand Dieu pour nous avoir donné la santé, le courage, et la volonté durant tous les moments difficiles.
- Nos remerciements les plus chaleureux vont à M^R MEZIANE ABDELKRIM chercheur de la division systèmes d'information du CERIST, pour avoir accepté de suivre notre travail avec énormément de disponibilité, de bonnes remarques et beaucoup de conseils.
- Nous remercions M^{ME} MOKHTARI DJAMILA, qui a été pour nous d'un grand appui, nous la remercions également pour toutes ses remarques et son suivi pour l'élaboration de notre travail.
- Nos remerciements vont aussi au président et aux membres du jury pour nous avoir fait l'honneur d'évaluer notre travail.
- Nos remerciements les plus chaleureux vont à tous ceux qui de près ou de loin ont eu l'amabilité de nous aider.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 : L'IMAGERIE MÉDICALE	
Introduction	5
1. L'évolution de l'imagerie médicale	5
2. Le processus de traitements d'images médicales	6
3. La production de l'image médicale	7
4. Exemple de production d'image médicale (Scanner RX)	8
5. Les différentes modalités d'image médicale	9
6. Application de l'informatique à l'imagerie médicale	15
Conclusion	19
CHAPITRE 2 : LA SEGMENTATION PAR DÉTECTION DE LIGNES DE CRÊTES PAR PROPAGATION DE VALLÉES	
Introduction	22
1. Les différentes approches utilisées pour la détection de lignes de crêtes dans des images en niveaux de gris	23
2. Détection de lignes de crêtes par propagation de vallées (approche prétopologique) SELMAOUI92	24
3. Amélioration de la méthode	32
Conclusion	37
CHAPITRE 3 : LE TRAITEMENT PAR MULTIRÉSOLUTION	
Introduction	39
1. Traitement utilisant la multi résolution	39
2. La description pyramidale	40
3. Représentation en arbre quaternaire	41
4. La segmentation par la multi résolution	44
Conclusion	46

**CHAPITRE 4 : LA DÉTECTION DES LIGNES DE CRÊTES PAR
PROPAGATION DE VALLÉES ET UTILISANT LA
MULTI RÉOLUTION**

Introduction	48
1. Structure de données	48
2. Construction de la structure arborescente	49
3. Exploitation de la structure	50
4. Voisinage dans la représentation Q*	51
Algorithme de recherche de ligne de crêtes par propagation de Vallées par multirésolution	51
4.1. Définition des opérateurs	51
4.2. Principe et algorithme	52
4.3. Quelques problèmes pouvant apparaître	59
Conclusion	64

CHAPITRE 5 : MISE EN ŒUVRE

Introduction	66
1. Environnement de développement	66
2. Présentation de l'interface de l'application	67

CHAPITRE 6 : RÉSULTATS COMPARATIFS

Introduction	76
1. Méthode et critère d'évaluation	76
2. Description des images tests	76
3. Résultats et comparaison	77
3.1. Partie 1	77
3.2. Partie 2	92

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE	102
---	-----

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXE

LISTE DES FIGURES

ANNEXE

Figure 1 : une image numérique à deux valeurs	A2
Figure 2 : résolution dans une image	A3
Figure 3 : l'histogramme dans une image	A7
Figure 4 : Etapes de Traitement en Analyse d'Images	A8
Figure 5 : Un exemple de segmentation	A17

CHAPITRE 1

Figure 6: processus de traitements d'images médicales	6
Figure 7 : les différents types de coupes	7
Figure 8 : principe de fonctionnement de scanner RX	9
Figure 9 : une image portant une information anatomique	10
Figure 10 : une image portant une information fonctionnelle	11
Figure 11: une image scanner RX	12
Figure 12 : une image de la scintigraphie	12
Figure 13 : une image IRM	13
Figure 14 : une échographie	14
Figure 15 : un recalage d'une image de cerveau IRM + SPECT	17

CHAPITRE 2

Figure 16 : vallée telle que nous la définissons	27
Figure 17 : les huit voisins = $V(X)$	27
Figure 18(A) : image d'un tissu de muscle	30
Figure 18(B) : l'image segmentée après l'application de l'algorithme	30
Figure 18(C) : image segmentée et après seuillage	31

CHAPITRE 3

Figure 19 : Représentation pyramidale-----	40
Figure 20 : Une décomposition spatiale par arbre quaternaire de bas vers le haut-	42
Figure 21 : Structure du quaternaire de haut vers le bas-----	43

CHAPITRE 4

Figure 22 : Arbre quaternaire Q à 3 niveaux associés à I_N -----	49
Figure 23 : représentation possible de l'image présentée en (figure 20) -----	50
Figure 24 : Voisinage dans Q^* -----	51
Figure 25 : une image d'un relief à une seule vallée-----	59
Figure 26 : Représentation en basse résolution-----	60
Figure 27 : Approche statistique Vs approche prétopologique-----	64

CHAPITRE 5

Figure 28 : l'étape de chargement-----	67
Figure 29 : l'interface principale-----	68
Figure 30 : schéma suivi pour la segmentation-----	69
Figure 31 : détection des lignes de crêtes par propagation de vallées-----	70
Figure 32 : résultat de l'exécution complète-----	72
Figure 33 : détection des lignes de crêtes par propagation de vallées en Multi résolution-----	74

CHAPITRE 6

Figure 34(A) : l'image A d'origine avant la segmentation-----	78
Figure 34(B) : l'image A segmentée avec la première méthode-----	79
Figure 34(C) : l'image A segmentée avec la première méthode (Image binaire codée en noir et blanc)-----	80
Figure 34(D) : l'image A segmentée avec la deuxième méthode-----	81
Figure 34(E) : l'image A segmentée avec la deuxième méthode (Image binaire codée en noir et blanc)-----	82

Figure 35(A) : l'image B d'origine avant la segmentation-----	83
Figure 35(B) : l'image B segmentée avec la première méthode-----	84
Figure 35(C) : l'image B segmentée avec la deuxième méthode-----	85
Figure 36(A) : l'image C d'origine avant la segmentation-----	86
Figure 36(B) : l'image C segmentée avec la première méthode-----	87
Figure 36(C) : l'image C segmentée avec la première méthode (Image binaire codée en noir et blanc)-----	88
Figure 36(D) : l'image C segmentée avec la deuxième méthode-----	89
Figure 34(F) : la méthode du gradient appliquée sur l'image A-----	95
Figure 34(G) : la méthode du seuillage appliquée sur l'image A-----	96
Figure 35(D) : la méthode du gradient appliquée sur l'image B-----	97
Figure 35(E) : la méthode du seuillage appliquée sur l'image B-----	97
Figure 36(E) : la méthode du gradient appliquée sur l'image C-----	98
Figure 36(F) : la méthode du seuillage appliquée sur l'image C-----	99

LISTE DES ALGORITHMES

Algorithme 1 : détection de lignes de crêtes par propagation de vallées et en utilisant la multi résolution par N.Selmaoui -----55

Algorithme 2 : amélioration de l'algorithme 1 par N. Selmaoui -----63

INTRODUCTION

Une image est un moyen de perception de l'information très simple, c'est une représentation de données de façon visuelle (*graphique*). Elle joue le rôle d'un miroir, qui reflète un grand nombre de scènes différentes de notre quotidien, et le monde réel qui nous entoure.

Une image permet de véhiculer un grand nombre d'informations par rapport au texte, puisqu'elle est comprise globalement et non pas par séquence comme il est le cas dans une suite de lettres ou de chiffres. L'information sous forme graphique est plus claire et plus captivante, elle peut être interprétée à une grande vitesse, car elle nécessite un décodage moins complexe que le texte.

De ce fait, et grâce aux progrès de l'informatique et de l'électronique, l'espace réservé à l'utilisation d'image prend une importance croissante en volume de jour en jour dans notre vie courante, c'est l'époque de la communication par les images.

Par conséquent, l'image peut être un centre d'intérêt et un domaine de recherche très prometteur à l'avenir. Cela est le cas pour plusieurs domaines, le domaine militaire, *repérage des terrains*, industriel, *chaîne de montages*, sécurité, *vidéo surveillance*, environnement, *évolution des forêts*, biologie, *classification*, *microscopie* et le domaine médical.

L'importante place prise par l'image dans ces domaines a donné naissance à un certain nombre de questionnements.

Comment se fera le dialogue avec une image ? Comment la faire mémoriser ? Comment l'améliorer ? Comment exploiter cette image de sorte qu'elle soit de grande utilité ?

Pour essayer de répondre à toutes ces questions, *la vision par ordinateur* a vu le jour au début des années 80 [23], le but attendu par les fondateurs de ce secteur, est que l'ordinateur soit capable de voir comme nous les humains, et mieux encore. Dans ce travail, nous allons nous intéresser au domaine de l'imagerie médicale.

La segmentation est une étape très complexe ne suivant pas de règles précises, c'est un processus qui permet de partitionner celle-ci en zones d'intérêts correspondantes à des objets de la scène d'où elles sont issues, les objets sont eux-mêmes des composants connexes et homogènes dans les images.

L'Homogénéité veut dire que la variation dans les caractéristiques de l'image à l'intérieur d'une région est inférieure à la variation entre deux régions différentes dans la même image.

Dans notre travail, il s'agit de réaliser un outil de segmentation d'images médicales par la méthode de détection de lignes extrémales par propagation de vallées en premier temps, et faire ensuite l'association entre cette méthode de segmentation et la multirésolution dans un deuxième temps. La multirésolution est considérée comme un outil et pas comme une approche à part entière de segmentation, en suite on établira un test comparatif sur des images médicales en recherchant parmi les différentes modalités existantes, les quelles sont les mieux adaptées à ce type de segmentation. On utilise pour la comparaison des méthodes de segmentation de contour et de région déjà existantes.

Ce travail est structuré comme suit :

- ✦ Le premier chapitre est un rappel des principes de l'imagerie médicale.
- ✦ Le deuxième chapitre, nous présenterons un état de l'art des méthodes de segmentation par détection de lignes de crêtes.
- ✦ Le troisième chapitre sera consacré à l'introduction de la notion de multirésolution.
- ✦ Dans le quatrième chapitre on fera l'association entre la détection de lignes de crêtes par propagation de vallées et la multirésolution.
- ✦ Le cinquième chapitre sera consacré à l'implémentation de la méthode.
- ✦ Le sixième chapitre comprendra la partie test, et les comparaisons avec d'autres méthodes.
- ✦ Nous terminerons par une conclusion générale sur la méthode étudiée suivie des problèmes rencontrés et des perspectives.

CHAPITRE 1 :

L'IMAGERIE

MÉDICALE

INTRODUCTION :

L'image médicale est une représentation interne du corps humain obtenue par radiographie ou toutes autres techniques de prise d'images. Elle nécessite des systèmes automatisés pour aboutir à une exploitation maximale (*tirer les informations pertinentes*), de façon à faciliter la prise du diagnostic par le médecin en gagnant du temps et en optimisant les coûts qui en découlent.

Les images médicales peuvent subir toutes les étapes du traitement de l'image depuis l'acquisition des données, en passant par les traitements bas niveau (*amélioration, dé bruitage, reconstruction*), l'extraction d'information haut niveau (*segmentation*) jusqu'aux aspects d'analyse, de reconnaissance de forme et d'aide à la décision.

Bien qu'existant depuis plus de 20 ans, l'imagerie médicale reste toujours un terrain fertile en problématique d'images[12]. D'une part, les équipements et notamment les capteurs s'améliorent de façon très rapide, de nouveaux types d'image apparaissent .D'autre part l'imagerie touche de plus en plus de domaines médicaux provoquant de nouvelles problématiques, notamment les aspects tridimensionnels (3D) et les aspects temporels des nouvelles données (*les séquences d'images*).

1. L'EVOLUTION DE L'IMAGERIE MÉDICALE : [20]

L'intérieur du corps humain a été un mystère pendant plusieurs siècles, l'apparition de quelques curieux et une poignée de savants intéressés par la médecine donnèrent lieu à quelques tentatives ayant pour but de briser ce grand mystère.

- HÉROPHILE (- 300 av .JC) et les ventricules cérébraux et circonvolution corticales.
- GALIEN (+ 150), médecin de l'empereur, il établit des notions de référence, à partir d'animaux en anatomie mais discutables en physiologie.
- VÉSALE (1543) remet en question les travaux de Galien en utilisant des cadavres humains qui lui permettent de publier des planches anatomiques.

Mais en réalité ,la grande révolution de l'imagerie médicale débute avec la découverte des rayons X (RX) par Roentgen en 1895 ,et on assiste à une véritable explosion à partir de 1960 – 1970 avec l'utilisation des :

- isotopes radioactifs pour la scintigraphie
- ultrasons pour l'échographie
- radiofréquences pour l'imagerie par résonance magnétique (IRM)
- Marquage des molécules biologiques pour la tomographie par émission de positons (TEP).

2. LE PROCESSUS DE TRAITEMENTS D'IMAGES MÉDICALES : [4]

L'imagerie médicale ne sort pas des principes de l'imagerie en générale. En fait, elle a profitée de tout ce qui se fait en imagerie traditionnelle numérique.

La différence réside dans les capteurs qui sont spécifiques et l'objet d'étude qui est le corps humain.

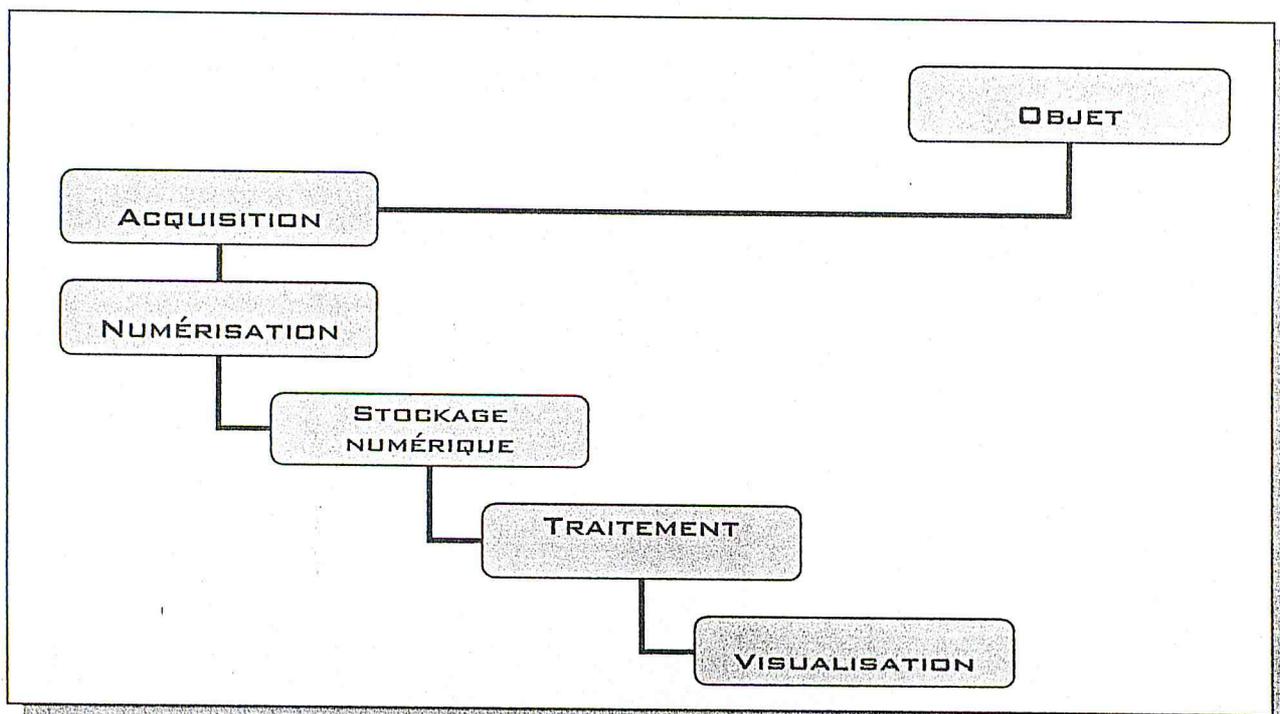


FIGURE 6: PROCESSUS DE TRAITEMENTS D'IMAGES MÉDICALES

- OBJET ⇒ le corps humain (organes)
- ACQUISITION ⇒ IRM, Ultrason, Echographie
- NUMÉRISATION ⇒ Résolution, niveaux de gris
- STOCKAGE NUMÉRIQUE ⇒ Formats de fichiers
- TRAITEMENT ⇒ Recalage, segmentation ...
- VISUALISATION ⇒ Planaire, volumique...

3. LA PRODUCTION DE L'IMAGE MÉDICALE : [20]

Une image médicale d'un organe quelconque peut se construire sur la base de deux aspects de mesure des propriétés physiques de cet organe. Ces aspects sont la variation spatiale et temporelle. La variation spatiale est responsable sur l'angle de prise de vue des capteurs, et la variation temporelle est responsable sur l'enchaînement des images dans l'opération de lecture pour produire une séquence d'images.

On parle d'image statique dans le cas où l'aspect temporel n'est pas pris en compte, et d'image dynamique dans le cas contraire.

Une image médicale est, soit une projection planaire de l'organe en étude, soit des coupes tomographiques (*tranches*). Il existe trois types de coupe, transversale, sagittale et coronale, comme le montre la figure 7.

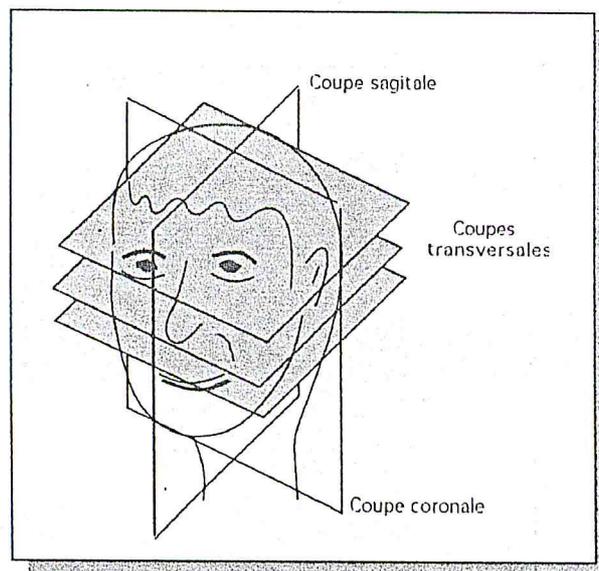


FIGURE 7 : LES DIFFÉRENTS TYPES DE COUPES

Pour bien comprendre l'intégralité du principe de fonctionnement du système de production de l'image médicale, on peut donner un exemple spécifique à une modalité qui est le scanner rayons X, (les modalités les plus connues sont données en détail dans le prochain paragraphe).

4. EXEMPLE DE PRODUCTION D'IMAGE MÉDICALE (SCANNER RX) : [4]

Précisons tout d'abord que le scanner à rayons X a plusieurs dénominations: scanner X, scanographie, scanneur, tomodynamomètre..., et en anglais computerized tomography (C.T.).

Le scanner X est apparu à la fin des années soixante. L'idée initiale est venue de la part de deux médecins: le Dr Oldendorf et le Dr Ambrose, et le premier prototype industriel fut réalisé en 1968 par G.N. Hounsfield, ingénieur de la firme E.M.I., qui reçut le prix Nobel en 1979.

En radiologie classique, le faisceau de rayons X projette sur une plaque radiographique les ombres des organes traversés en les confondant. Les zones entourées par des tissus plus denses (comme les os) ne sont donc pas visibles. Le scanner X pallie à cet inconvénient. Son principe est en effet de choisir un plan de coupe et d'effectuer de multiples projections sous différents angles afin de connaître le coefficient d'atténuation en chaque point du plan.

4.1. PRINCIPE DU SCANNER X :

Les rayons X sont atténués par les milieux biologiques traversés suivant une loi exponentielle tenant compte de l'absorption photoélectrique et de la diffusion par effet Compton. Soit I_0 le flux incident de rayons X pénétrant suivant l'axe x un milieu hétérogène de coefficient d'atténuation $\mu(x)$, et I le flux émergent, nous avons la relation suivante :

$$I = I_0 \cdot \exp\left(-\int \mu(x) dx\right)$$

Le scanner X est basé sur la mesure des différents coefficients traversés par un faisceau de rayons X. Chaque tissu a son coefficient d'absorption propre qui dépend de la densité du tissu et de l'énergie du faisceau du rayon X le traversant.

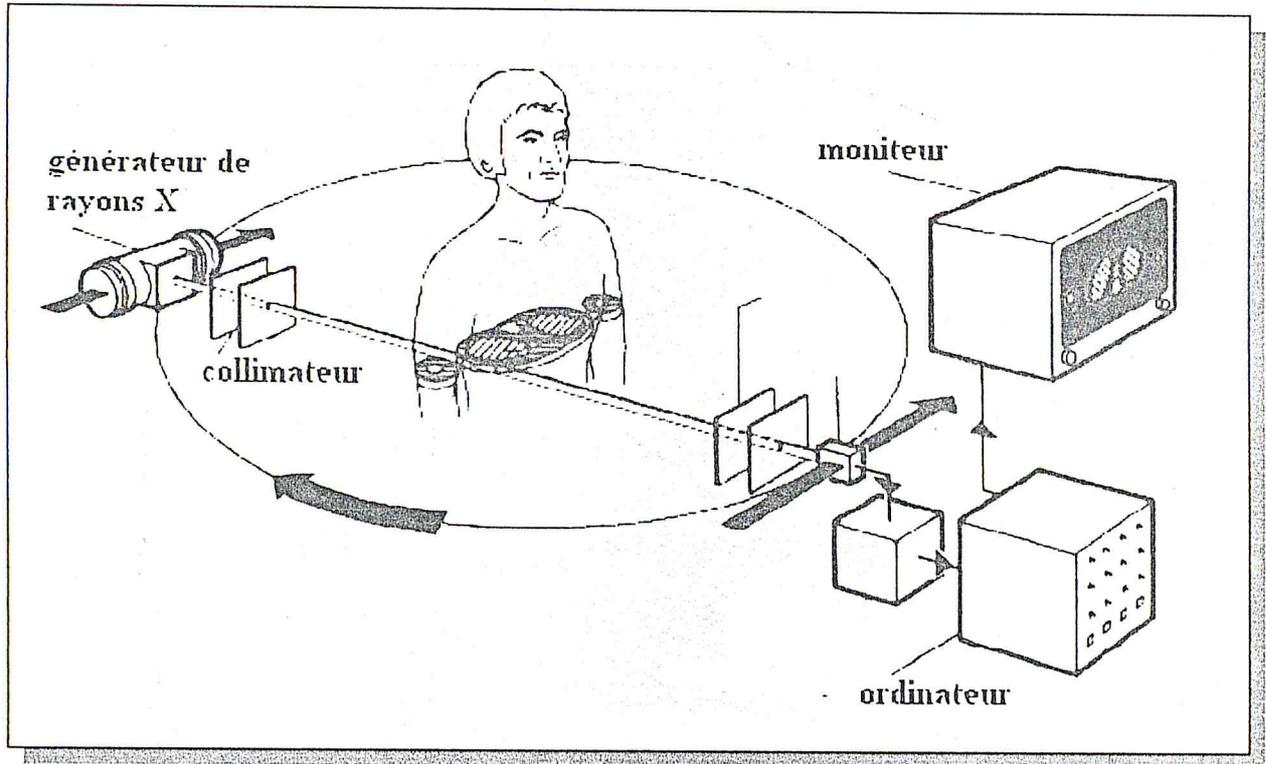


FIGURE 8 : PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE SCANNEUR RX

La réalisation la plus simple d'un scanner X nécessite donc un émetteur de rayons X et un détecteur qui lui est solidaire. Le corps étudié est bien sûr placé entre l'émetteur et le détecteur.

5. LES DIFFÉRENTES MODALITÉS D'IMAGES MÉDICALES :

L'imagerie médicale exploite de nombreuses techniques, classées en deux catégories, imageries anatomiques (ou structurales) et fonctionnelles. La première, à laquelle se rattache la radiologie, le scanner, l'échographie et l'IRM, montre la

structure du corps (taille et volume). La seconde, qui apporte aussi des informations anatomiques, reflète des fonctions comme la variation du débit sanguin, visualisation du fonctionnement des cellules osseuses, réactions des tissus à un produit radioactif. L'imagerie fonctionnelle repose souvent sur l'injection d'un traceur radioactif et l'enregistrement des rayons qu'il émet, dont l'intensité varie selon l'activité et le type de cellule. C'est la scintigraphie, ou encore la TEP (Tomographie à émission de positrons) [24].

✦ L'INFORMATION ANATOMIQUE : est retrouvée dans :

La radiographie X, la tomographies X (CT), l'échographie, l'imagerie par résonances magnétiques, l'image vidéo (laryngoscope, laparoscopie).

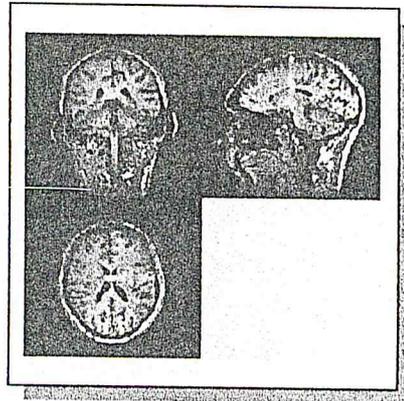


FIGURE 9 : UNE IMAGE PORTANT UNE INFORMATION ANATOMIQUE

✦ L'INFORMATION FONCTIONNELLE : peut être retrouvée dans :

La scintigraphie, la tomoscintigraphie par émission monophotonique (TEMP), la tomographie par émission de positons (TEM), l'imagerie fonctionnelle par résonance magnétique (IRMF).

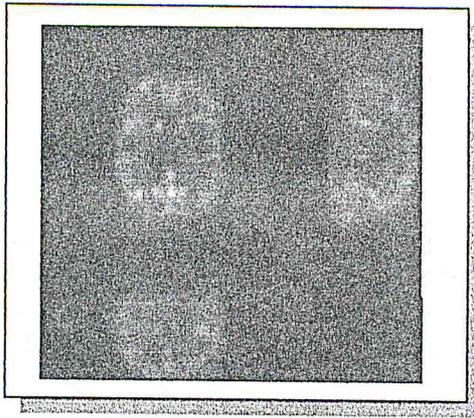


FIGURE 1.0 : UNE IMAGE PORTANT UNE INFORMATION FONCTIONNELLE

5.1 LA RADIOGRAPHIE X [4] :

L'image radiographique est formée à partir de la détection des photons du rayon X qui ont traversé un objet sans être déviés. Cette information dépend des propriétés d'atténuation du rayon X des tissus traversés. La première image radiologique médicale est née en 1896 à Birmingham (UK).

Les coefficients d'atténuation des tissus (μ) :

$$\mu_{\text{Air}} = 0 \text{ cm}^{-1}$$

$$\mu_{\text{Os}} = 0,48 \text{ cm}^{-1}$$

$$\mu_{\text{Muscle}} = 0,180 \text{ cm}^{-1}$$

$$\mu_{\text{Sang}} = 0,178 \text{ cm}^{-1}$$

5.2 LA TOMOGRAPHIE X (CT) [4] :

La première image tomographie a été prise en 1972 à Hounsfield, est dénommée CT (computerized tomography), scanner X ou tomographie X.

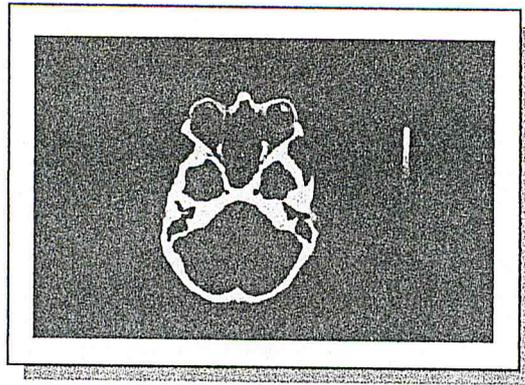


FIGURE 11 : UNE IMAGE SCANNER RX

Dans un premier temps, les rayons X sont émis par la source dans un plan de coupe, en suite l'opération de détection des rayons atténués par les tissus dans les différentes directions sera exécutée. À la fin, les signaux détectés seront numérisés dans le but de faire la reconstruction de l'image par un ordinateur.

5.3 MÉDECINES NUCLÉAIRES (SCINTIGRAPHIE) [4] :

La première image planaire en scintigraphie avec une gamma camera était née en 1950 par Hal Anger, et la première en tomoscintigraphie était née en 1975 par Budinger.

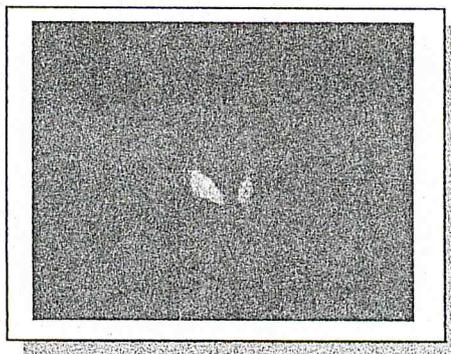


FIGURE 12 : UNE IMAGE DE LA SCINTIGRAPHIE

L'image obtenue en médecine nucléaire est basée sur la détection des radiations nucléaires émises par un produit (isotope) radioactif, après injection, puis fixation par un organe, l'isotope radioactif appelé également

produit de contraste, permet de mettre en évidence une fonction biologique spécifique, il émet des photons sous forme de rayons X ou rayons gamma.

5.4 IMAGES PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE IRM [4] :

L'imagerie par résonance magnétique a été découverte en 1946 par Bloch et Pucell. La première image prise par cette méthode a été publiée en 1973 par Lauterbur, mais la première image clinique a été réalisée en 1978. Le premier appareil a été commercialisé en 1980.



FIGURE 13 : UNE IMAGE IRM

On peut résumer le principe de fonctionnement de l'IRM comme suit :

- L'IRM est fondée sur les propriétés magnétiques de l'atome d'hydrogène
 - Mouvement de spin du noyau : l'atome se comporte comme un aimant
 - En l'absence de champ magnétique extérieur, l'aimantation globale est nulle
- L'IRM, non seulement nous informe sur la densité des protons des tissus, mais aussi sur la mobilité des noyaux d'hydrogène des molécules et les proportions d'eau intra et extra cellulaire.

Une modification appropriée des séquences d'impulsions permet une modification relative des contrastes des différentes structures anatomiques.

5.5 L'ÉCHOGRAPHIE [14]:

Le fondement de l'échographie se base sur la réflexion des ultrasons US (20 kHz à 200 Mhz), pour distinguer les différents tissus de l'organe en cours d'étude, il faut se référer à un tableau de standardisation qui résume le pourcentage de réflexions des ultrasons de chaque type de tissu.

- Air/tissu 99.9%
- Os/muscle 30%
- Graisse/muscle 1%
- Sang/muscle 0.1%
- Foie/muscle 0.01%

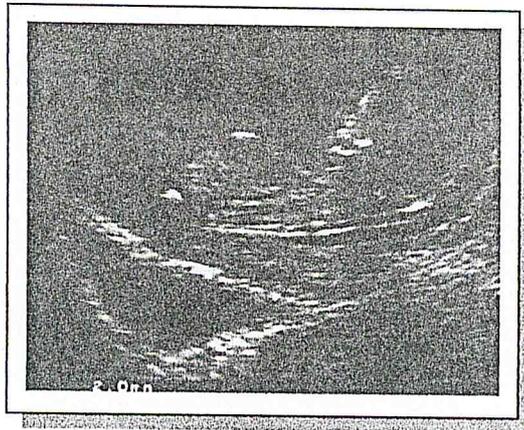


FIGURE 14 : UNE ÉCHOGRAPHIE

On peut trouver en plus des cinq précédentes modalités, d'autres modalités nouvelles comme :

- ✦ IRM fonctionnelle (IRMf)
- ✦ IRM spectroscopique
- ✦ US Angiographiques, US Perfusion,
- ✦ Magnéto-EncéphaloGraphie (MEG)
- ✦ Vidéo, Radiographies, etc.

6. APPLICATION DE L'INFORMATIQUE A L'IMAGERIE MEDICALE :

Pour apprécier le rapport (imagerie médicale – informatique), il suffit de constater la grande bataille économique menée par les grands fabricants de matériel informatique, dans le but de dominer le marché des moyens médicaux et des capteurs spécialisés dans la prise d'images médicales avec ses diverses modalités.

Quatre grands fabricants se partagent le marché : General Electric, Siemens, Philips et Toshiba. D'autres, par exemple les entreprises spécialisées dans l'image photographique (Agfa, Kodak ou Fuji), ont développé les Pacs et la radiographie numérique. Quelques sociétés se consacrent dans la CAD, ou Computer Aided Detection. La technique, qui en est à ses débuts, vise à faciliter le travail du radiologue : elle analyse les images et propose un diagnostic, notamment en mammographie et radiographie pulmonaire[26]. L'intelligence artificielle et la reconnaissance des formes sont mises en œuvre dans ce domaine.

Voici les opérations principales que l'on peut faire sur les images médicales :

6.1 L'ARCHIVAGE [17] :

La norme DICOM est utilisée pour enregistrer les images médicales sur support numérique. C'est la "National Electrical Manufacturers Association" (NEMA) associée à l'American Collège of Radiology (ACR) qui l'a créée en 1985 pour faciliter les communications et transferts d'images entre les machines de différents constructeurs qui, auparavant, proposaient des formats d'image "propriétaires", difficilement lisibles sur d'autres machines que les leurs, ceci entraînant d'importants problèmes de maintenance (incompatibilités, coût, perte d'information) dans les établissements de santé.

Le terme "DICOM" peut être utilisé pour parler du format de fichier des images médicales, mais aussi d'un protocole de communication en réseau. L'idée initiale était de définir une plateforme numérique commune aux images radiologiques (qui auparavant étaient "imprimée" sur des planches argentiques au coût de revient élevé), mais à mesure de l'acceptation de cette norme et de l'évolution des

réseaux d'images, les spécifications DICOM se sont étendues vers les protocoles de télécommunication (échanges, sécurisation ..). De nouvelles définitions sont ajoutées chaque année car la radiologie et les modalités (scanner, IRM) évoluent également.

L'originalité du format de fichier DICOM est d'être codé de sorte à pouvoir contenir des informations.

Un fichier DICOM comprend les données correspondantes aux pixels de l'image, habituellement ces données sont groupées à la fin du fichier DICOM, elles sont précédées par d'autres données techniques et démographiques.

L'organisation de l'information contenue dans les fichiers DICOM a été inspirée par la sauvegarde des données sur des bandes magnétiques. L'information est organisée sous une forme séquentielle. Chaque information élémentaire est constituée de 3 champs de données. Le premier champ est codé sur 8 octets, il s'agit d'une "balise" ou "tag", répertoriée dans le dictionnaire DICOM, qui indique le type d'information qui va suivre. Le deuxième champ de 8 octets indique la longueur de l'information contenue dans le 3ème champs, jusqu' à la balise suivante.

Ainsi une information élémentaire est formée par 3 champs de données successifs :

1. Premier champs: 8 octets : correspondant aux balises du dictionnaire (exemple âge du patient : 0x0010 1010 en hexadécimal)
2. Deuxième champs : 8 octets : correspondants à la longueur en octets du champs suivant (exemple âge codé sur 2 octets : 0x0000 0002)
3. Troisième champs de longueur variable, déterminé par le champ précédant correspondant à l'information identifiée par le premier champ.

6.2 OPÉRATIONS GÉOMÉTRIQUES [4] :

- OPÉRATIONS SIMPLES

Translation, zoom, symétrie, rotation

- RECALAGE D'IMAGES 2D ET 3D

Il s'agit de superposer des images de même modalité appartenant à des patients différents ou superposer des images de différentes modalités et ceci afin de détecter, s'il y a des informations qui n'étaient pas visibles dans les images séparément.

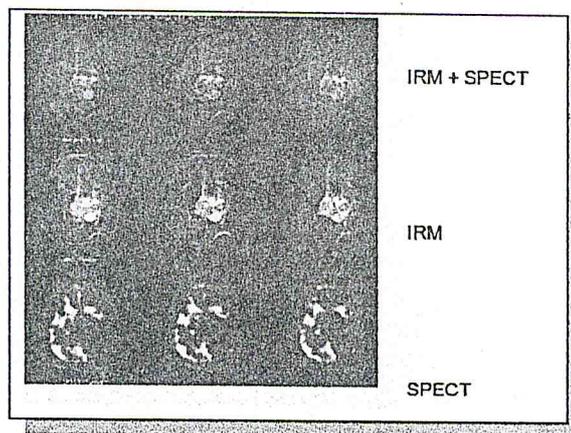


FIGURE 15 : UN RECALAGE D'UNE IMAGE DE CERVEAU
IRM + SPECT

6.3 PRÉTRAITEMENT DE L'IMAGE [17]:

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.

- ELIMINATION DE BRUIT

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, amplificateurs, quantificateur,...) soit de la scène elle-même (poussières). Elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la

segmentation et sont généralement désignées sous le terme de bruit d'image.

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.

L'objectif est donc de réduire l'amplitude des variations d'intensité dans chaque région, tout en conservant les transitions entre régions adjacentes.

- REHAUSSEMENT DE CONTRASTE

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 le phénomène de dépassement. Ce type d'opérateur est réalisable au moyen de méthodes linéaires ou non linéaires (filtrage, modification d'histogramme, seuillage...).

6.4 ANALYSE D'IMAGES[4]:

SEGMENTATION

L'objectif de cette opération se résume dans le partitionnement de l'image en régions correspondantes à des structures d'intérêt (*structure anatomique*).

La segmentation se fait suivant deux grandes approches (*région et contour*)

CONTOUR

Extraction des frontières séparant les régions aux propriétés différentes (*Niveaux de gris, texture, couleurs etc...*)

RÉGIONS

Réunion au sein de régions homogènes des pixels ayant des Propriétés communes.

(*Niveaux de gris, texture, couleurs etc...*)

MESURE GÉOMÉTRIQUE

Ou opération géométrique, quantifier une partie de l'image (Nombre, distance, angle, surface, volume, analyse statistique).

RECONNAISSANCE ET INTERPRÉTATION

L'objet ainsi localisé, et ses caractéristiques géométriques et radiométriques connues, il reste à l'identifier. On rentre dans le domaine de la reconnaissance des formes, très complexe en termes de théorie. Reconnaître un objet ou un phénomène, c'est en fait lui donner un nom qui en dévoile sa nature. Mais cette nature ne peut s'exprimer qu'à travers une définition a priori. Un triangle, est un polygone à trois côtés ; une chaise, est un siège à dossier et sans bras ... Autrement dit, l'objet en question répond-il ou non à sa définition ? A cette question, il est en général très difficile de répondre, d'une part en raison de la très grande variabilité des genres et espèces de formes et d'autre part à cause de la présence du bruit qui entache les mesures et nécessite donc une approche probabiliste.

CONCLUSION :

Les images obtenues par les différents capteurs sont constituées de pixels donnant une réponse radiométrique (niveaux de gris) liée aux caractéristiques physiques des tissus et même au phénomène physique des tissus.

C'est pour cela que l'interprétation est difficile quand on passe d'une modalité à l'autre.

Les images médicales sont utilisées à toutes les étapes de la pratique médicale (*le diagnostic, la planification de la thérapie, le pré-opérateur....*).

Plusieurs nouvelles tendances en imagerie médicale font l'objet de nombreuses recherches, pour l'obtention d'une meilleure qualité des images (*meilleur contraste*), augmentation de la vitesse d'acquisition (*problème des images 3D*) et une meilleure résolution des images.

CHAPITRE 2:

LA SEGMENTATION PAR
DÉTECTION DE LIGNES
DE CRÊTES PAR
PROPAGATION DE
VALLÉES

INTRODUCTION :

L'étape de l'analyse d'images a pour but de détecter des régions et/ou reconnaître des objets dans une image. L'opération de séparation (*partitionnement*) des pixels en régions est nommée '**segmentation**', elle correspond à une opération d'étiquetage, où chaque pixel rencontré prend l'étiquette de la classe où il peut être inclus en fonction des critères de classification choisis (*texture, couleur, niveaux de gris etc...*).

En général l'opération de segmentation se base sur deux approches principales, la détection du contour et la reconnaissance des régions. Mais cela se révèle très difficile et énormément complexe à réaliser lorsqu'il s'agit *des images de troisième type* [29], les images où le contour est non significatif, et les régions correspondent à un ensemble de contours (*par exemple les clichés des empreintes digitales*), donc le processus de segmentation se retrouve dans une confusion entre le contour lui-même et la surface de la région.

Dans ce type d'image l'information essentielle (*l'information de base*) se situe dans les lignes, soit de haute densité dans le cas des vallées, soit de basse densité dans le cas des lignes de crêtes.

La détection des lignes de crêtes par propagation de vallées dans une image numérique est une opération de bas niveau dans un processus de traitement d'images, elle agit sur les composants de base de l'image numérique (*pixel*).

Le fonctionnement de cette méthode se fonde sur deux aspects principaux :

- Le choix des premiers points de départ.
- Le critère d'acceptation des pixels voisins rencontrés
(*La méthode de propagation*).[26]

Le point de départ est le détonateur du processus d'itération ; pour vérifier le critère d'acceptation, un pixel voisin à une région est inclus dans celle-ci, si ces propriétés sont suffisamment proches de celles de la région, dans notre cas on se base sur la fonction de niveaux de gris, le processus d'acceptation est itéré pour tous les pixels voisins de la région étudiée et non encore classés.

1. LES DIFFÉRENTES APPROCHES UTILISÉES POUR LA DÉTECTION DES LIGNES DE CRÊTES DANS DES IMAGES EN NIVEAUX DE GRIS :

Il existe différentes approches basées sur divers principes pour appliquer le concept de détection de lignes de crêtes par propagation de vallées, ces approches sont caractérisées par deux facteurs, le point de départ et la méthode d'acceptation (*propagation*).

Dans notre travail nous allons appliquer une nouvelle approche trouvée par N.SELMAOUI, qui se base sur le modèle prétopologique, dont nous allons donner les définitions nécessaires pour la compréhension de la méthode, et étudier en détail son principe de fonctionnement.

Parmi les quelques approches utilisées pour la détection des lignes de crêtes par propagation des vallées on trouve :

1.1. L'APPROCHE MATHÉMATIQUE [18]:

R.M.Haralick propose l'utilisation de la notion de dérivée directionnelle pour caractériser les lignes de crêtes et les vallées. Les crêtes et les vallées sont définies par le passage par zéro de la première dérivée directionnelle du premier ordre de la fonction niveaux de gris de l'image, prenant la direction qui rend la deuxième dérivée à son maximum.

« Si nous nous imaginons nous-même marchant, en parcourant la distance la plus courte, le long d'une crête ou d'une vallée, ce que nous faisons c'est marcher dans la direction correspondante à l'amplitude la plus grande de la dérivée directionnelle seconde. Le pic d'une crête ou le fond d'une vallée apparaîtront quand la dérivée directionnelle première aura un passage par zéro ».

1.2. L'APPROCHE DU TRAITEMENT DU SIGNAL [30] :

J.F.Canny et D.Ziou considèrent que l'image perçue I est la somme de deux termes, l'image réelle $F(x)$ sans bruit, et le bruit lui-même $N(X)$,

$$I(x) = F(x) + N(X).$$

L'objectif est de modéliser le profil de la ligne de crêtes par une fonction f , qui fonctionne comme un filtre qui doit représenter significativement les lignes de crêtes et les vallées. Donc le problème de la détection des lignes de crêtes et les vallées revient formellement à un problème d'optimisation du rôle du filtre. Le choix proposé par les auteurs de cette approche est l'utilisation des filtres récurrents IIR.

1.3. L'APPROCHE HEURISTIQUE[25] :

Dans la méthode proposée par E. Salari et P. Syi, l'image d'entrée est supposée être un ensemble d'éléments non nuls connexes qui représentent les zones d'objets et des éléments à zéro qui représentent les zones de fond. La valeur de niveaux de gris de chaque point de l'image représente le degré d'appartenance du point à un des deux ensembles (*objet ou fond*).

1.4. L'APPROCHE NATURALISTE[3] :

Y. Kim définit les lignes de crêtes et les vallées comme des changements de pente connexes, la pente étant la différence entre deux pixels voisins. Il propose d'éviter l'application des formules mathématiques complexes, et essayer d'analyser les objets avec une forme naturaliste.

2. DÉTECTION DE LIGNES DE CRÊTES PAR PROPAGATION DE VALLÉES (APPROCHE PRÉTOPOLOGIQUE) SELMAOUI[92]:

Dans cette approche l'image est considérée comme un *relief montagneux*, où chaque pixel a une altitude correspondant à sa valeur de gris (noir : *altitude minimum*, blanc : *altitude maximum*). Pour déterminer les lignes de crêtes de ce relief, on fait croître des régions (*vallées*) à partir des minima locaux (*le point de départ*) de la fonction niveaux de gris, en utilisant des opérateurs prétopologiques, ces opérateurs n'autorisent la croissance que selon une pente ascendante des niveaux de gris, les intersections des régions obtenues sont considérées comme étant les lignes de crêtes recherchées. Les points de crêtes obtenus sont seuillés par rapport à la différence qu'il y a entre ces points et les minima locaux dont ils sont

issus, le but voulu par ce seuillage est l'éclaircissement de l'image résultat en éliminant les points non significatifs[27].

Après avoir précisé les définitions et les notions nécessaires à la compréhension de cette partie, nous donnons les principales caractéristiques de la méthode de détection de lignes de crêtes par propagation de vallée, puis nous présenterons un nouvel algorithme de détection basée sur le même principe de propagation de vallées mais utilisant des outils prétopologiques différents, plus résistants au bruit, ainsi qu'une nouvelle méthode de seuillage, qui permet de dédensifier le réseau de lignes extraites.

2.1 DÉFINITIONS ET NOTATIONS :

ESPACE PRÉTOPOLOGIQUE[27] :

On appelle '**espace prétopologique**' le triplet (E, a, i) , tel que ' a ' (*adhérence*) et ' i ' (*intérieur*) sont deux application c-duales de $P(E)$ dans $P(E)$.

L'espace prétopologique est défini par les trois conditions suivantes :

- (1) $a(\emptyset) = \emptyset$
- (2) $\forall A \in P(E), A \subset a(A)$
- (3) $i(A) = {}^{\circ}(a({}^{\circ}A))$, avec ${}^{\circ}A$ le complémentaire de A dans E .

On peut construire un espace prétopologique (E, a) en définissant uniquement une adhérence prétopologique vérifiant les conditions (1) et (2), l'intérieur est déterminé par la condition (3).

On peut définir trois types d'espaces prétopologiques, où l'espace (E, a) peut être l'un des trois :

On dit que (E, a) est un espace prétopologique de type V si et seulement s'il vérifie l'axiome d'isotonie :

$$\forall A \in P(E), \forall B \in P(E), A \subset B \Rightarrow a(A) \subset a(B)$$

On dit que (E, a) est un espace prétopologique de type V_D si et seulement s'il vérifie:

$$\forall A \in P(E), \forall B \in P(E), a(A \cup B) = a(A) \cup a(B)$$

On dit que (E, a) est un espace prétopologique de type V_S (V_D stable) si et seulement si pour toute famille $(A_i)_{i \in I}$ de parties de E on a : $a(\cup_{i \in I} A_i) = \cup_{i \in I} a(A_i)$

On remarque que :

- Un espace prétopologique de type V_S est un espace de type prétopologique de type V_D .
- Un espace prétopologique de type V_D est un espace de type prétopologique de type V .

FONCTION DE GRIS f [27]:

Fonction de gris de l'image en étude

$$f : I \rightarrow D, \text{ où } D = N \cap [0, 255], (0 = \text{noir}, 255 = \text{blanc}).$$

ENSEMBLE ÉTUDIÉ [27]:

Pour une image $2^8 * 2^8$, on a $I = (N \cap [0, 255])^2$

LIGNE DE CRÊTES [29] :

Une ligne de crêtes apparaît quand il existe une séquence connexe de pixels ayant des valeurs d'intensité (*niveaux de gris*) significativement plus élevées dans cette séquence que celles rencontrées au voisinage de la séquence.

VALLÉES [27]:

Une vallée est l'ensemble des points situés entre un minimum local de la fonction de gris et les lignes de crêtes qui l'entourent.

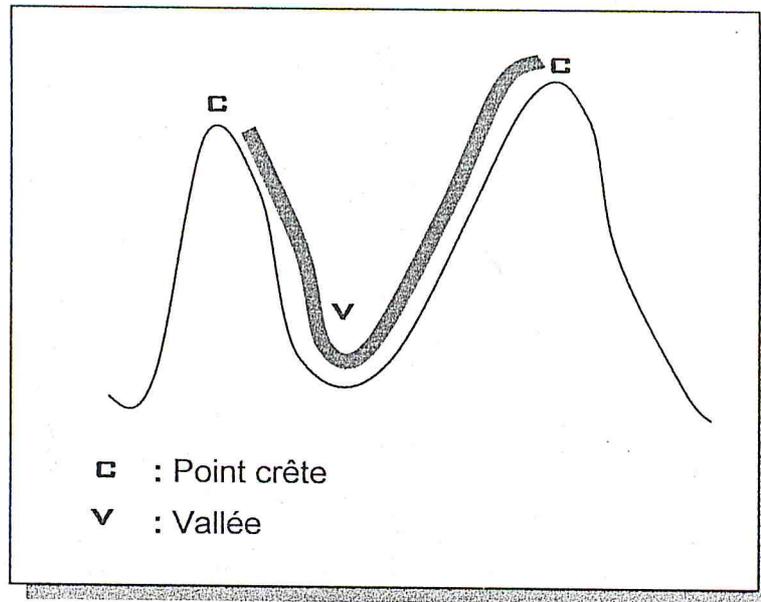


FIGURE 16 : VALLÉE TELLE QUE NOUS LA DÉFINISSONS

FONCTION DE VOISINAGE [27] :

La fonction de voisinage utilisée est la fonction V dite des 8-voisins, I est un ensemble fini de pixels, ils sont répartis sur une grille carrée. A tout x de I on fait correspondre ces huit voisins sur la grille.

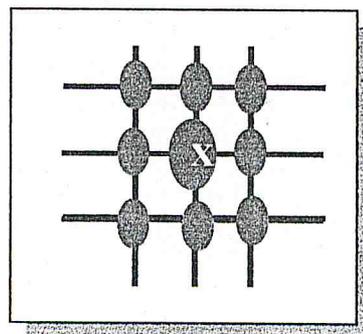


FIGURE 17 : LES HUIT VOISIN = V(X)

MINIMA LOCAL [27] :

Un point m de I est minimum local de la fonction de gris si et seulement si :

$$\forall X \in V(m), f(x) \geq f(m).$$

ADHÉRENCE PRÉTOPOLOGIQUE :

Soit ad_1 l'adhérence utilisée tel que :

$$ad_1(A) = \{p \in {}^cA / V(p) \cap A \neq \emptyset, \forall q \in V(p) \cap A, f(q) \leq f(p)\} \cup A.$$

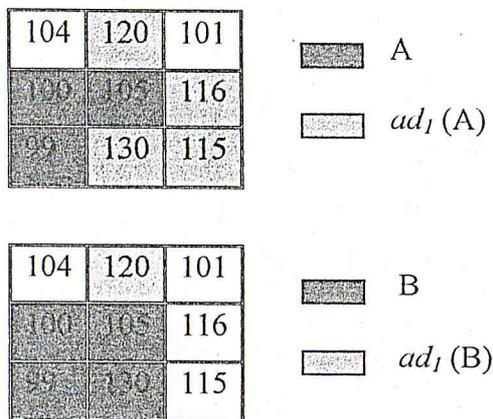
Où $A \in P(I)$ et cA est le complémentaire de A dans I .

On remarque que ad_1 de $P(I)$ dans $P(I)$ vérifie les conditions (1) et (2)

$$(1) ad_1(\emptyset) = \emptyset$$

$$(2) \forall A \in P(I), A \subset ad_1(A)$$

Donc le couplet (I, ad_1) est un espace prétopologique. Mais par contre l'adhérence ad_1 ne vérifie pas l'axiome d'isotonie, pour vérifier cette proposition, on peut donner l'exemple suivant :



On remarque que: $A \in P(I), B \in P(I), A \subset B \Rightarrow ad_1(A) \not\subset ad_1(B)$

Pour le traitement des images niveaux de gris, ces définitions sont utilisées telles qu'elles sont reformulées pour s'adapter au problème posé, elles sont alors le plus souvent fortement liées à la méthode et aux algorithmes qui les utilisent.

2.2 LE PRINCIPE:

Le processus est initialisé par la recherche des minima locaux de la fonction niveaux de gris f , aux quels on affecte des étiquettes distinctes. Par le calcul des adhérences correspondantes à ces minima locaux, on obtient des régions (*vallées*), donc à la fin de ce processus tous les points appartenant à une même vallée possèdent la même étiquette provenant du minima local de cette vallée. L'utilisation

de l'adhérence ad_1 ordonne chaque vallée à propager selon une pente ascendante de la fonction de niveaux de gris. Les points composant l'intersection de deux vallées (*possédant deux étiquettes*) sont dites formant une ligne de crêtes. Ils sont immédiatement neutralisés et ne participent plus au processus de propagation des régions qui se poursuit jusqu'à la neutralisation de tous les points et stabilisation des régions.

Recherche des minima locaux de la fonction niveaux de gris



Regroupement des minima locaux par composantes connexes et affectation d'une étiquette différente à chacune de ces composantes (*vallées*)



Calcul successif des adhérences des vallées en neutralisant les pixels de plus d'une vallée, c'est-à-dire les points de crêtes recherchés



Arrêt de processus lors de la stabilisation de toutes les vallées

2.3 RÉSULTATS :

Nous proposons une application de cet algorithme sur l'image suivante (figure 18A), représentant un tissu musculaire dont les vaisseaux sont les lignes de crêtes.

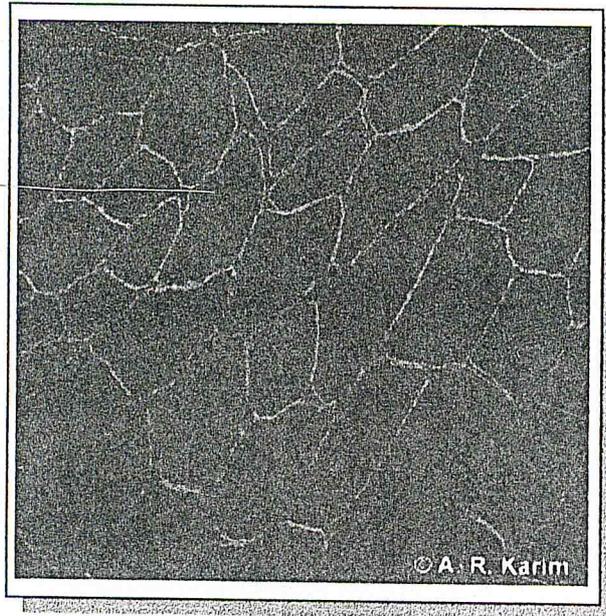


FIGURE 18 (A): IMAGE D'UN TISSU DE MUSCLE

Le résultat obtenu (figure 18 (B)) est un réseau très dense de ligne de crêtes, du à la présence de nombreux minima locaux, donc de nombreuses vallées.

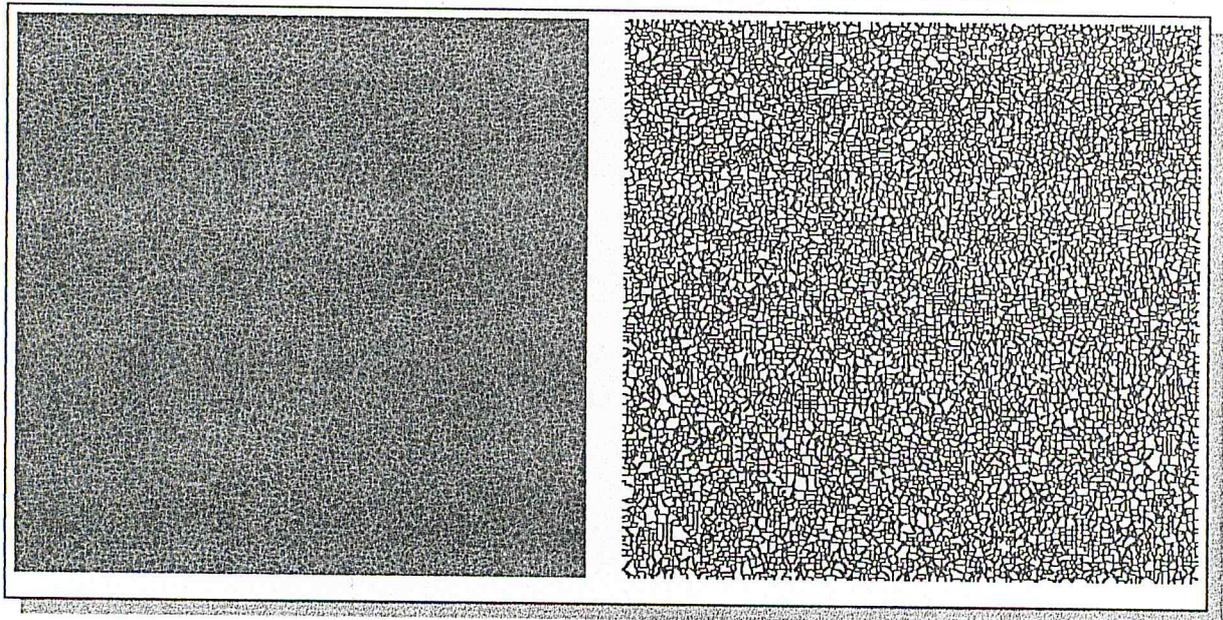


FIGURE 18 (B): L'IMAGE SEGMENTÉE APRÈS L'APPLICATION DE L'ALGORITHME

La solution proposée est un seuillage des points de ligne de crêtes, pour éliminer les lignes de crêtes ayant peu de dénivelée (*la distance entre les points de crêtes et leurs minima respectifs*).

2.4 LE SEUILLAGE :

Soit :

- c : un point crêtes de l'image.
- E_v : l'ensemble des vallées aux quelles le point crêtes c appartient.
- E_m : l'ensemble des minima locaux à l'origine des vallées de E_v .
- $D(c)$: le plus grand dénivelée entre la point de crêtes c et les minima locaux de E_m .

$$D(c) = \max_{m \in E_m} (f(c) - f(m))$$

Un point de crête est éliminé si et seulement si $D(c) < \text{seuil}$, le choix du seuil est laissé à l'appréciation de l'utilisateur, plus le seuil est élevé plus de points de crêtes de faibles dénivelées sont éliminés.

LE SEUIL = 50

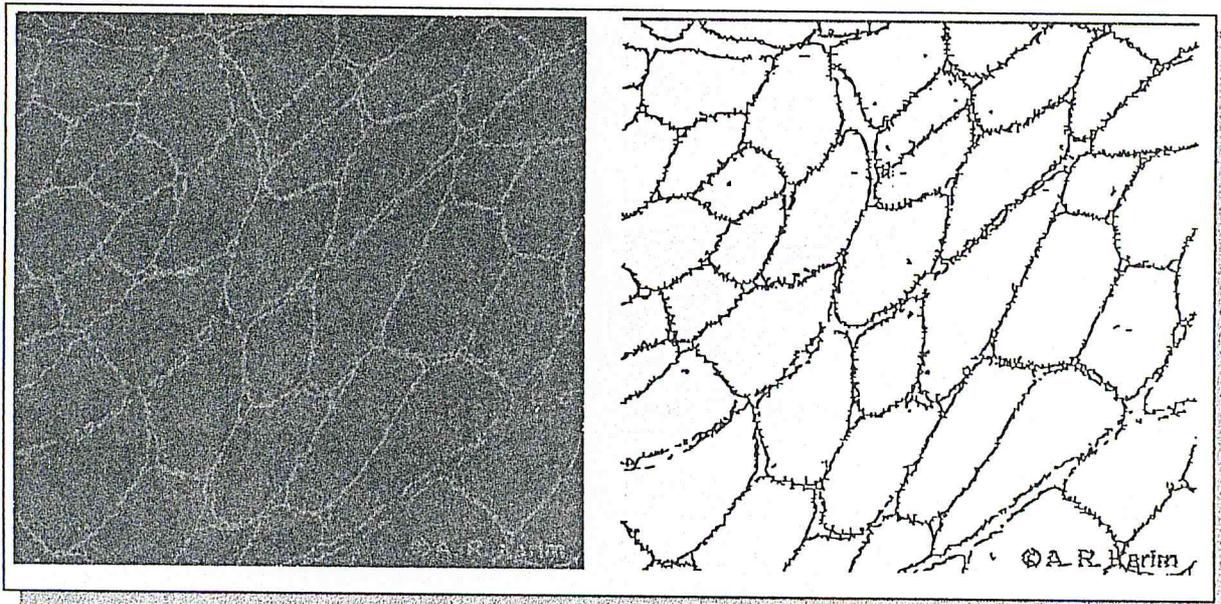


FIGURE 18 (C): IMAGE SEGMENTÉE ET APRÈS SEUILLAGE

2.5. DISCUSSIONS :

Après le seuillage de l'image résultat générée par l'application de cette méthode, on obtient les lignes de crêtes recherchées. On observe cependant une certaine Disconnexité de ces lignes, et aussi une interconnexion entre les lignes de crêtes et les lignes transversales (*lignes parasites*) provoquant un résultat moins clair et plus chargé.

L'image est représentée sous forme d'un relief, sur lequel on effectue une recherche de lignes de crêtes par propagation de vallées. La ligne de crête locale d'une altitude peu élevée, engendrée par la propagation à partir des deux minima m_1 et m_2 de la fonction niveaux de gris apparaît jusqu'à la hauteur d'une deuxième ligne de crête rencontrée. Après seuillage la ligne de crêtes de faible altitude disparaît, mais par contre quelques points de crêtes qui composent cette ligne restent présents en raison de leurs hautes altitudes, ces points là représentent les lignes transversales parasites.

On constate que l'adhérence ad_1 utilisée dans la propagation des vallées ne représente pas l'axiome d'isotonie, et aussi pour qu'un point soit adhérent à une vallée, il doit vérifier la condition de supériorité de la fonction niveaux de gris par rapport à tous les points appartenant à l'intersection entre les huit voisins de ce point et les points de la vallée qui se propage. Ceci peut s'avérer un inconvénient influant sur le résultat.

3. AMÉLIORATION DE LA MÉTHODE :

Dans le but d'améliorer cette méthode, l'auteur a intervenu sur les deux principaux facteurs influents sur le résultat, qui sont l'adhérence et le seuillage, mais par contre le principe de fonctionnement en général de la méthode reste lui inchangé.

- ⇓ Une nouvelle adhérence prétopologique sera utilisée, plus robuste aux perturbations de la fonction niveaux de gris, qui permet de faciliter la propagation des vallées, tout en gardant le critère de progression suivant une pente ascendante.

- ✦ Un nouveau type de seuillage qui ne s'applique plus individuellement à chaque point de crêtes, il s'intéresse aux lignes de crêtes dans leur intégralité.

3.1 DÉFINITION ET PROPRIÉTÉS DE LA NOUVELLE ADHÉRENCE

PRÉTOPOLOGIQUE :

La nouvelle adhérence utilisée est l'adhérence ad tel que :

$$ad(A) = \{p \in {}^cA / V(p) \cap A \neq \emptyset, \exists q \in V(p) \cap A, f(q) \leq f(p)\} \cup A.$$

Où $A \in P(I)$ et cA est le complémentaire de A dans I .

On remarque que ad de $P(I)$ dans $P(I)$ vérifie les conditions (1) et (2)

$$(1) ad(\emptyset) = \emptyset$$

$$(2) \forall A \in P(I), A \subset ad(A)$$

Donc le couplet (I, ad) est un espace prétopologique.

On remarque que :

- ✦ L'adhérence ad vérifie l'axiome d'isotonie.

- ✦ (I, ad) est un espace prétopologique de type V_s .

L'adhérence ad garde la même stratégie de ad_1 , elle ne permet la progression des vallées que suivant une pente ascendante de la fonction niveaux de gris. La différence est que l'adhérence ad possède l'avantage de vérifier les propriétés de stabilité (de type V_s), et de faciliter la progression de vallées.

L'utilisation de l'adhérence ad permet donc de faire apparaître plus nettement les lignes de crêtes, pour illustrer ça, nous allons faire une comparaison entre l'adhérence ad et ad_1 sur le cas suivant.

UTILISATION DE L'ADHÉRENCE ad_1

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

UTILISATION DE L'ADHÉRENCE ad

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

Détermination des minima locaux de la fonction de niveaux de gris pour commencer la propagation des vallées par le calcul successif des adhérences, avec :

 Elément de la vallée 1

 Elément de la vallée 2

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132	140	59	58
104	132	131	143	142	56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138	145	130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135	139	70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138		130	40	49
117	136	141	147	131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95	135		70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138		130	40	49
117	136	141		131	39	42

62	61	70	134	135	92	80
87	52	60	90		81	63
91	111	95	135		70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138		130	40	49
117	136	141		131	39	42

62	61	70			92	80
87	52	60	90	133	81	63
91	111	95			70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138		130	40	49
117	136	141		131	39	42

62	61	70	134		92	80
87	52	60	90		81	63
91	111	95	135		70	60
100	128	130	132		59	58
104	132	131			56	57
115	136	138		130	40	49
117	136	141		131	39	42

On peut conclure que l'adhérence ad est moins sensible aux turbulences de la fonction niveaux de gris, elle permet d'obtenir une meilleure connexité des lignes de crêtes.

3.2 LE SEUILLAGE :

Pour éliminer les lignes de crêtes de faible dénivelée ainsi que les lignes de crêtes transversales (*parasites*), une nouvelle méthode de seuillage sera appliquée, les points de crêtes ne seront pas traités individuellement, la ligne entière va être comparée au seuil.

Pour la compréhension du principe de ce seuillage nous allons donner les définitions suivantes :

Soit V l'ensemble des vallées présentes dans l'image.

- $V_1 \in V$ et $V_2 \in V / V_1$ et V_2 sont dites limitrophes si et seulement si $V_1 \cap V_2 \neq \emptyset$.

C'est-à-dire il existe un point de crêtes c ayant une double étiquette 1 et 2.

- Deux vallées limitrophes V_1 et V_2 sont dites non séparées par une ligne de crêtes si et seulement s'il existe un point de crête $c \in V_1 \cap V_2$ tel que $D_{1,2}(c) < \text{seuil}$, où $D_{1,2}(p)$ est la dénivelée d'un point par rapport au plus bas de m_1 et m_2 , les minima respectifs des vallées V_1 et V_2

$$\text{Pour } p \in V_1 \cup V_2 / D_{1,2}(p) = f(p) - \min(f(m_1), f(m_2))$$

Le choix du seuil est laissé à l'utilisateur, selon la dénivelée minimum des lignes de crêtes qu'il veut obtenir.

Pour bien expliquer le fonctionnement de ce seuillage, nous allons donner l'exemple du promeneur parcourant un trajet du point le plus bas d'une première vallée (*le minima*), jusqu'au point le plus bas d'une deuxième vallée limitrophe de la première, en montant le moins haut possible. Si le promeneur peut trouver un chemin dont la dénivelée est inférieure à une valeur fixée à l'avance (*le seuil*), alors les deux vallées limitrophes sont dites non séparées.

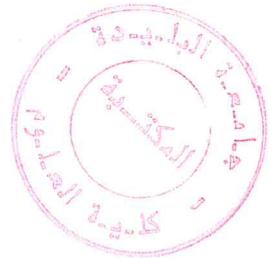
Donc le seuillage utilisé est le suivant :

Tout point de crête non élément de deux vallées séparées est supprimé. Ceci permet d'éliminer la totalité des points de crêtes issus de la présence d'une ligne de crête de dénivelée inférieure au seuil, ce qui est utile pour la disparition des lignes transversales parasites.

CONCLUSION :

On remarque que les améliorations apportées à la méthode de détection de lignes de crêtes par propagation de vallées se manifestent par l'utilisation de la nouvelle adhérence prétopologique ad , qui possède des propriétés de stabilité qui permet d'obtenir les lignes de crêtes connexes, et le nouveau type de seuillage qui permet de faire disparaître en intégralité les lignes de crêtes transversales. Le résultat obtenu est plus net, les lignes de crêtes recherchées, ont une meilleure connectivité, et les lignes parasites sont éliminés.

CHAPITRE 3:



LE TRAITEMENT PAR MULTIRÉSOLUTION

INTRODUCTION :

La résolution dans le domaine de l'imagerie numérique est la capacité à distinguer les détails fins de l'image dans l'espace[16].

La multirésolution se manifeste par la présence d'un contexte à plusieurs résolutions. En clair, la multirésolution est l'existence d'une résolution différente pour chaque entité (*partie*) de l'image.

Depuis les années 70, de nombreux domaines du traitement d'image bénéficient de travaux utilisant la multirésolution. Parmi ces domaines on trouve principalement l'opération de segmentation d'image où la multirésolution est utilisée dans la segmentation autant qu'une décomposition hiérarchique de l'image, pour utiliser et appliquer cette décomposition, il existe plusieurs modèles qui s'appuient sur cette méthode, la représentation pyramidale occupe une grande place, de nombreuses structures sont utilisées[13], c'est le cas de la pyramide gaussienne, les arbres quaternaires (*quadtrees*), la pyramide à seuillage dynamique, les pyramides irréguliers etc. ..

Dans cette partie nous allons montrer les bases du traitement par multirésolution et on essaiera de donner une description de la représentation pyramidale et quelques structures utilisées pour, et principalement les arbres quaternaires. Ensuite nous allons voir comment on peut utiliser la multirésolution pour le traitement et principalement dans l'étape de segmentation.

1. TRAITEMENT UTILISANT LA MULTIRÉSOLUTION :

En général, le traitement (*segmentation, classification, seuillage etc. ...*) se fait par le biais du calcul d'un grand nombre de propriétés propre à l'image elle-même. C'est le cas pour les propriétés statistiques de la distribution des niveaux de gris, les propriétés texturales, les opérateurs morphologiques et plusieurs autres.

Ces propriétés sont calculées à l'aide d'opérateurs appliqués localement sur les images. Mais par contre, le but général du traitement n'est pas celui de calculer ces opérateurs locaux, c'est l'analyse globale et l'extraction des informations pertinentes à partir de l'image source, par exemple le partitionnement de l'image en zones homogènes dans le cas de la segmentation.

On constate que le calcul d'opérateurs locaux n'est qu'une étape préparatoire ou un moyen qui servira d'entrée à l'étape du traitement proprement dite, dans notre cas la segmentation.

2. LA DESCRIPTION PYRAMIDALE

Selon l'exemple donné dans le paragraphe précédent (2), pour arriver à un résultat meilleur de l'analyse (*la segmentation*) il faut essayer d'adopter une échelle de résolution propre à chaque image en prenant en compte la nature et les propriétés de cette image. Cette solution est difficile à appliquer dans le cas où une échelle de résolution idéale pour une certaine région de l'image n'est pas pour une autre région de la même image, le choix d'échelle est à définir.

Une construction d'une représentation à plusieurs niveaux de résolution s'avère nécessaire pour essayer de régler le problème de choix d'échelle de résolution, cette présentation possède plusieurs avantages tel que la possibilité d'utiliser des opérateurs de calcul de résolution propre et idéale pour chaque région dans la même image.

Pour comprendre le fondement de cette notion de représentation à multirésolution, il faut afficher les différents niveaux de résolution l'un après l'autre, une image correspond alors à une pyramide de résolutions, la résolution la plus grande est à la base de la pyramide, et la plus faible au sommet de celle-ci.

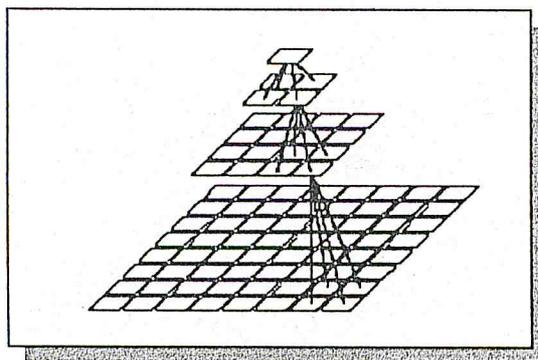


FIGURE 19 : REPRÉSENTATION PYRAMIDALE

La structure pyramidale à multirésolution est caractérisée par une réduction de dimension de résolution d'un facteur 2 d'un niveau à l'autre, quelque fois il est nécessaire d'utiliser un autre facteur selon le type de structure utilisé.

Une pyramide d'ordre L est un arrangement de $L+1$ matrices $A[0], A[1], A[L]$, où la taille des matrices décroît par un facteur 2 d'un niveau i à un niveau $i-1$ du bas vers le haut. En général une matrice $A[i]$ au niveau i est de taille 2^i et possède par conséquent $2^i \times 2^i$ éléments. La matrice $A[L]$ au niveau le plus bas de la pyramide est de taille $2^L \times 2^L$, c'est le niveau dit de base. La matrice $A[0]$ au niveau le plus haut de la pyramide n'a qu'un seul élément. Ainsi une matrice à un niveau donné i à quatre fois moins d'éléments que la matrice se trouvant au niveau $i+1$ juste en dessous.

À chaque niveau de la pyramide, un élément peut contenir une description des propriétés de l'image, des informations structurelles et des informations de position. La description des propriétés d'images peut être par exemple la moyenne de la valeur de niveaux de gris calculée à partir des valeurs des éléments sources du niveau en dessous de la pyramide, l'information structurelle consiste en une description spatiale de la région représentée par l'élément, telle que la taille de la région, son centre de gravité ou d'autre information structurelle.

3. REPRÉSENTATION EN ARBRE QUATERNAIRE :

L'arbre quaternaire ou *quadtree* est une structure de représentation hiérarchique de l'image, elle est l'une des structures de la représentation pyramidale, elle est utilisée plus souvent dans le domaine de l'analyse d'image. L'arbre quaternaire est une décomposition récursive d'un plan d'image divisé en régions carrées de taille différente, cette décomposition au sein de l'arbre peut se faire de haut en bas ou l'inverse (*de bas en haut*).

Dans la représentation du bas vers le haut, chaque nœud dans la représentation graphique de l'arbre est relié au sommet de la pyramide, le sommet correspond à l'image entière, les régions sont à leur tour représentées par le bas de la pyramide (les feuilles de l'arbre).

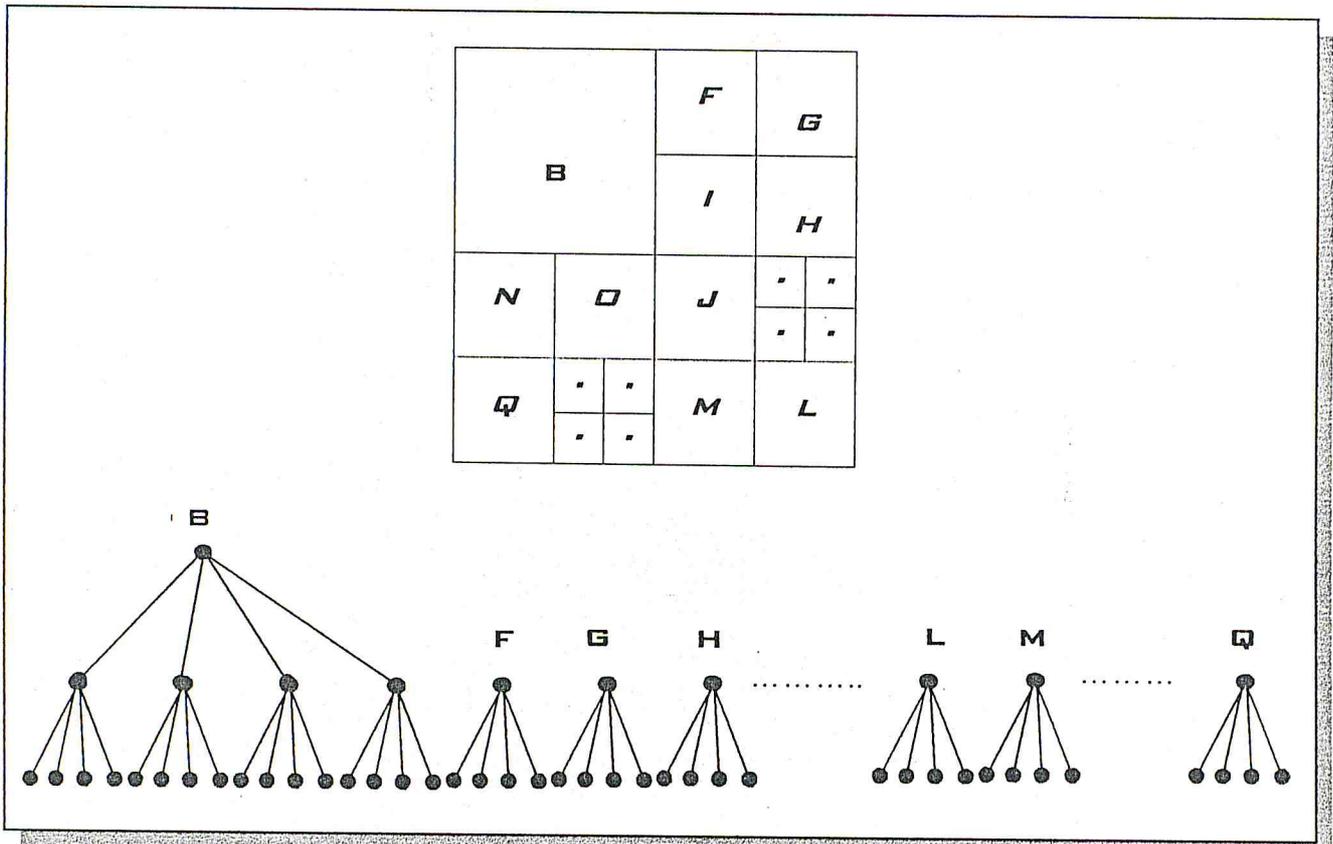


FIGURE 20 : UNE DÉCOMPOSITION SPATIALE PAR ARBRE QUATERNAIRE DE BAS VERS LE HAUT

La même décomposition peut être obtenue en utilisant un même type de structure de données que la première représentation, mais d'une manière différente en allant du bas vers le haut. Dans ce cas la pyramide n'est pas un arbre simple, mais une forêt constituée d'arbres de tailles différentes, chaque région est représentée par un seul arbre séparé, dont la hauteur dépend de la taille de la région carrée qu'il représente, les nœuds finaux correspondent dans ce cas au point de l'image.

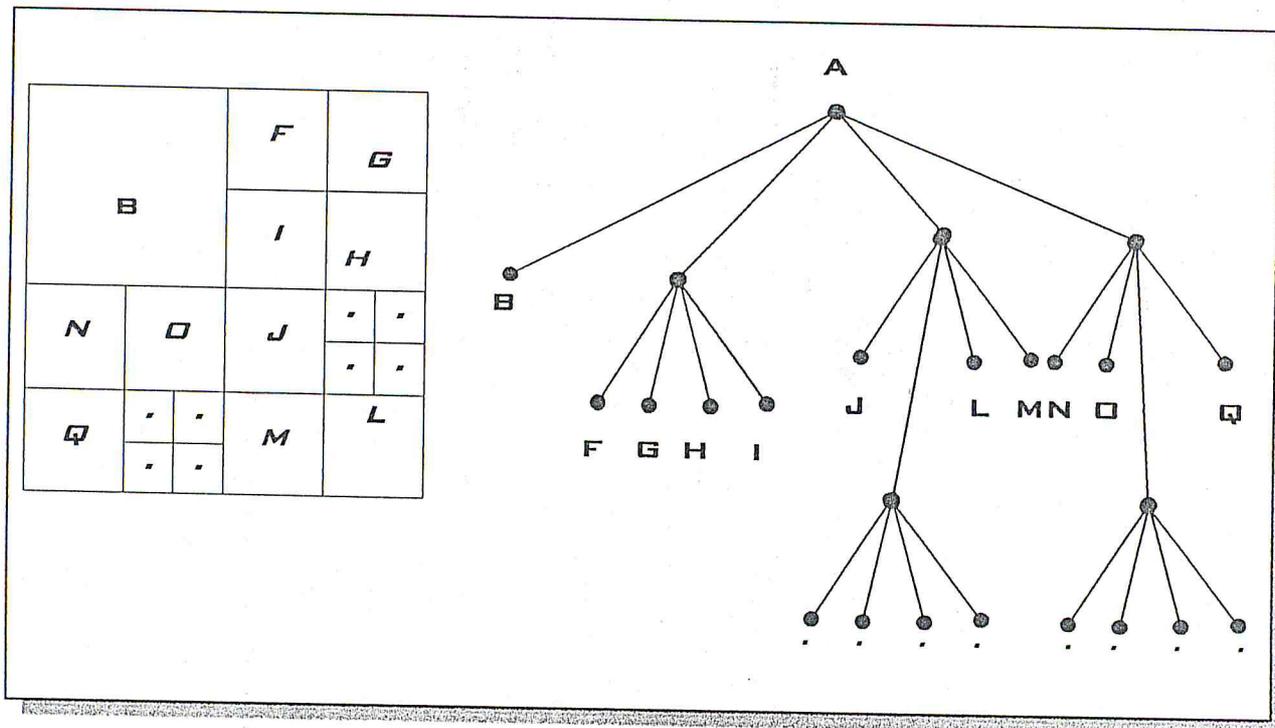


FIGURE 2.1 : STRUCTURE DU QUATERNAIRE DE HAUT VERS LE BAS

Un arbre quaternaire avec $L+1$ niveaux peut être facilement formulé en terme d'un graphe $G(V, E)$.

V : l'ensemble des nœuds de l'arbre.

E : l'ensemble des liaisons entre les nœuds.

On peut faire une sorte de comparaison entre la structure en quaternaire avec d'autres représentations pyramidales (*pyramide gaussienne, laplacien...*), l'arbre quaternaire offre une description structurelle de l'image, car chaque nœud dans la pyramide correspond à une région rectangulaire définie par l'ensemble des liaisons, d'autres représentations n'offrent pas cette possibilité car les liaisons ne sont pas définies.

4. LA SEGMENTATION PAR LA MULTIRÉSOLUTION :

Cette partie présente la segmentation par la multirésolution en général, et la segmentation par arbre un quaternaire en particulier. En segmentation, la notion de la multirésolution est liée directement à la représentation ou non d'un objet de l'image originale. Pour comprendre cette notion de multirésolution, on peut donner l'exemple du système visuel humain qui a la capacité de distinguer un objet homogène en niveaux de gris dans une scène observée à une distance variable, cette capacité dépend essentiellement de quatre critères :

- La taille de l'objet par rapport au champ de vision (la distance).
- Le contraste entre l'objet et son voisinage.
- Sa propre homogénéité.
- Sa forme géométrique.

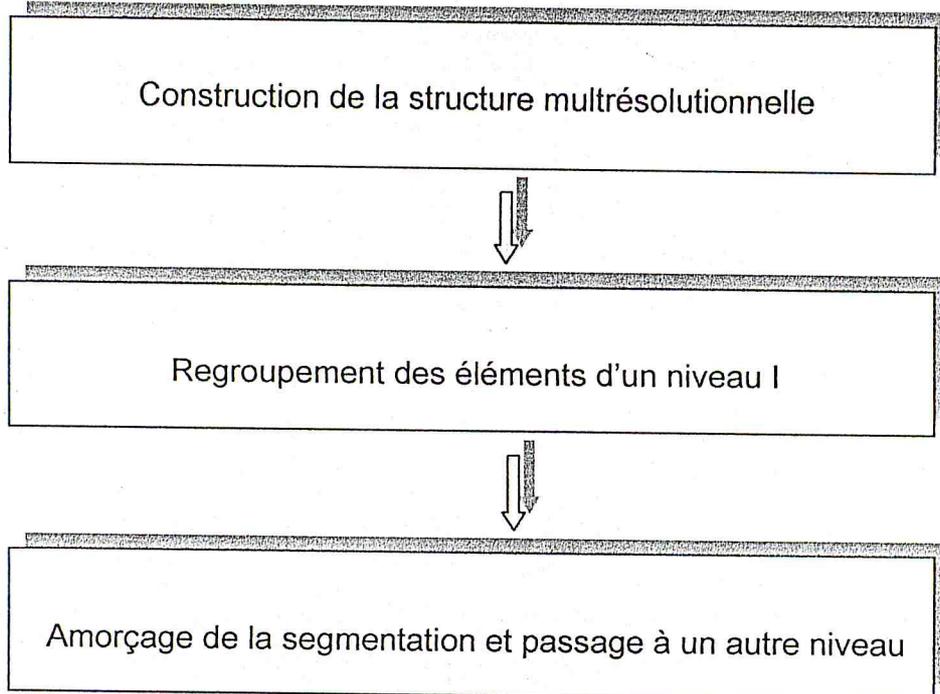
Ces quatre attributs sont généralement responsables de l'observation de certaines représentations au profit d'autres dans une même image.

Donc la segmentation d'image par multirésolution, dépend fortement des attributs cités. Parmi les méthodes qui utilisent l'aspect de la multirésolution pour la segmentation d'image, on peut citer la méthode qui repose sur l'arbre quaternaire, elle est basée essentiellement sur la structure de données des quaternaires (*quadrees*) présentés dans la partie précédente. Cette structure est utilisée vers le haut, l'espace d'image est décomposé en blocs carrés de tailles égales, l'algorithme de cette méthode renferme trois étapes différentes, les résultats de chaque étape servent de données d'entrée pour la prochaine étape à exécuter, jusqu'à la fin de l'algorithme.

La première étape est la construction de l'arbre quaternaire en s'appuyant sur la façon mentionnée au paravent dans le paragraphe '4' ; la représentation est construite jusqu'à un niveau de résolution prédéfini ' i ', à ce niveau du processus général, interviennent les méthodes de segmentation connues ou encore d'autres opérations d'analyse comme c'est le cas pour la classification, nous sommes donc dans la deuxième étape, des classes d'éléments du niveau ' i ' de propriétés proches similaires sont formées. La troisième étape est une définition des frontières dirigées

vers le bas dans la représentation pyramidal de l'arbre quaternaire, en prenant en compte uniquement les segments et les parties obtenues dans le niveau plus haut.

Ces trois étapes sont exécutées en boucle pour chaque niveau jusqu'à l'arrivée au niveau le plus bas de la pyramide de résolution la plus élevée et la plus fine.



-PRINCIPE DE SEGMENTATION PAR ARBRE QUATERNAIRE ; LES TROIS ÉTAPES SONT MONTRÉES DU HAUT VERS LE BAS -

LA PREMIÈRE PARTIE :

Une représentation en multirésolution est obtenue par une opération de calcul appliquée sur des propriétés propres à l'image (*valeurs niveaux de gris, texture, couleurs...*), un autre point important qui assure le bon fonctionnement de cet algorithme, est que pour chaque niveau de l'arbre quaternaire, la résolution doit être suffisante pour l'amorçage de l'exécution de la suite des autres étapes, donc on peut dire qu'il existe une limite inférieure du niveau de résolution qui peut être choisie en fonction des informations connues a priori sur la région à analyser, et aussi en fonction de la quantité de bruit dans l'image.

DEUXIÈME ÉTAPE :

Au niveau de la résolution i de l'arbre quaternaire, des opérations de regroupement (segmentation, classification ...) sont appliquées sur les éléments de ce niveau, dans le but de trouver des régions et des classes d'éléments similaires, a priori c'est le but, mais sur des portions de l'image seulement, on peut le considérer comme un but intermédiaire.

TROISIÈME ÉTAPE :

Cette étape est l'étape d'amorçage du processus de segmentation pour passer à un niveau de résolution plus bas jusqu'à l'arrivée à la base de la pyramide. Pour passer d'un niveau à un autre, le processus de segmentation agit seulement sur les blocs regroupés dans un niveau plus haut.

CONCLUSION :

Le traitement en multirésolution ou plus précisément la segmentation d'image par la multirésolution est la capacité à produire le comportement du système de vision humaine, la capacité à analyser l'environnement à plusieurs résolutions. Les diverses méthodes qui sont utilisées sont généralement basées sur la représentation pyramidale.

Par analyse de mécanisme de fonctionnement de cette méthode, on constate qu'elle peut donner de bons résultats dans un environnement bruité.

CHAPITRE 4:

LA DÉTECTION DES LIGNES DE
CRÊTES PAR PROPAGATION DE
VALLÉES ET UTILISANT LA
MULTIRÉSOLUTION

INTRODUCTION :

Dans cette partie nous proposons de reprendre la démarche du fonctionnement du premier algorithme avec l'association de la multirésolution au processus de propagation de vallées, de façon à essayer de :

- Diminuer la sensibilité au bruit.
- Accélérer la détection des lignes.

La structure de données multirésolutionnelles utilise l'arbre quaternaire. La prétopologie utilisée est une adaptation à la structure d'arbre quaternaire de la prétopologie définie précédemment. La recherche des lignes de crêtes dans l'image à traiter est initialisée par la mise en évidence de telles lignes sur une représentation en basse résolution de l'image, au moyen de la technique de propagation de vallée, nous réitérons ensuite la séquence de traitement pour chaque niveau de résolution de telle sorte à :

- Affiner la résolution uniquement dans les portions de l'image contenant les lignes de crêtes précédemment détectées.
- Relancer le processus de propagation de vallée sur la nouvelle représentation de l'image.

Jusqu'à obtention des lignes de crêtes finales constituées de blocs élémentaires ou de pixels.

1. STRUCTURE DE DONNÉES :

La structure de donnée utilisée dans notre algorithme de détection de lignes de crêtes par multirésolution est l'arbre quaternaire. Les arbres quaternaires ou les «*quadtrees*» sont fréquemment utilisés pour le codage d'image par région. Dans les algorithmes de codage, c'est un regroupement de parties voisines de l'image, vérifiant une propriété commune. Dans notre cas c'est un peu différent, il s'agit de construire une représentation dynamique de l'image, où chaque état contiendra des blocs pouvant appartenir à des niveaux de résolution différents (un état en multirésolution de l'image à l'instant T). Ce type de représentation va permettre de gérer simultanément des informations globales sur les portions de l'image ne

représentant que peu d'intérêt relativement au problème posé, et des informations beaucoup plus importantes sur les parties susceptibles de contenir l'information recherchée.

Nous allons présenter successivement la construction et l'exploitation de la structure de données dans l'algorithme.

2. CONSTRUCTION DE LA STRUCTURE ARBORESCENTE

L'image I_n , de taille $2^n \times 2^n$, est à la base (niveau 1) de la pyramide formée par un arbre quaternaire Q . A tout bloc B d'un niveau supérieur à 1, on associe une valeur de gris $f(B)$ déterminée par une fonction f calculée à partir des valeurs de gris de ses quatre fils dans l'arbre quaternaire. $f(B)$ est la fonction niveaux de gris définie précédemment (chapitre 2, paragraphe 3).

Chaque niveau de la pyramide représente un niveau de résolution de l'image. Dans l'exemple suivant (figure 22), on attribue à chaque bloc élémentaire du niveau 1 une valeur de gris comprise dans $\{0, \dots, 9\}$, en prenant pour fonction f la fonction maximum.

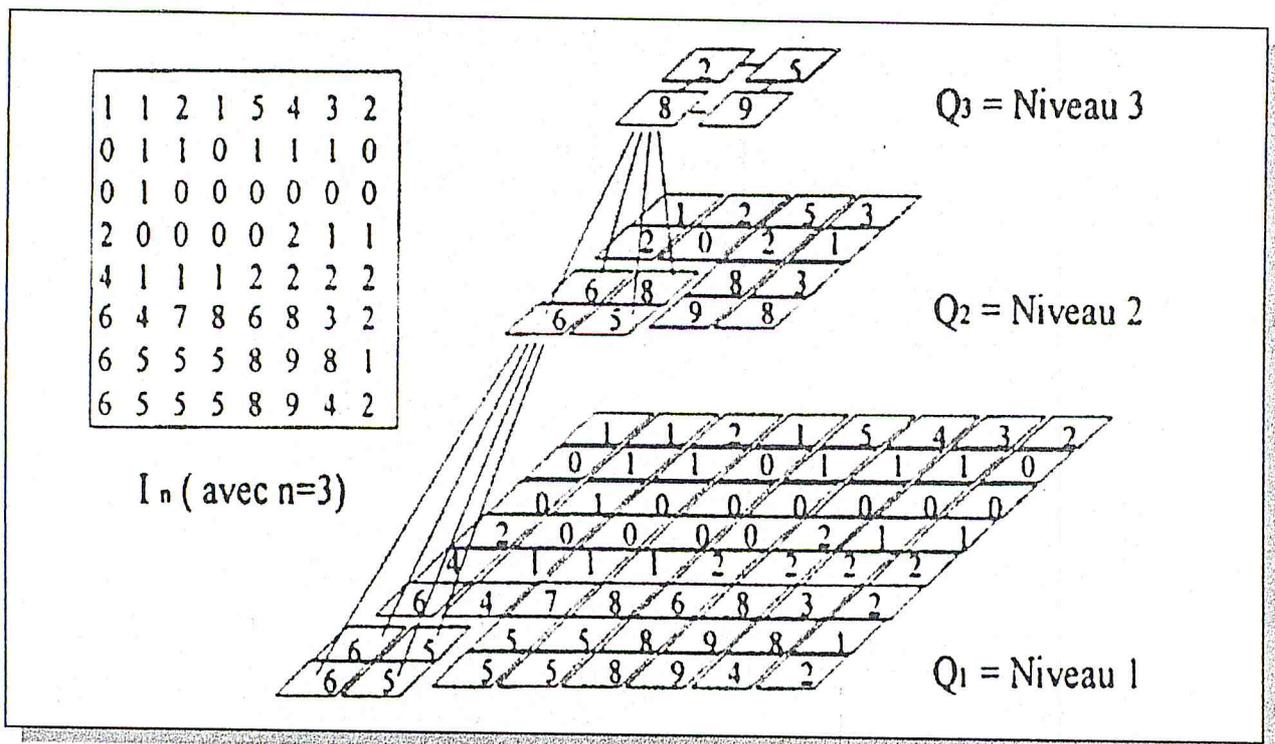


FIGURE 22 : ARBRE QUATERNAIRE Q À 3 NIVEAUX ASSOCIÉS À I_n

3. EXPLOITATION DE LA STRUCTURE :

Le but de cette structure est d'obtenir une représentation de l'image Q^* , de telle sorte que certaines parties de l'image contiennent plus d'informations que d'autres. Cette représentation sera donc un partitionnement de l'image en blocs de résolution et de tailles différentes (figure 23). Cette partition découle de la structure de données utilisée : à partir d'une représentation basse résolution de l'image, on remplace les blocs de cette représentation susceptibles de contenir l'information recherchée par leurs quatre blocs fils dans l'arbre quaternaire, qui seront eux-mêmes subdivisés selon les mêmes critères. La représentation de l'image va donc évoluer au cours de l'algorithme, et cette évolution va permettre l'affinement progressif de la résolution de certaines régions de l'image.

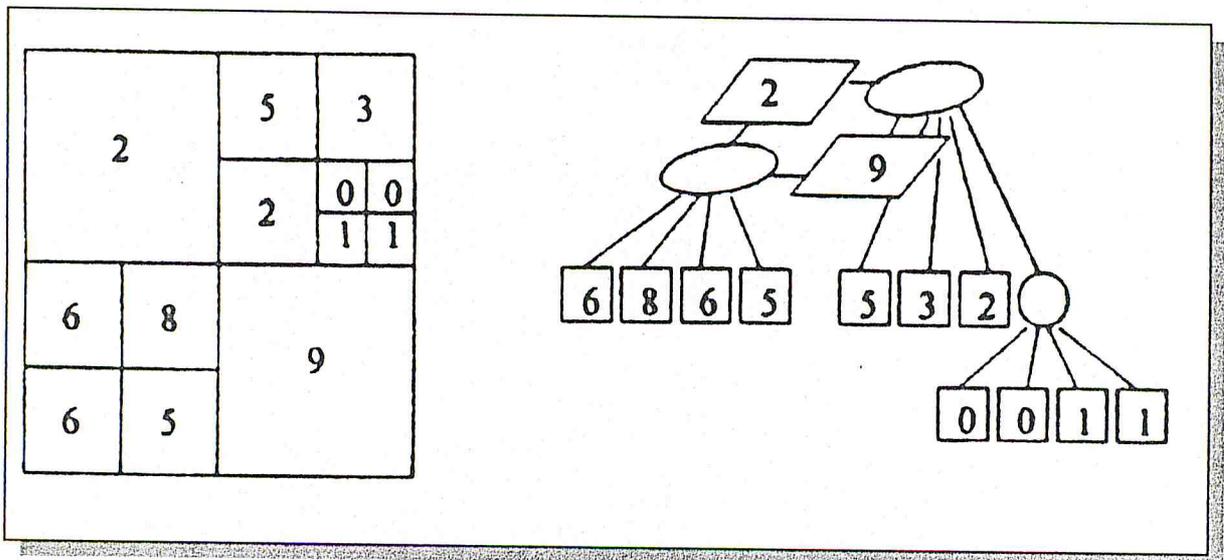


FIGURE 23 : REPRÉSENTATION POSSIBLE DE L'IMAGE PRÉSENTÉE EN (FIGURE 22)

4. VOISINAGE DANS LA REPRÉSENTATION Q^* :

Nous donnons ci-après les voisinages usuels manipulés dans le contexte des quadrees, et qui vont servir de base à la définition de la prétopologie que nous utilisons.

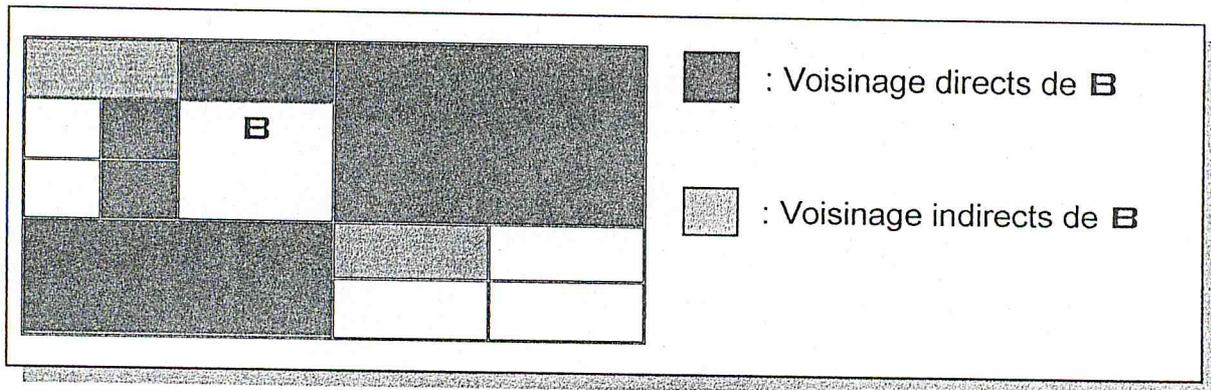


FIGURE 24 : VOISINAGE DANS Q^*

Soit B_1 et B_2 deux blocs de Q^* , on dira que le bloc B_1 est un voisin direct de B_2 s'il lui est adjacent par coté, et qu'il est un voisin indirect de B_2 s'il lui est adjacent par sommet.

5. ALGORITHME DE RECHERCHE DE LIGNES DE CRÊTES EN UTILISANT LA MULTIRÉSOLUTION :

Cette partie est consacrée à la présentation de la méthode de détection de lignes de crêtes dans les images en niveaux de gris, en associant la multirésolution à la méthode de recherche de lignes extrémales par propagation de vallées présentée précédemment.

5.1. DÉFINITION DES OPÉRATEURS :

Nous donnons quelques notations et définitions nécessaires à cette partie :

- Q : arbre quaternaire
- f : fonction de gris de l'arbre quaternaire

- \mathbb{Q}^* : représentation dynamique de l'image par arbre quaternaire
- $V_d(B)$: ensembles des voisins directs du bloc $B \in \mathbb{Q}^*$
- $V_i(B)$: ensembles des voisins indirects du bloc $B \in \mathbb{Q}^*$
- $P(\mathbb{Q}^*)$: ensemble des parties de \mathbb{Q}^*

1. la fonction de voisinage V est définie pour tout bloc p de l'image par :

$$V(p) = V_d(p) \cup V_i(p) \cup \{p\}.$$

2. Nous noterons ad_v l'adhérence définissant la structure prétopologique associée à la fonction de voisinage V et ad l'adhérence prétopologique permettant une progression des vallées suivant une pente ascendante des niveaux de gris. Nous avons alors :

$$\circ ad_v(A) = (\cup_{p \in A} V(p))$$

$$\circ ad(A) = \{p \in {}^{\circ}A / \exists q \in V(p) \cap A, f(q) \leq f(p)\} \cup A.$$

Où $A \in P(\mathbb{Q}^*)$ et ${}^{\circ}A$ est le complémentaire de A dans \mathbb{Q}^* .

5.2. PRINCIPE ET ALGORITHME :

Sur une image donnée, le but est de rechercher des lignes de crêtes globales à partir d'une représentation en basse résolution de l'image, puis affiner les lignes de crêtes obtenues.

Sur la représentation en basse résolution, on cherche les minima de la fonction de gris f , et on leur affecte des étiquettes. Par calcul d'adhérences successives de ces minima locaux, on obtient des régions (vallées) dont tous les blocs éléments reçoivent l'étiquette des minima de leur vallée d'appartenance. L'utilisation de l'adhérence ad contraint chaque vallée à progresser selon une pente ascendante de la fonction niveaux de gris. Les blocs situés à l'intersection de deux de ces zones, possédant au moins deux étiquettes, sont dits appartenir à des lignes de crêtes, il

sont immédiatement neutralisés et ne participent plus au processus de propagation des régions, qui se poursuit jusqu'à stabilisation des vallées.

Lorsque toutes les vallées se sont stabilisées, les lignes de crêtes obtenues sont seuillées par la méthode précédente (chapitre 2, paragraphe 4.2). Dans la suite du déroulement de la méthode, un bloc sera considéré comme bloc crêtes si et seulement s'il appartient à deux vallées séparées. On subdivise les blocs crêtes en leurs quatre fils dans la représentation dynamique de l'image (Q^*), les autres blocs restant inchangés. Dès cet instant, on a donc simultanément dans Q^* des blocs de tailles différentes, donc de résolutions différentes. Les blocs nouvellement apparus dans Q^* ne sont initialement affectés à aucune zone, les autres gardent leurs étiquettes.

Les blocs issus de la division des blocs crêtes appartiennent à un autre niveau de la pyramide Q , leur fonction de gris n'a donc pas été évaluée de la même manière, ce qui peut poser des problèmes lors de la propagation des vallées. De manière à amorcer la propagation des vallées existantes parmi les blocs nouvellement apparus, on calcule une fois leur adhérence ad , car cette adhérence ne tient pas compte des valeurs de niveaux de gris.

On poursuit alors le processus de croissance des vallées en utilisant l'adhérence ad , afin de retrouver les lignes de crêtes mises en évidence au niveau supérieur, mais dont la taille des blocs sera maintenant quatre fois plus petit.

Après stabilisation, on découpe de nouveau les blocs crêtes etc..... jusqu'à l'obtention de lignes de crêtes composées de blocs élémentaires (pixels).

Tout au long de son déroulement en basse résolution, le procédé de propagation des vallées suit une pente ascendante relativement à la fonction de gris. On affine ensuite les lignes obtenues en recherchant, pour toute ligne obtenue au niveau k de la pyramide, la ligne correspondante appartenant au niveau $k-1$, jusqu'à obtenir la ligne de niveau 1, d'épaisseur un pixel.

L'ALGORITHME :

- Construction de l'arbre quaternaire Q associé à l'image I . Q est constituée de h niveaux Q_1, \dots, Q_h .
- $Q^* \leftarrow Q_h$, on commence par travailler sur une représentation basse résolution de l'image.
- Détermination des minima locaux de la fonction de gris.
- Détermination des composantes connexes (au sens de V) des minima locaux. Chacun des blocs éléments de ces composantes connexes ou vallées reçoit l'étiquette du minimum correspondant.

RÉPÉTER :

- Construire des adhérences (au sens ad) respectives de toutes les vallées.
- Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in Q^*$ appartient à deux de ces zones, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

JUSQU'À CE QUE TOUTES LES ZONES SOIENT STABILISÉES

SEUILLAGE DU RÉSULTAT EN BASSE RÉOLUTION : Deux vallées voisines v_1 et v_2 sont dites séparées par une ligne de crête si et seulement si :

$$\forall C \in V_1 \cap V_2, f(c) \geq \text{seuil}$$

Un bloc C est un bloc crête si et seulement s'il appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête.

TANT QUE NIVEAU $\neq 1$ FAIRE :

DÉBUT

- Phase de découpage des blocs crêtes :
Chaque bloc crête est segmenté en ces quatre fils, lesquels ne sont affectés à aucune zone, décrémenter niveau.
- Construire des adhérences (au sens ad_v) respectives de toutes les vallées.

- Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in (Q^* \cap Q_{\text{niveau}})$ appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

RÉPÉTER :

- Construire des adhérences (au sens ad) respectives de toutes les vallées.
- Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in (Q^* \cap Q_{\text{niveau}})$ appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

JUSQU'À CE QUE TOUTES LES ZONES SOIENT STABILISÉES

FIN DE TAN QUE.

FIN DE L'ALGORITHME.

ALGORITHME 1 : DÉTECTION DE LIGNES DES CRÊTES PAR PROPAGATION DE VALLÉES ET UTILISANT LA MULTI RÉOLUTION PAR N.SELMAOUI

Nous proposons d'illustrer le fonctionnement de l'algorithme sur l'exemple suivant. Le tableau ci-dessous est une représentation basse résolution d'une image.

✚ EXEMPLE DE FONCTIONNEMENT

15	12	32	42	56	53
23	16	59	36	35	42
47	18	42	63	19	45
31	13	29	77	45	52
27	48	53	78	53	82

REPRÉSENTATION EN BASSE RÉOLUTION

 : Minimum local de la fonction de gris

 : Bloc crête

A ; b ; c : étiquettes de vallées

15 ; 12 ; 53 : valeurs de gris

15	12a	32	42	56	53
23	16	59	36	35	42
47	18	42	63	19b	45
31	13c	29	77	45	52
27	48	53	78	53	82

15a	12a	32a	6	56b	53b
1	16a	5	7	35b	42b
2	3	4	8	19b	45b
31c	13c	29c	9	45b	52b
27c	48c	53c	10	53b	82b

MISE EN ÉVIDENCE DES
MINIMA LOCAUX

PROPAGATION DES
VALLÉES EN UTILISANT
L'ADHÉRENCE AD

Seuillage de l'image :

Relation entre blocs de crêtes et vallées

- $\{(6), (7)\} \in a \cup b$
- $\{(1), (2), (3)\} \in a \cup c$
- $\{(9), (10)\} \in b \cup c$
- $\{(4), (5), (8)\} \in a \cup b \cup c$

Les vallées a, b, c sont voisines entre elles.

Si on choisit un seuil égal à 10 : (le seuil est laissé à l'appréciation de l'utilisateur)

○ Etude de la séparation des vallées a et b :

$$a \cap b = \{ (4), (5), (6), (7), (8) \}$$

$$D(4) = 30, D(5) = 47, D(6) = 30, D(7) = 24, D(8) = 51.$$

$\forall K \in a \cap b, D(k) \geq \text{seuil}$, donc a et b sont deux vallées séparées par une ligne de crête.

○ Etude de la séparation des vallées a et c :

$$a \cap c = \{ (1), (2), (3), (4), (5), (8) \}$$

$$D(4) = 30, D(5) = 47, D(8) = 51.$$

$D(6) < \text{seuil}$, donc a et c ne sont pas deux vallées séparées par une ligne de crête.

o Etude de la séparation des vallées b et c :

$$b \cap c = \{ (1), (2), (3), (4), (5), (8), (9), (10) \}$$

$$D(1)=11, D(2)=35, D(3)=6, D(4)=30, D(5)=47, D(8)=51, D(9)=64, D(10)=65.$$

$\forall K \in b \cap c, D(k) \geq \text{seuil}$, donc b et c sont deux vallées séparées par une ligne de crête.

Les blocs crêtes n'appartenant pas à deux vallées séparées par une ligne de crêtes ne sont plus considérés comme blocs crêtes, les autres sont divisés en leurs quatre blocs fils, auxquels on n'affecte pas d'étiquette de vallées.

15 a	12 a	32 a		56 b	53 b
23	16 a			35 b	42 b
47 c	18 c			19 b	45 b
31 c	13 c	29 c		45 b	52 b
27 c	48 c	53 c		53 b	82 b

BLOCS DE CRÊTES APRÈS SEUILLAGE

15 a	12 a	32 a	42	37	56 b	53 b	
			38	35			
23	16 a	53	58	36	33	35 b	42 b
		52	59	35	33		
47 c	18 c	39	42	63	57	19 b	45 b
		38	41	62	59		
31 c	13 c	29 c	75	59	45 b	52 b	
			77	74			
27 c	48 c	53 c	78	78	53 b	82 b	
			77	75			

DÉCOUPAGE DES BLOCS DE CRÊTES

15 a	12 a	32 a	a	b	56 b	53 b	
			a	b			
23	16 a	a	a	a	b	35 b	42 b
		a			b		
47 c	18 c	a			b	19 b	45 b
		c	c	c	b		
31 c	13 c	29 c	c	b	45 b	52 b	
			c	b			
27 c	48 c	53 c	c	b	53 b	82 b	
			c	b			

CALCUL DES ADHÉRENCES ad_v DES VALLÉES

LA LIGNE
DE CRÊTES

15 a	12 a	32 a		b	56 b	53 b
				b		
23	16 a	a		b	35 b	42 b
		a		b	b	
47 c	18 c	a		b	19 b	45 b
		c	c	b		
31 c	13 c	29 c		b	45 b	52 b
				b		
27 c	48 c	53 c		b	53 b	82 b
				b		

BLOCS CRÊTES APPARUS APRÈS PROPAGATION DES VALLÉES EN UTILISANT
L'ADHÉRENCE ad

5.3. QUELQUES PROBLÈMES POUVANT APPARAÎTRE :

L'algorithme précédent peut se heurter aux problèmes suivants, qui sont dus à la non détection de certaines lignes de crêtes qui sont pourtant présentes dans l'image à traiter.

- Problème du volcan :

L'image représentée ici (figure 25) est une image représentant un relief composé d'un mont (sommet) entouré par une seule vallée.

Appliquons l'algorithme précédent à cette image :

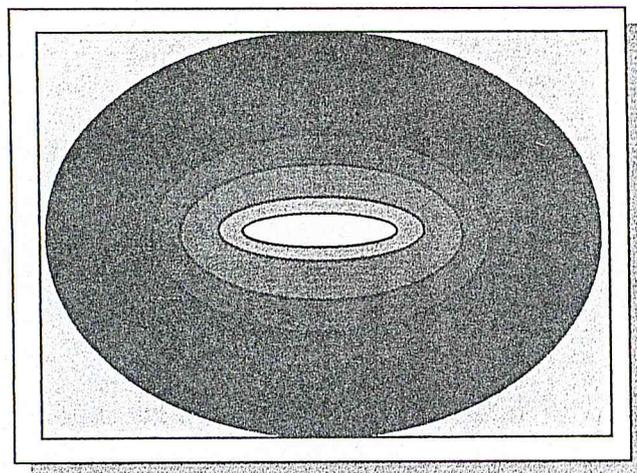


FIGURE 25 : UNE IMAGE D'UN RELIEF À UNE SEULE VALLÉE

Lors de la mise en évidence des minima locaux de la fonction de gris, on obtient une seule et unique composante connexe de minima locaux, donc une et une seule vallée. Une ligne de crêtes étant par définition une intersection d'au moins deux vallées, il ne sera donc pas possible de détecter une ligne de crêtes sur cette image.

Pour résoudre le problème, il faudra limiter la taille des composantes connexes de minima de la fonction de gris. La composante connexe circulaire de minima de la fonction de gris étant partitionnée en plusieurs composantes

connexe, donc l'obtention de plusieurs vallées, ce qui permet de détecter la ligne de crêtes recherchée.

- Problème de puits :

Ce problème sera illustré sur une image vue en coupe

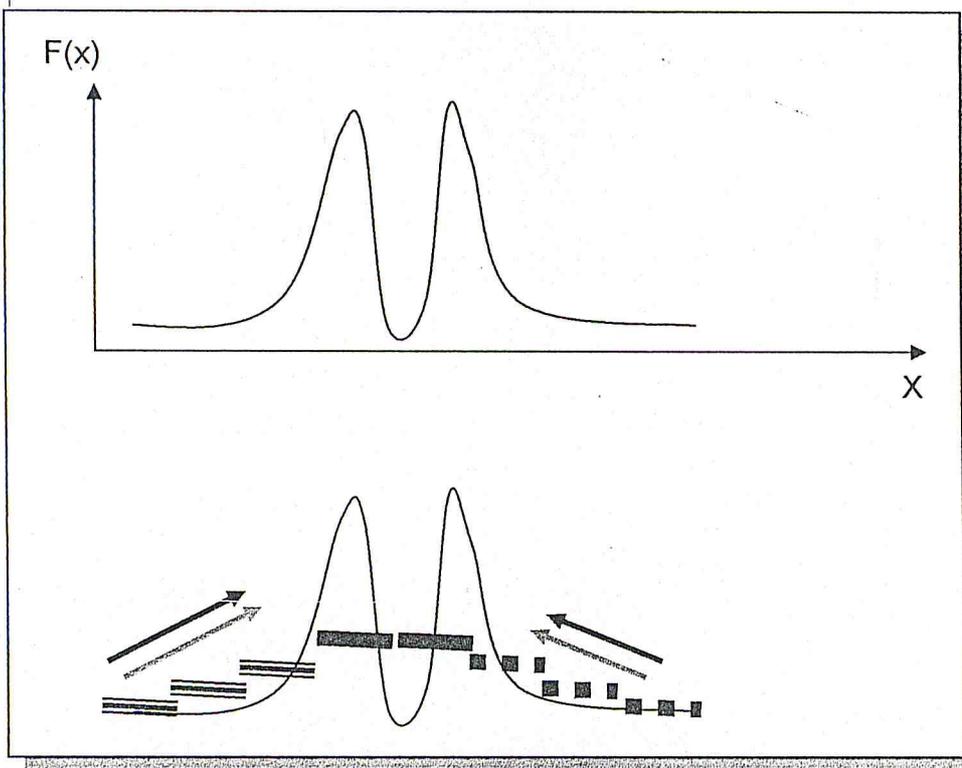
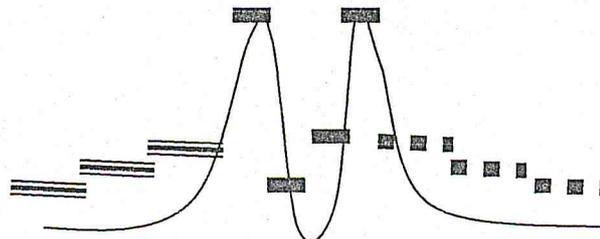
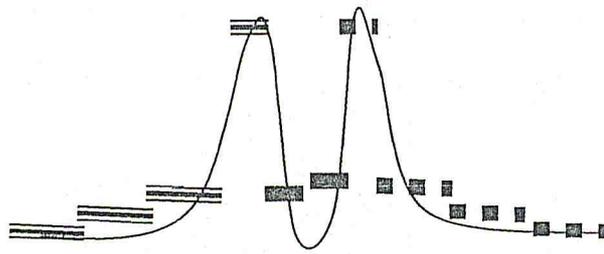


FIGURE 26 : REPRÉSENTATION EN BASSE RÉOLUTION

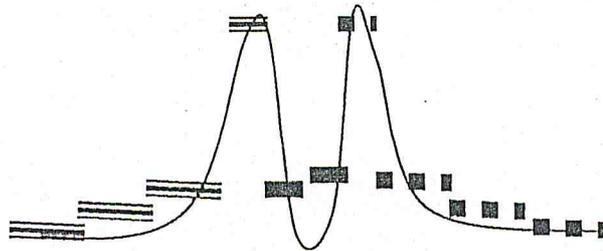
Progression des vallées (■ ■ ■) et (≡≡≡), apparition de deux Blocs crêtes (▬▬▬)



_ DÉCOUPAGE DES BLOCS DE CRÊTES _



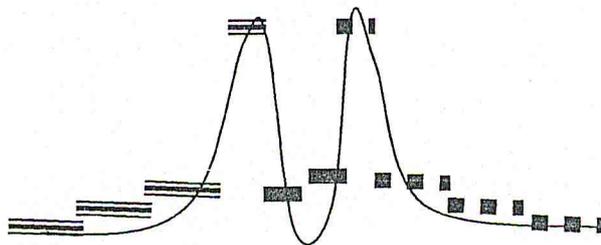
_ APPLICATION DE L'ADHÉRENCE AD_v _



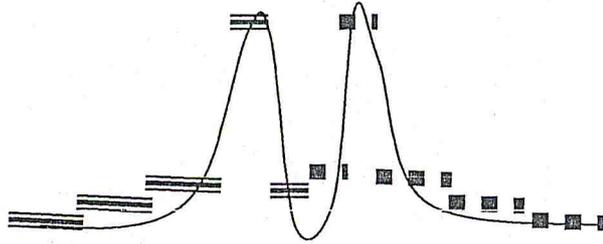
_ RELANCE DU PROCESSUS DE PROPAGATION PAR L'ADHÉRENCE AD : LES VALLÉES NE PROGRESSE PLUS _

Dans cet exemple, les points crêtes mis en évidence au niveau de résolution k n'apparaissent pas au niveau inférieur. Donc certaines lignes de crêtes disparaissent lors de leur affinement.

Pour résoudre le problème, il est proposé d'utiliser l'adhérence ad_v lors de la stabilisation des vallées, puis de reprendre le processus de propagation avec l'adhérence ad .



_ APPLICATION DE L'ADHÉRENCE AD_v _



RELANCE DE LA PROPAGATION PAR L'ADHÉRENCE AD : UN NOUVEAU BLOC
CRÊTE APPARAÎT

Donc on peut reprendre l'algorithme précédent en ajoutant les modifications nécessaires pour corriger les deux problèmes de puits et de la vallée unique ; les modifications sont notées en rouge.

L'ALGORITHME :

- Construction de l'arbre quaternaire Q associé à l'image I . Q est constitué de h niveaux Q_1, \dots, Q_h .
- $Q^* \leftarrow Q_h$, on commence par travailler sur une représentation basse résolution de l'image.
- Détermination des minima locaux de la fonction de gris.
- Détermination des composantes connexes (au sens de V) des minima locaux ; **dont le cardinal est limité**. Chacun des blocs éléments de ces composantes connexes ou vallées reçoit l'étiquette du minimum correspondant.

RÉPÉTER :

- Construire des adhérences (au sens ad) respectives de toutes les vallées.
- Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in Q^*$ appartient à deux de ces zones, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

JUSQU'À CE QUE TOUTES LES ZONES SOIENT STABILISÉES

SEUILLAGE DU RÉSULTAT EN BASSE RÉOLUTION : Deux vallées voisines v_1 et v_2 sont dites séparées par une ligne de crête si et seulement si :

$$\forall C \in V_1 \cap V_2, f(c) \geq \text{seuil}$$

Un bloc C est un bloc crête si et seulement s'il appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête.

TANT QUE NIVEAU $\neq 1$ FAIRE :

DÉBUT

➤ Phase de découpage des blocs crêtes :

Chaque bloc crête est segmenté en ces quatre fils, lesquels ne sont affectés à aucune zone, décrémenter niveau.

RÉPÉTER :

➤ Construire des adhérences (au sens ad_v) respectives de toutes les vallées.

➤ Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in (Q^* \cap Q_{\text{niveau}})$ appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

RÉPÉTER :

➤ Construire des adhérences (au sens ad) respectives de toutes les vallées.

➤ Dès lors qu'un bloc B tel que $B \in (Q^* \cap Q_{\text{niveau}})$ appartient à deux vallées séparées par une ligne de crête, il devient bloc crête et est neutralisé ; il n'est plus pris en compte dans la fonction de voisinage.

JUSQU'À CE QUE TOUTES LES ZONES SOIENT STABILISÉES.

JUSQU'À CE QUE TOUTES LES VALLÉES SOIENT STABILISÉES AU SENS DE AD_v

FIN DE TANT QUE.

FIN DE L'ALGORITHME.

ALGORITHME 2 : AMÉLIORATION DE L'ALGORITHME 1 PAR N. SELMAOUI

CONCLUSION :

Du point de vue du seuillage des lignes de crêtes, l'utilisation de la méthode de détection de lignes de crêtes par propagation de vallées présente une différence fondamentale par rapport aux méthodes statistiques.

Avec les méthodes statistiques, étant donné qu'on ne considère un point que par rapport à un entourage limité, la hauteur de lignes de crêtes n'est relative qu'à ce voisinage.

Avec cette méthode on retrouve la véritable différence de dénivelée entre un point crête et le plus petit minima local qui lui a donné naissance.

On peut représenter la différence entre l'approche statistique et l'approche prétopologique dans la figure suivante (figure27) :

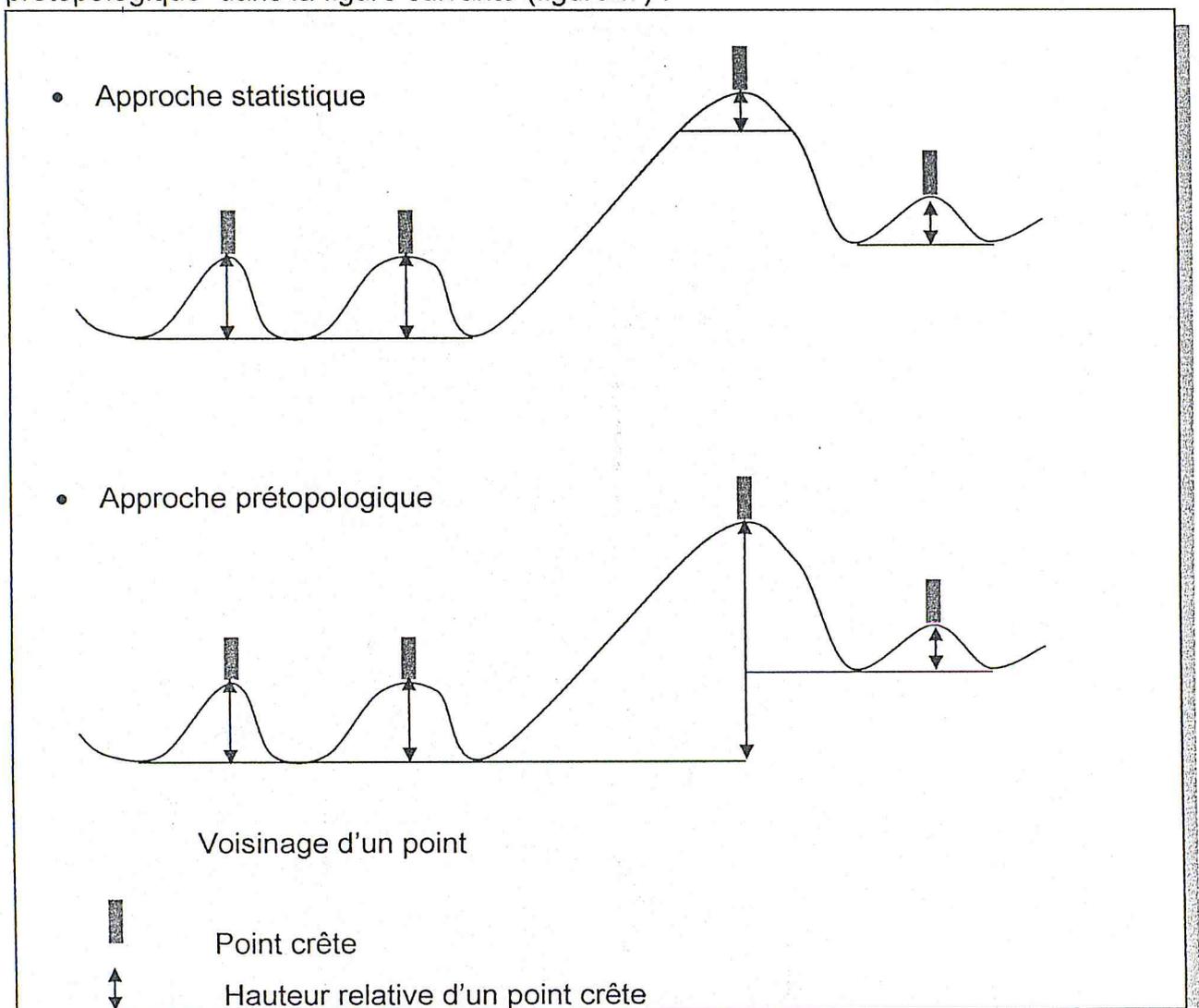


FIGURE 27: APPROCHE STATISTIQUE VS APPROCHE PRÉTOPOLOGIQUE

CHAPITRE 5:

MISE EN

OEUVRE

INTRODUCTION :

La méthode étudiée se compose de deux parties, (deux algorithmes).

Le premier algorithme représente la segmentation par détection de lignes de crêtes par propagation de vallées, et le deuxième algorithme utilise le même principe que le premier en lui associant la multirésolution, qu'est considérée ici comme un concept de structuration et pas comme une approche entière pour la segmentation.

Dans ce chapitre nous allons mettre en relief la réalisation de l'application et nous présenterons l'interface utilisateur ainsi que le fonctionnement de l'application du point de vue utilisateur.

1. ENVIRONNEMENT DE DÉVELOPPEMENT :

Du fait que notre application doit être interactive, tout en assurant à l'utilisateur la gestion et le contrôle des paramètres nécessaires à l'exécution normale des algorithmes (valeurs de seuillage, niveau de résolution ...) nous avons utilisé un langage de programmation visuel; le Borland C++ builder6 qui est un langage de programmation orienté objet. L'utilisation de ce dernier pour développer des applications Windows nous garantit de disposer des moyens les plus productifs. Il présente les propriétés suivantes :

- Le Borland C++ builder6 possède un environnement de développement visuel ANSI C++ de grande qualité. Il intègre un compilateur C++, qui est « Borland C++ 6.0 Compiler ».
- C'est un outil RAD (Rapid Application Development), tourné vers le développement rapide d'applications sous Windows.
- Il permet de réaliser de façon très simple l'interface des applications et de relier aisément le code utilisateur aux événements Windows, quelles que soient leurs origines (souris, clavier, événement système, etc.).
- Il permet la réutilisation des composants (skins).

2. PRÉSENTATION DE L'INTERFACE DE L'APPLICATION :

2.1 PRÉSENTATION GÉNÉRALE :

Le lancement de l'exécution de l'application commence dans un premier temps par l'étape de chargement de toutes les données et les paramètres nécessaires à la suite de l'exécution de l'application (Figure28).

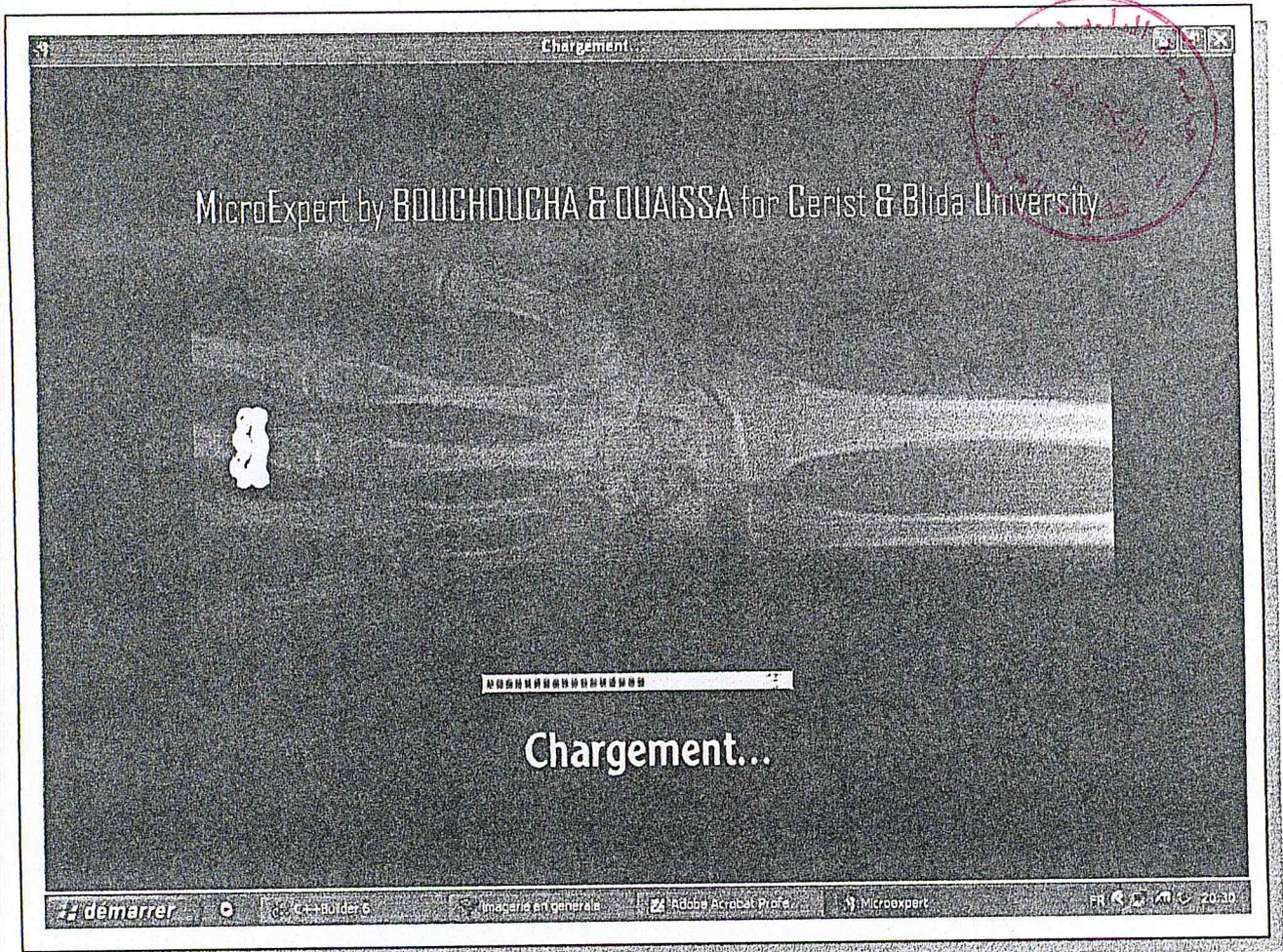


FIGURE 28 : L'ÉTAPE DE CHARGEMENT

L'interface permet à l'utilisateur de formuler ses besoins, de prendre un choix parmi plusieurs proposés par le système et de configurer l'application convenablement. D'autre part, elle permet au système d'exposer clairement les résultats pour qu'ils soient compréhensibles par l'utilisateur.

Pour expliquer la manière d'utiliser notre application, nous allons donner les étapes nécessaires pour réaliser les grandes fonctionnalités de l'application.

Une fois l'étape de chargement terminée, on perçoit l'interface principale de notre application, elle englobe toutes les fonctionnalités dont peut bénéficier l'utilisateur (Figure29).

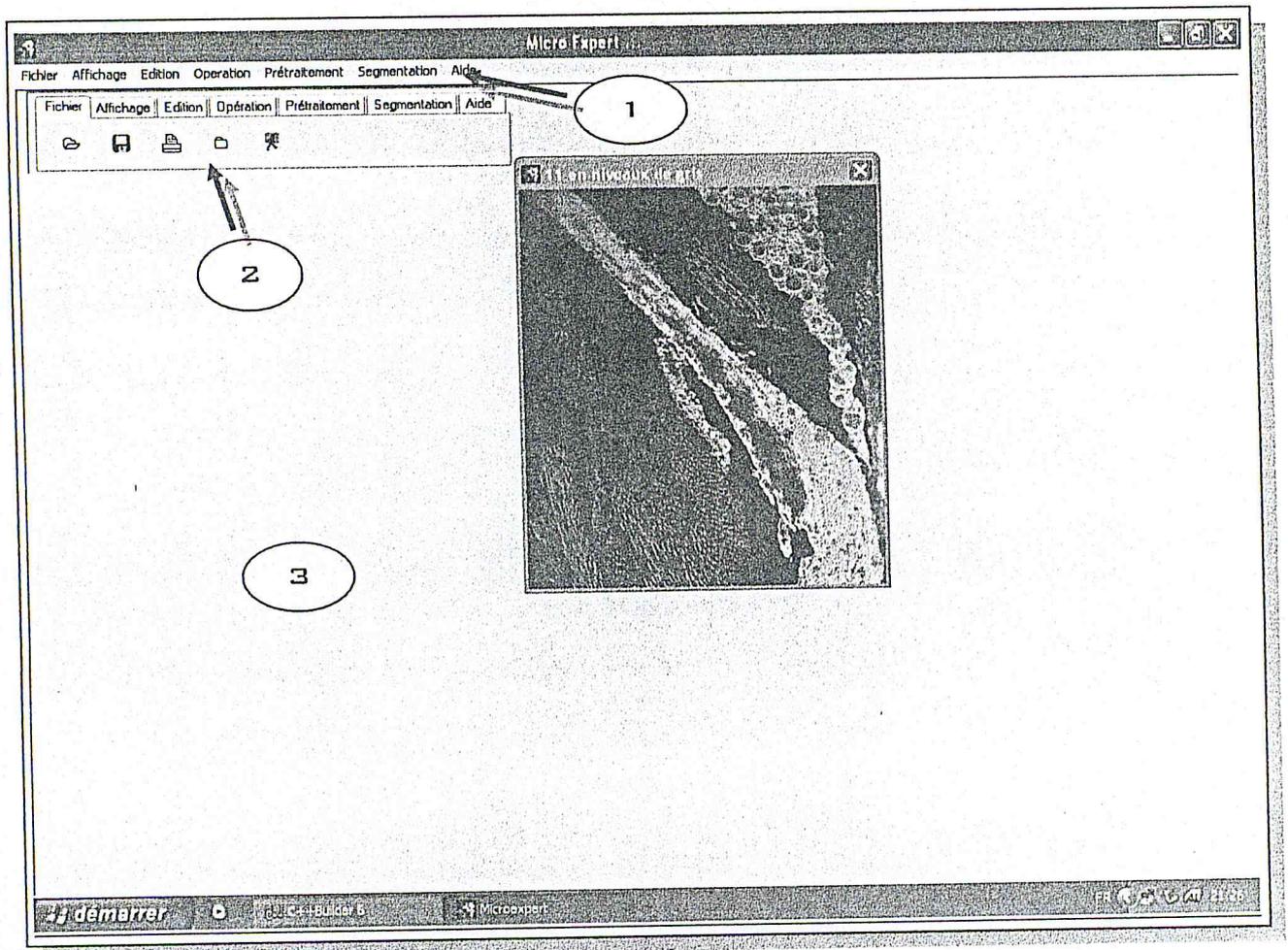


FIGURE 29: L'INTERFACE PRINCIPALE

L'interface principale est constituée de trois menus :

- Le menu principal (1), il regroupe toutes les procédures existantes sur l'application :

- Des opérations de manipulation d'images (ouvrir, fermer, enregistrer, imprimer, quitter).
 - Des opérations de traitement géométriques de l'image (les rotations, l'effet miroir...).
 - Les opérations d'édition (copier, coller).
 - Des opérations diverses (image en niveaux de gris, inversion de niveaux de gris, image noir et blanc).
 - Les opérations de prétraitement (filtre linéaire, filtre non linéaire, filtre morphologique).
 - Les opérations de traitement, proprement dite de segmentation (lignes de crêtes et ligne de crêtes en utilisant la multirésolution).
- La barre d'outils des raccourcis de toutes les commandes (2), elle comprend toutes les fonctionnalités du menu principal mais sous forme de raccourcis ; des petites icônes qui permettent l'accès immédiat à la fonction représentée par l'icône.
 - L'espace d'affichage (3), Représente la zone d'affichage des fenêtres de données et des résultats de l'application (les images).

2.2 PRÉSENTATION DÉTAILLÉE :

Dans cette partie nous verrons en détail le chemin suivi par l'image pour arriver à l'étape de segmentation (figure30).

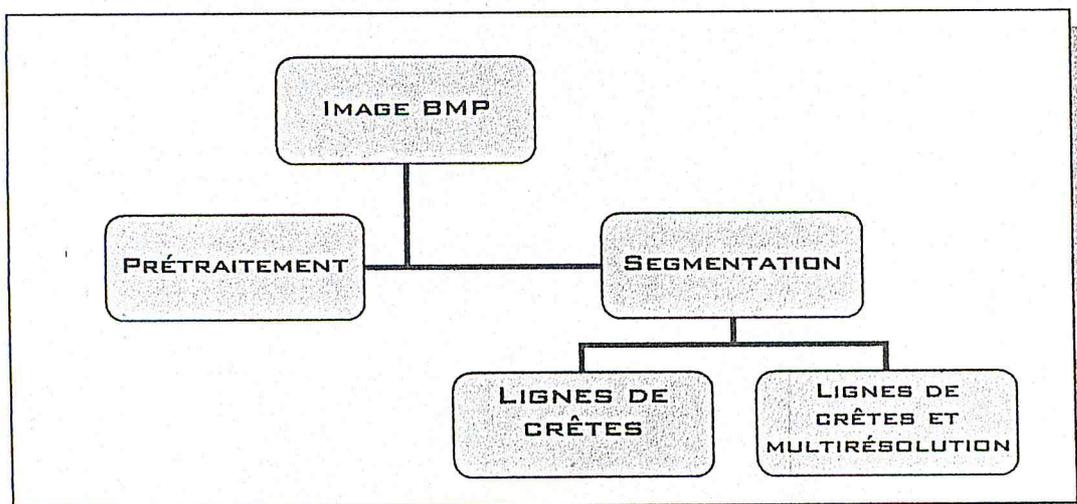


FIGURE 30: SCHÉMA SUIVI POUR LA SEGMENTATION

Après l'ouverture de l'image, on peut passer directement à la segmentation en choisissant l'une des deux méthodes étudiées précédemment ou passer par le prétraitement et ensuite effectuer la segmentation.

- Segmentation par ligne de crêtes :

En choisissant cette méthode, en cliquant sur l'icône appropriée, on perçoit l'interface suivante (figure31)

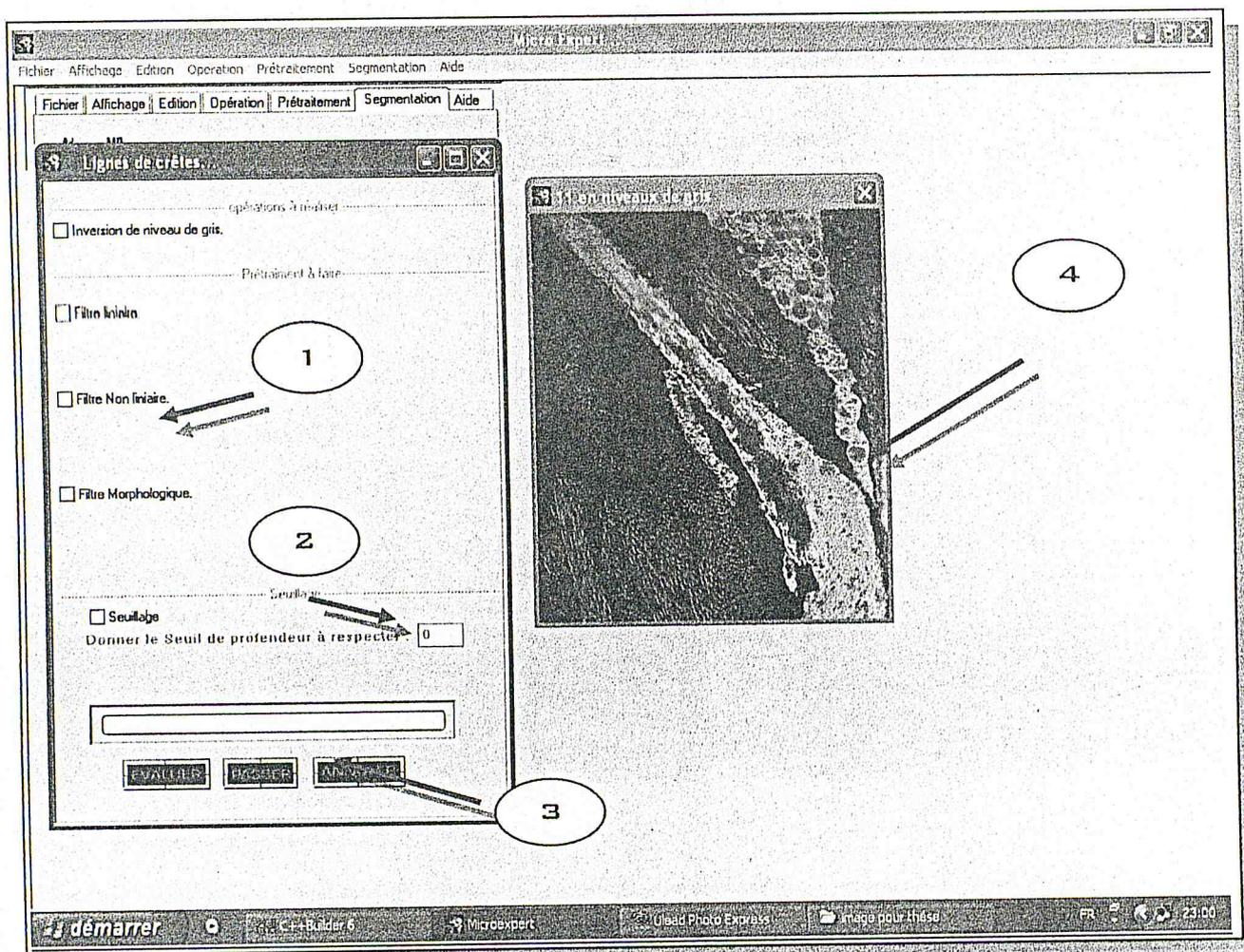


FIGURE 31 : DÉTECTION DES LIGNES DE CRÊTES PAR PROPAGATION DE VALLÉES

Pour exécuter cet algorithme on peut encore passer par les opérations de prétraitement pour l'amélioration de l'image, ou inverser l'image en niveaux de gris avant la segmentation elle même (1).

Avant le lancement de l'exécution, l'utilisateur doit donner une valeur pour le seuillage. Cette valeur doit être inférieure à 255 et supérieur à 0, en raison de la plage dynamique du codage des images utilisées (2).

L'utilisateur a trois solutions possibles à exécuter en choisissant l'un des trois boutons (3),

- EVALUER : pour suivre le chemin normal de l'exécution de la méthode.
- PASSER : pour l'éventualité d'arrêter l'exécution avant qu'elle ne puisse être terminée.
- ANNULER : pour annuler carrément l'exécution.

L'image d'origine est représentée dans l'espace de travail (4).

Après le lancement de l'exécution on peut constater les résultats comme il est montré dans la (figure32), la valeur du seuillage est fixée à (80).

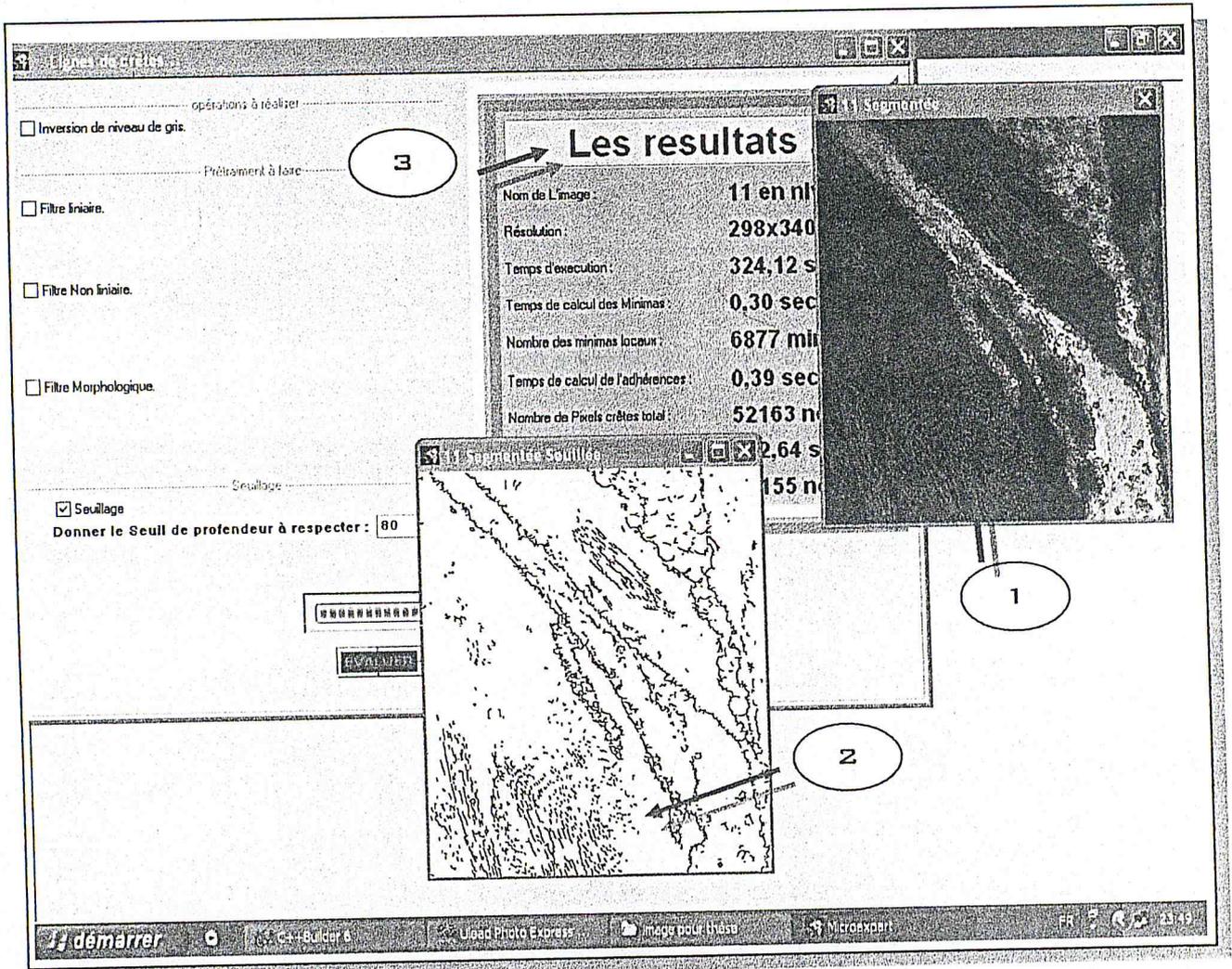


FIGURE 32: RÉSULTAT DE L'EXÉCUTION COMPLÈTE

Les résultats de l'exécution de la segmentation sont notés comme suit :

- L'image résultat, est une image segmentée, les lignes de crêtes obtenues sont affichées en rouge (1).
- L'image résultat est une image en niveaux de gris, pour l'éclaircissement du résultat, on inverse l'image segmentée en image binaire, c'est-à-dire une image en noir et blanc (2).

- En (3) on affiche tous les paramètres et les statistiques relatives à l'exécution de la segmentation (le temps d'exécution, le temps de calcul des minima, le nombre des minima, le temps de calcul des adhérences, le nombre des pixels crêtes, le temps de seuillage et le nombre des pixels crêtes après seuillage), ces statistiques sont importantes lors de la comparaison et l'évaluation de l'efficacité ou non de cette méthode.
- Segmentation par détection de ligne de crêtes et multirésolution :

Dans le cas de la segmentation par détection de lignes de crêtes par propagation de vallées en utilisant la multirésolution, l'exécution se fait de la même manière, en déclanchant les mêmes commandes, la fonction supplémentaire est la sélection du nombre de niveaux de résolution pour l'image à traiter (figure33). Elle doit être entre 1 et 4 niveaux (1). Les résultats sont présentés de la même manière que la première méthode (l'image segmentée en plus de l'image binaire et les statistiques).

Dans les deux cas, après l'exécution de la segmentation, les images résultats (image segmentée et image segmentée binaire) peuvent être enregistrées et imprimées pour d'autres usages, et aussi les faire traiter avec les autres fonctionnalités disponibles dans l'application.

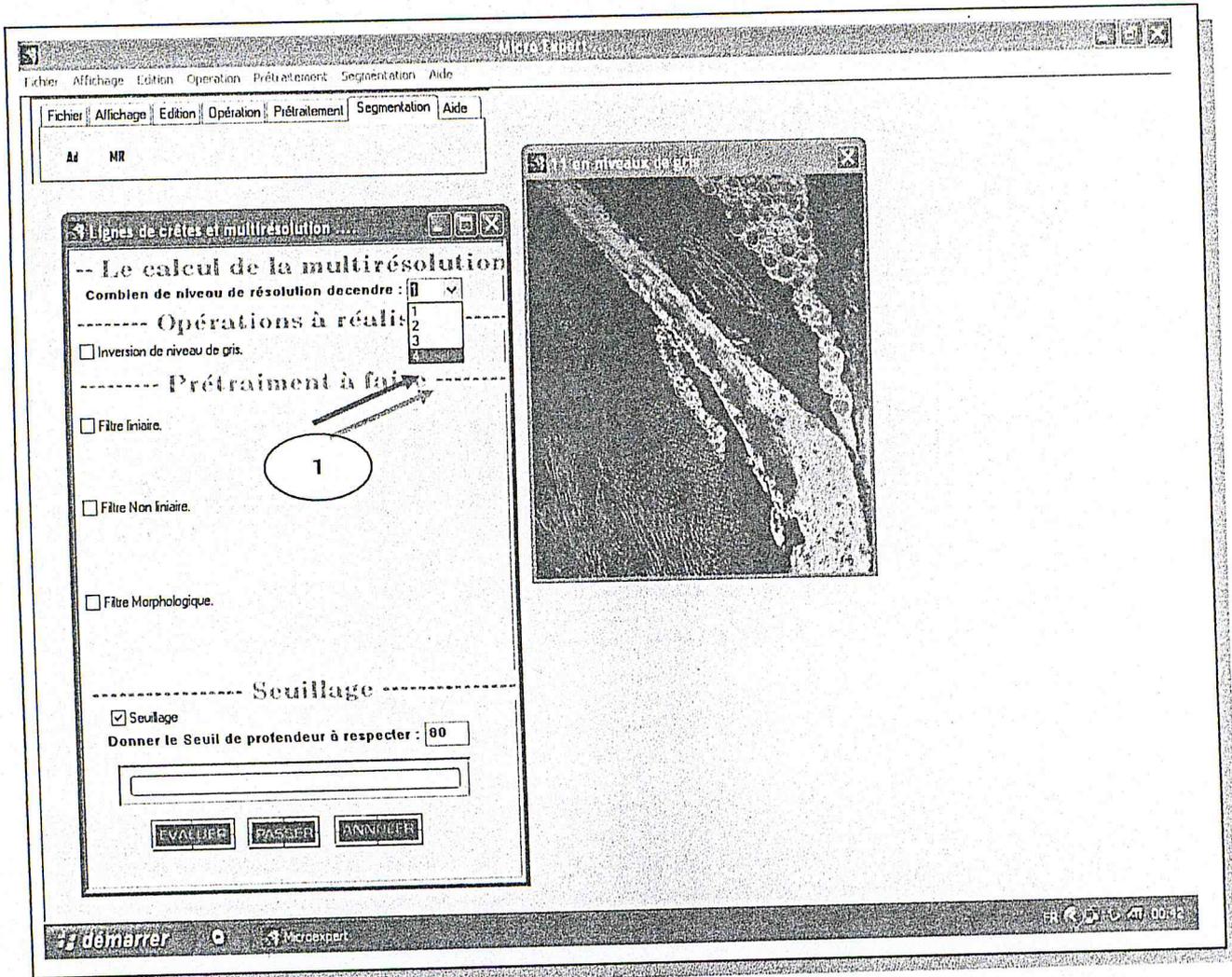


FIGURE 33 : DÉTECTION DES LIGNES DE CRÊTES PAR PROPAGATION DE VALLÉES EN MULTIRÉSOLUTION

CHAPITRE 6:

**RÉSULTATS
COMPARATIFS**

INTRODUCTION :

Pour présenter nos résultats expérimentaux, nous avons choisi trois images de test. Ces images comportent chacune, une ou plusieurs caractéristiques (bruit, nature, modalité...) qui les rendent difficiles à traiter en général, et les segmenter en particulier.

On se propose d'exposer les résultats obtenus avec les deux méthodes étudiées dans notre mémoire (la détection de lignes de crêtes par propagation de vallées et la détection de ligne de crêtes par propagation de vallées en utilisant la multirésolution), ainsi que les résultats obtenus avec deux méthodes choisies à partir de l'approche région et de l'approche contour pour ces mêmes images.

1. MÉTHODE ET CRITÈRES D'ÉVALUATION :

Afin de déterminer la qualité des résultats d'une segmentation, des critères sont nécessaires. Ceux-ci peuvent être objectifs, fondés sur des calculs statistiques, ou Subjectifs, laissés à l'appréciation de l'expertise humaine.

Nous avons choisi de comparer de manière quantitative les résultats obtenus, en dressant un tableau qui regroupe toutes les statistiques et tous les paramètres qu'on a pu tirer des résultats, ces paramètres peuvent jouer un rôle important dans l'appréciation de telle ou telle méthode.

Néanmoins, notre système visuel permet de faire ressortir des caractéristiques non quantifiables qui sont toutes aussi importantes pour juger les points forts et les points faibles d'une méthode donnée appliquée à une image particulière.

2. DESCRIPTION DES IMAGES TESTS :

Avant de commencer l'étape de test, on peut donner quelques commentaires qualitatifs que nous avons retenus au vu de l'observation des images, ainsi que les propriétés et les particularités de chaque image (source, taille ...)

1. Image A, a été obtenue à partir d'image par résonance magnétique IRM d'un cerveau humain, elle est de taille (512*512) pixel.
2. Image B, a été obtenue à partir d'image IRM d'un tissu d'un os humain, elle est de taille (361*214) pixel.
3. Image C, c'est image BMP d'empreinte digitale, elle est de taille (315*448) pixel.

3. RÉSULTATS ET COMPARAISON :

3.1. PARTIE 1 : (La détection de lignes de crêtes par propagation de vallées Vs la détection de ligne de crêtes par propagation de vallées par multirésolution)

Les algorithmes de ces deux méthodes sont donnés en détail dans les chapitres précédents. On va maintenant les appliquer sur les images de test, en suite établir un tableau comparatif qui sert à analyser les résultats de manière statistique.

- L'image A :

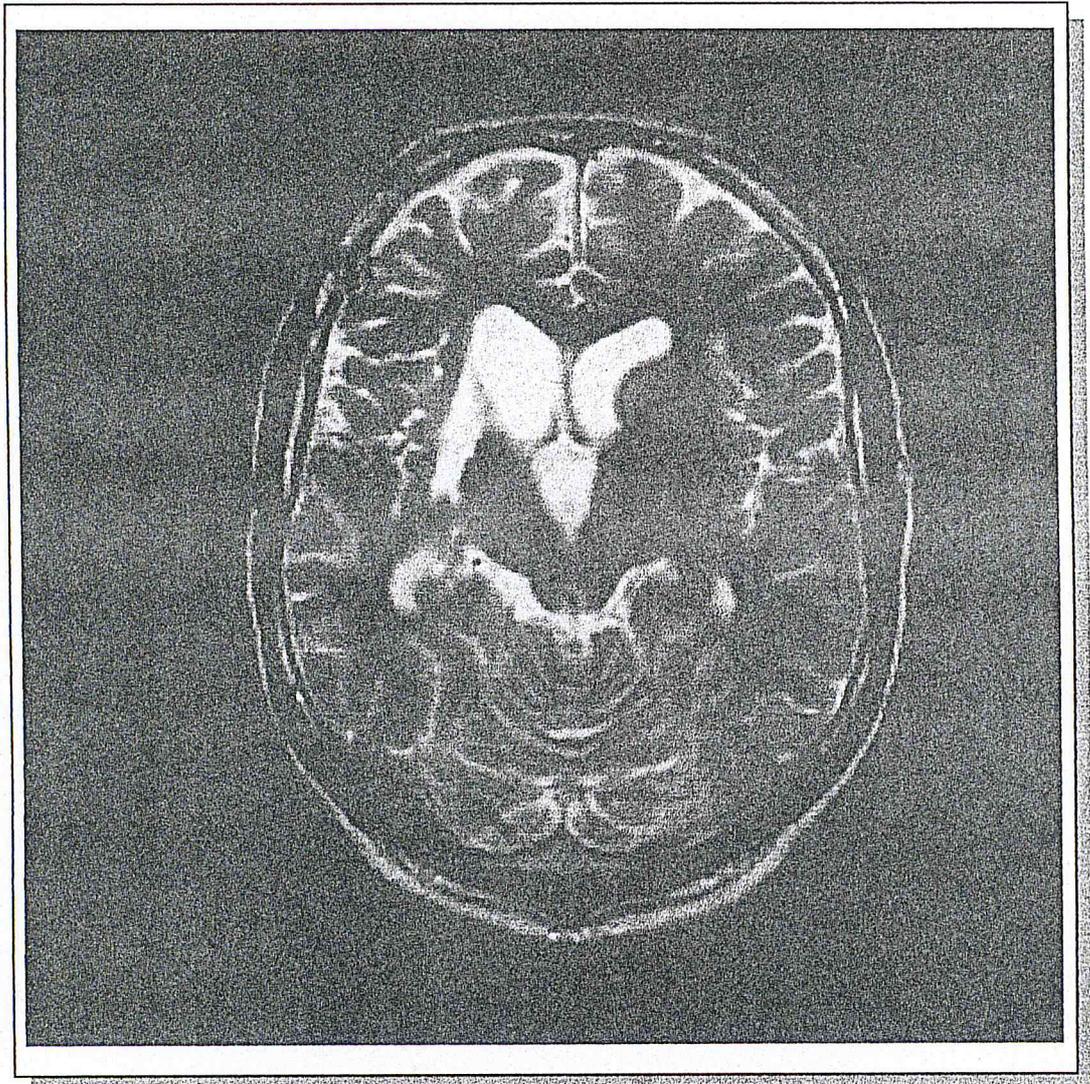
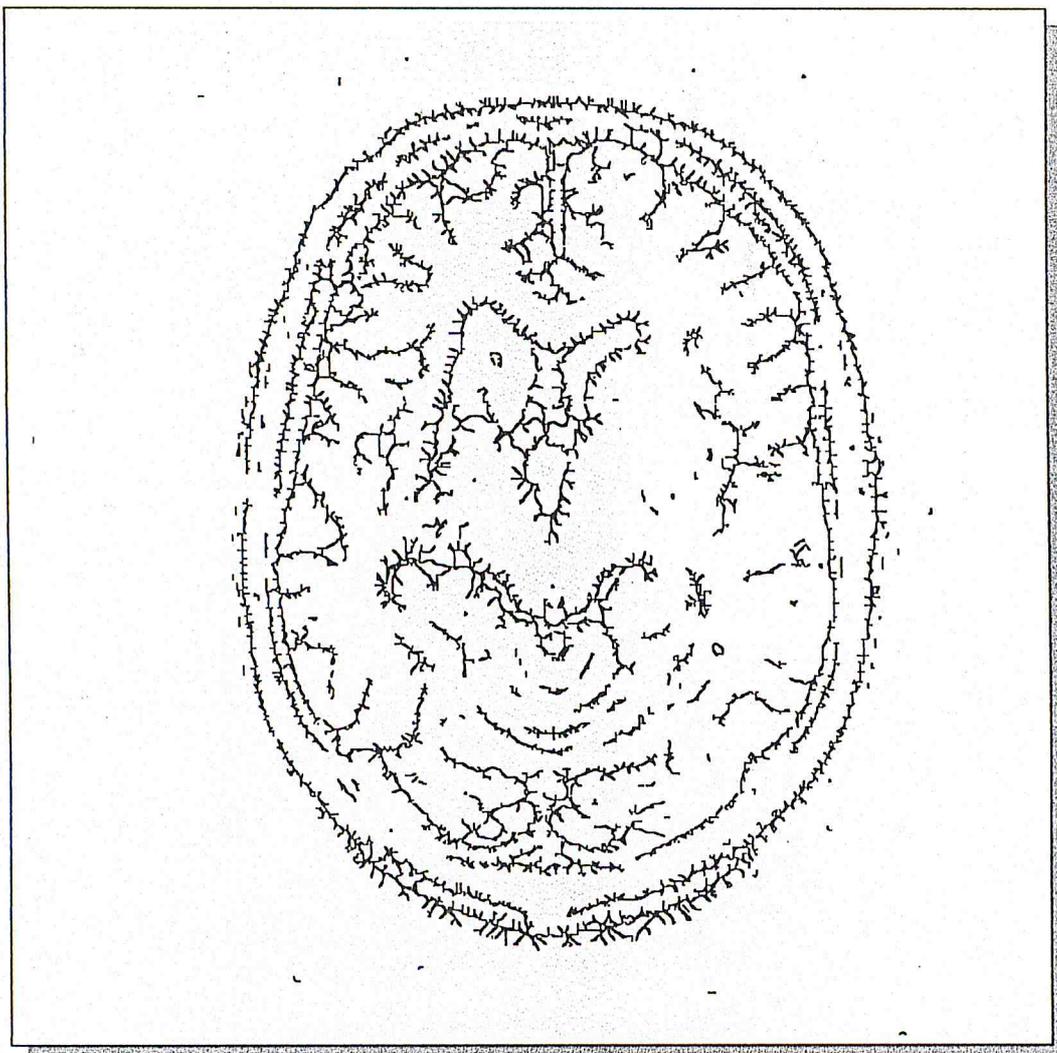


FIGURE 34 (A) : L'IMAGE A D'ORIGINE AVANT LA SEGMENTATION



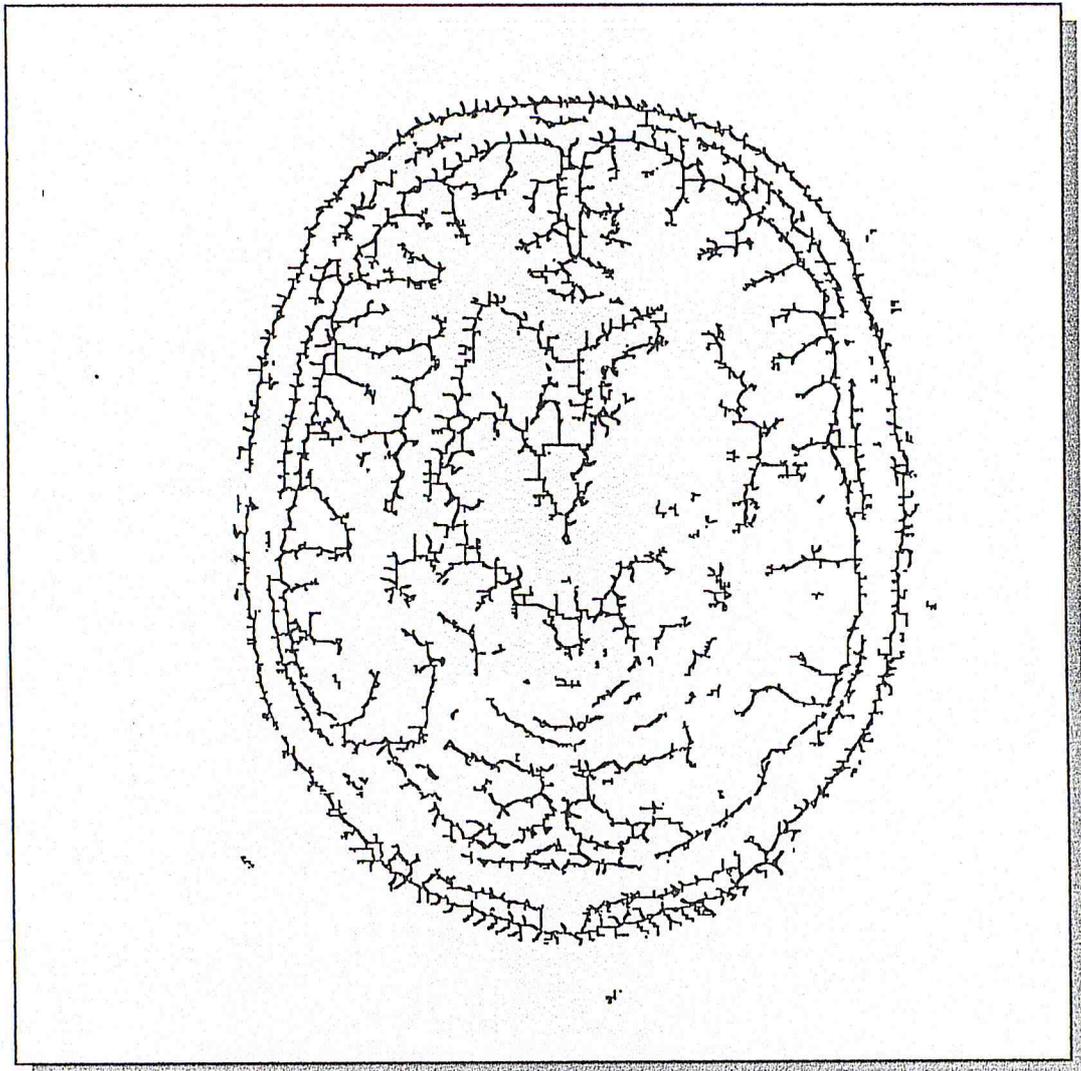
FIGURE 34 (B) : L'IMAGE A SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE



**FIGURE 34(C) : L'IMAGE A SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE
(IMAGE BINAIRE CODÉE EN NOIR ET BLANC)**



FIGURE 34(D) : L'IMAGE A SEGMENTÉE AVEC LA DEUXIÈME MÉTHODE



**FIGURE 34(E) : L'IMAGE A SEGMENTÉE AVEC LA DEUXIÈME MÉTHODE
(IMAGE BINAIRE CODÉE EN NOIR ET BLANC)**

Après l'exécution de la segmentation par détection de ligne de crêtes par propagation de vallées, et la segmentation par détection de ligne de crêtes par Multirésolution sur l'image A, on peut dresser le tableau suivant, contenant les différents paramètres générés par cette exécution, ces paramètres nous aident en quelque sorte à constater et discuter l'efficacité ou non des deux méthodes.

Image A	Premier algorithme	Deuxième algorithme
Temps d'exécution (sec)	1058.58	166.6
Temps de calcul des minima (sec)	0.70	0.20
Nbr de minima locaux	7022	19199
Temps de calcul de l'adhérence (sec)	2.4	0.01
Nbe de pixels crêtes	81589	25387
Valeur de seuillage	50	50
Temps de seuillage (sec)	1054.4	163.87
Nbs de pixels crêtes après seuillage	15669	6328
Nbr de niveaux de résolution	/	1
Temps de la multirésilution (sec)	/	1.57

TABLEAU DES PARAMÈTRES D'EXÉCUTION DE L'IMAGE A

- L'image B :

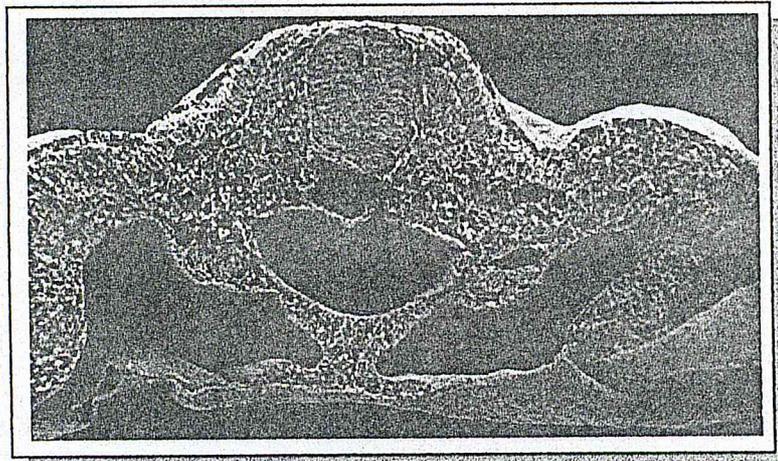


FIGURE 35(A) : L'IMAGE B D'ORIGINE AVANT LA SEGMENTATION

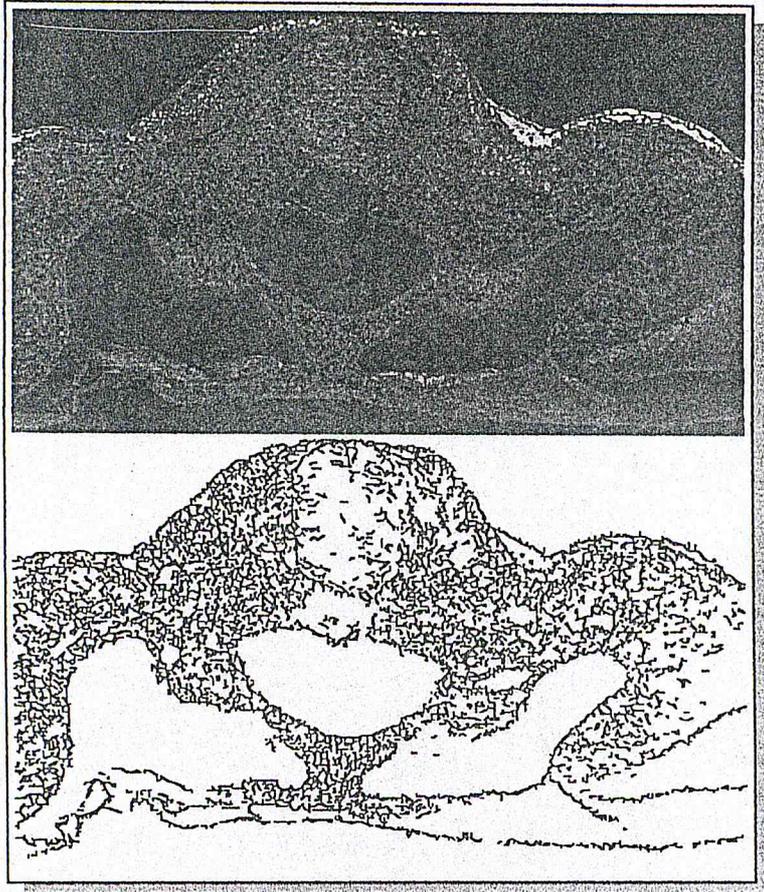


FIGURE 35(B): L'IMAGE B SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE

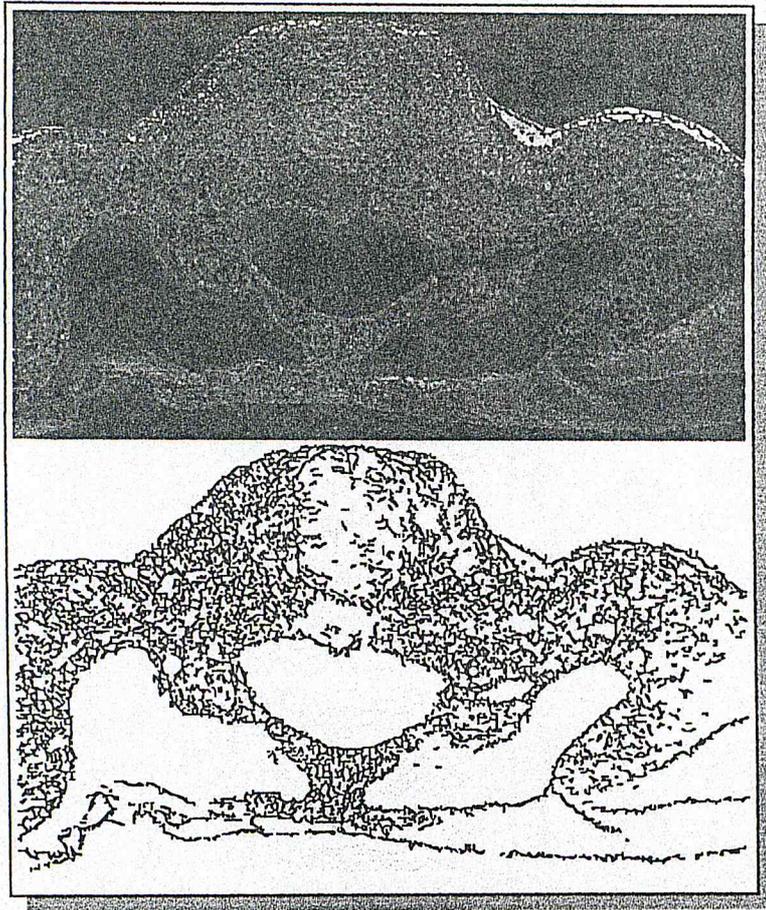


FIGURE 35(B): L'IMAGE B SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE

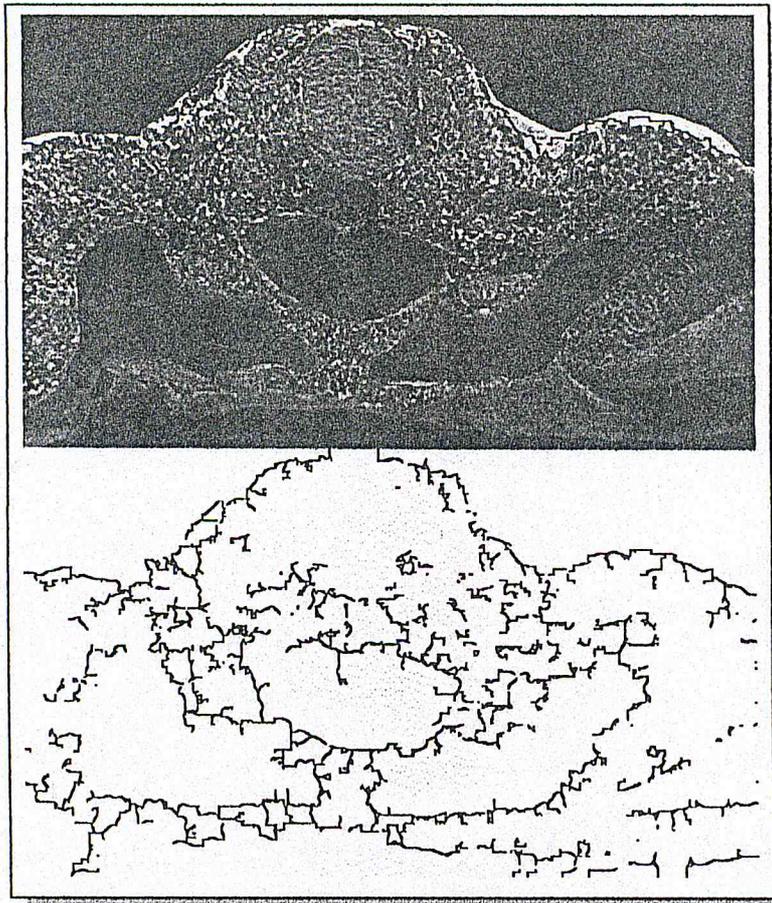


FIGURE 35(C) : L'IMAGE B SEGMENTÉE AVEC LA DEUXIÈME MÉTHODE

Image B	Premier algorithme	Deuxième algorithme
Temps d'exécution (sec)	98	5.66
Temps de calcul des minima (sec)	0.30	0.7
Nbr de minima locaux	4366	12809
Temps de calcul de l'adhérence (sec)	0.20	0.01
Nbe de pixels crêtes	32672	2259
Valeur de seuillage	80	80
Temps de seuillage (sec)	96.89	2.87
Nbs de pixels crêtes après seuillage	15020	1097
Nbr de niveaux de résolution	/	2
Temps de la multirésolution (sec)	/	2.62

TABLEAU DES PARAMÈTRES D'EXÉCUTION DE L'IMAGE B

- L'image C :

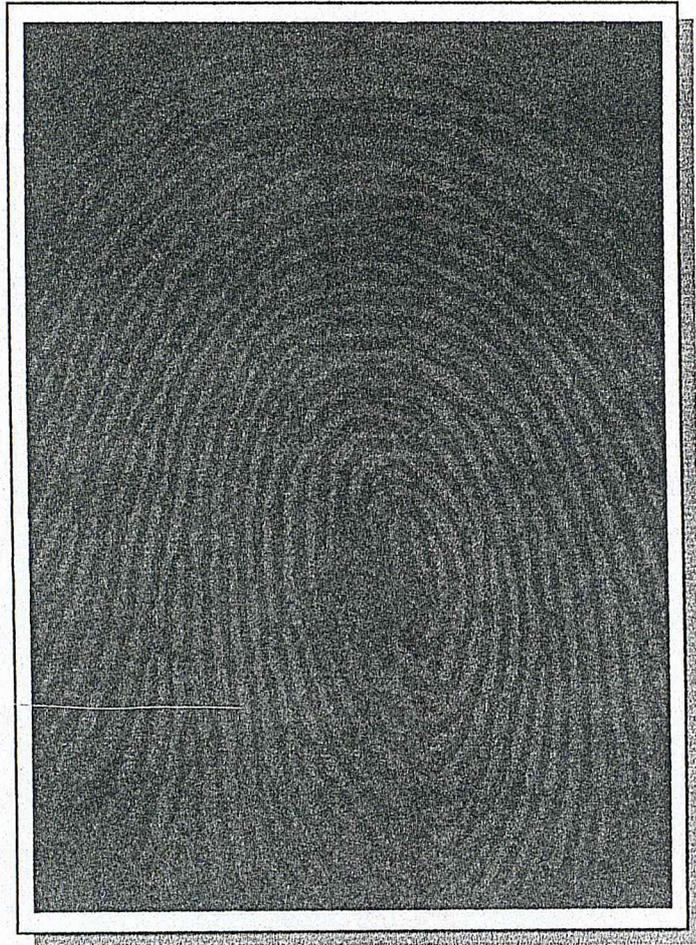


FIGURE 36(A): L'IMAGE C D'ORIGINE AVANT LA SEGMENTATION

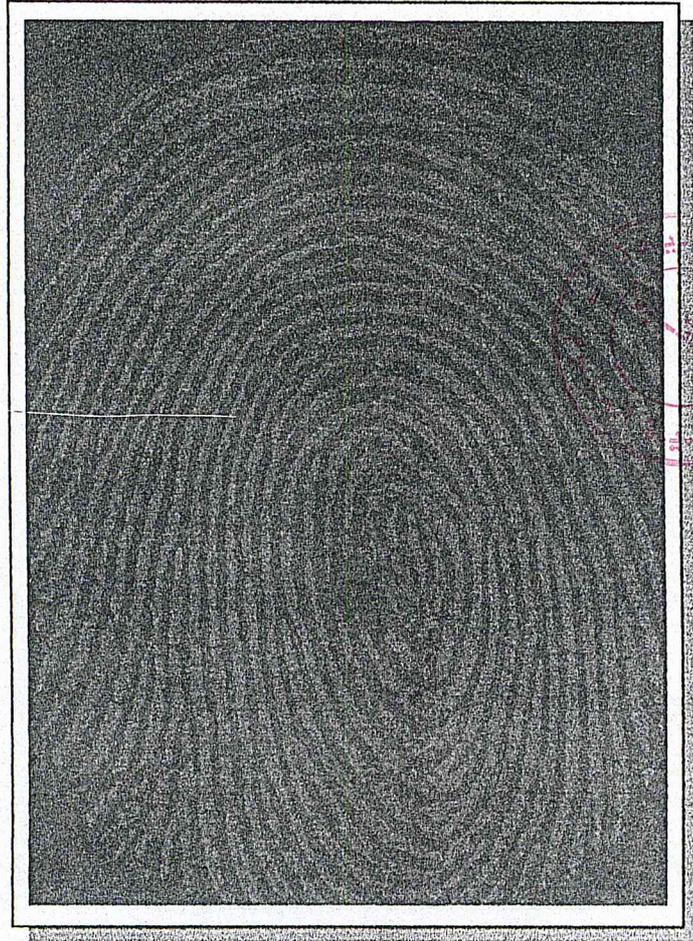
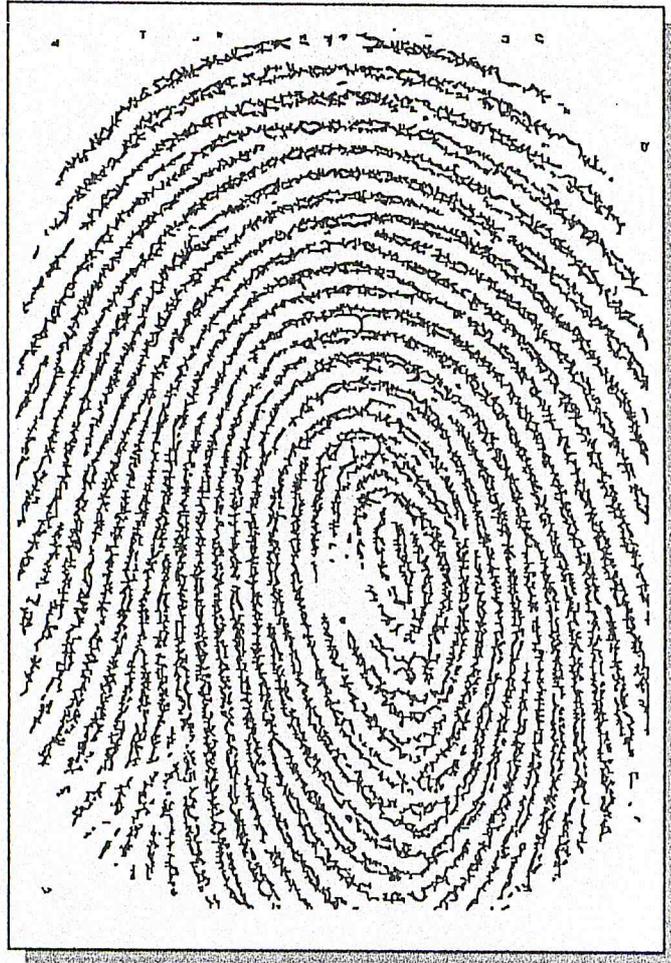


FIGURE 36(B): L'IMAGE C SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE



**FIGURE 36(C): L'IMAGE C SEGMENTÉE AVEC LA PREMIÈRE MÉTHODE
(IMAGE BINAIRE CODÉE EN NOIR ET BLANC)**

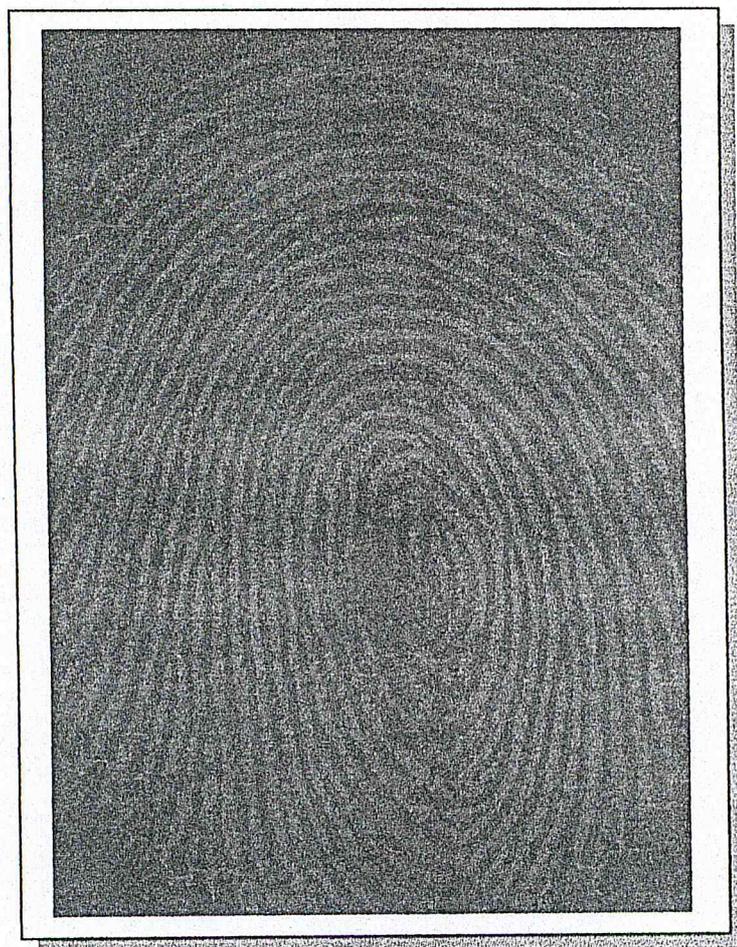


FIGURE 36(D): L'IMAGE C SEGMENTÉE AVEC LA DEUXIÈME MÉTHODE

Image C	Premier algorithme	Deuxième algorithme
Temps d'exécution (sec)	306.81	7.46
Temps de calcul des minima (sec)	0.39	0.2
Nbr de minima locaux	5940	2085
Temps de calcul de l'adhérence (sec)	0.41	0.02
Nbe de pixels crêtes	64154	1339
Valeur de seuillage	80	80
Temps de seuillage (sec)	304.88	4.51
Nbs de pixels crêtes après seuillage	31727	259
Nbr de niveaux de résolution	/	2
Temps de la multirésolution (sec)	/	2.89

TABLEAU DES PARAMÈTRES D'EXÉCUTION DE L'IMAGE C

✦ ANALYSE DES RÉSULTATS

Dans cette partie nous donnons toutes les constatations et les remarques générées par l'exécution de la méthode avec ces deux approches, en essayant de donner les causes possibles pour chaque constatation. Nous essayons aussi de mettre en relief les conséquences de l'association de la multirésolution au processus de détection de lignes de crêtes par propagation de vallées.

Globalement, on constate que la segmentation par détection de lignes de crêtes par propagation de vallées donne des résultats acceptables et convaincants.

Cependant on remarque qu'elle est très coûteuse en temps d'exécution lorsqu'il s'agit des images de grande taille.

Si l'on se réfère aux paramètres statistiques récupérés après l'exécution, on remarque principalement que l'étape de seuillage est la plus longue par rapport aux autres étapes du processus. Cette lourdeur est une conséquence directe du principe

de seuillage lui même, c'est-à-dire que la procédure de seuillage doit effectuer un balayage complet de l'image en comparant chaque pixel crête avec les minima des vallées d'où ils sont issus.

L'utilisation de la multirésolution dans le deuxième algorithme a fait diminuer de façon considérable le temps d'exécution en agissant principalement sur l'étape de seuillage, car avec l'emploi de la multirésolution on ne s'intéresse aux parties de l'image susceptibles de contenir des points crêtes.

Cette association de la multirésolution a un inconvénient majeur, c'est la profondeur (le nombre de niveaux de résolution) de la structure multirésolutionnelle, dans notre cas c'est l'arbre quaternaire. Si le nombre de niveaux de résolution est élevé, il est possible que quelques points crêtes aient disparu après seuillage en basse résolution donc ils ne seront pas pris en compte dans un niveau de résolution plus haut dans l'arbre quaternaire.

On remarque que les images *de troisième type* [29] (les images où le contour est non significatif et les régions correspondent à des contours) le résultat est meilleur, car dans cette méthode le niveaux de gris correspond à une altitude, les points de grande altitude représentent les points de ligne de crêtes ; c'est des lignes fines, comme il est le cas pour l'image C qui représente une empreinte digitale.

3.2. PARTIE 2 :

Dans cette partie du test et de comparaison nous allons utiliser deux méthodes de segmentation différentes de celles déjà étudiées, elles sont fondées sur deux approches distinctes (l'approche région et l'approche frontière) :

1. l'approche frontière [1]:

Cette approche se base sur la variation d'intensité des pixels, ces variations constituent les frontières des régions correspondantes à des bords ou des parties de l'objet de la scène.

Parmi les méthodes existantes on trouve les méthodes dérivatives, l'image dérivée met en évidence la variation de niveaux de gris, quand il y a une forte variation, en général c'est du à un changement de zone.

Pour notre étude nous avons choisi parmi les méthodes dérivatives la méthode du Gradient.

↓ PRINCIPE :

_ La détection d'une frontière se fait par la recherche des maximums du gradient.
Soit G la fonction de niveaux de gris de l'image à traiter ; le gradient est donné par :

$$\nabla G [x, y] = \left(\frac{\delta G(x, y)}{\delta X}, \frac{\delta G(x, y)}{\delta Y} \right)$$

En général on utilise la norme $|\nabla G [x, y]|$ au lieu d'utiliser ses coordonnées directement pour pouvoir la comparer à un seuil et déterminer où sont les contours.

Tandis que l'orientation est donnée par :

$$\phi(x, y) = \left[\frac{\delta G(x, y)}{\delta X} / \frac{\delta G(x, y)}{\delta Y} \right]$$

- _ Extraction des maximums locaux (détection des contours fins).
- _ Seuillage de l'image des maximums locaux.

En pratique, les masques numériques les plus connus balayant l'image sont ceux Prewitt, Sobel, Robert et Krish.

2. l'approche région [1]:

Elle fait référence à des regroupements de points ayant des propriétés communes. Les méthodes de segmentation par région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique vérifiant un certain nombre de propriétés :

- l'homogénéité intérieure
- l'hétérogénéité avec les zones voisines

Pour notre exemple nous avons la technique de seuillage, le seuillage étant la plus simple technique de classification.

Les techniques de classification sont celles qui ont pour but d'organiser un ensemble de données en classes.

Dans la méthode qu'on va utiliser (seuillage par binarisation) les pixels de l'image sont partagés par un seuil S en deux classes fond et objet.

Le problème de la binarisation est le choix du seuil S , sachant qu'à partir d'une image en niveaux de gris nous pouvons obtenir plusieurs images binaires ; il est alors difficile de dire qu'elle est la plus correcte, c'est pour cela, que nous avons opté pour un seuillage non supervisé.

✦ PRINCIPE :

Nous présentons dans cette partie le principe ou l'algorithme de binarisation non supervisée qui considère initialement la moyenne des valeurs de gris de l'image comme un seuil. Le seuil final est déterminé par une procédure itérative. Les différentes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

Soit I la fonction de niveaux de gris de l'image ;

_1. Créer l'histogramme $H(i)$, où $H(i)$ correspond au nombre de pixels ayant le niveaux de gris (i) .

_2. Calculer la moyenne des valeurs de gris de l'image et la considérer comme un seuil initial, tel que :

$$S = \frac{1}{L.M} \sum_{I=0}^{L-1} \sum_{J=0}^{M-1} I(i, j)$$

M étant la hauteur de l'image et L la largeur.

3. Calculer $T{\text{objet}} = t1 / 2.t2$

$$t1 = \sum_{I=0}^S i * H(I)$$

$$t2 = \sum_{I=0}^S H(I)$$

4. Calculer $T{\text{fond}} = t'1 / 2.t'2$

$$t'1 = \sum_{I=S+1}^{225} i * H(I)$$

$$t'2 = \sum_{I=S+1}^{225} H(I)$$

5 . Si le seuil S est à $(T{\text{objet}} + T_{\text{fond}})$ alors S est le seuil recherché. Dans le cas contraire, affecter au seuil la valeur $(T_{\text{objet}} + T_{\text{fond}})$ et recommencer l'itération à partir de la troisième étape.

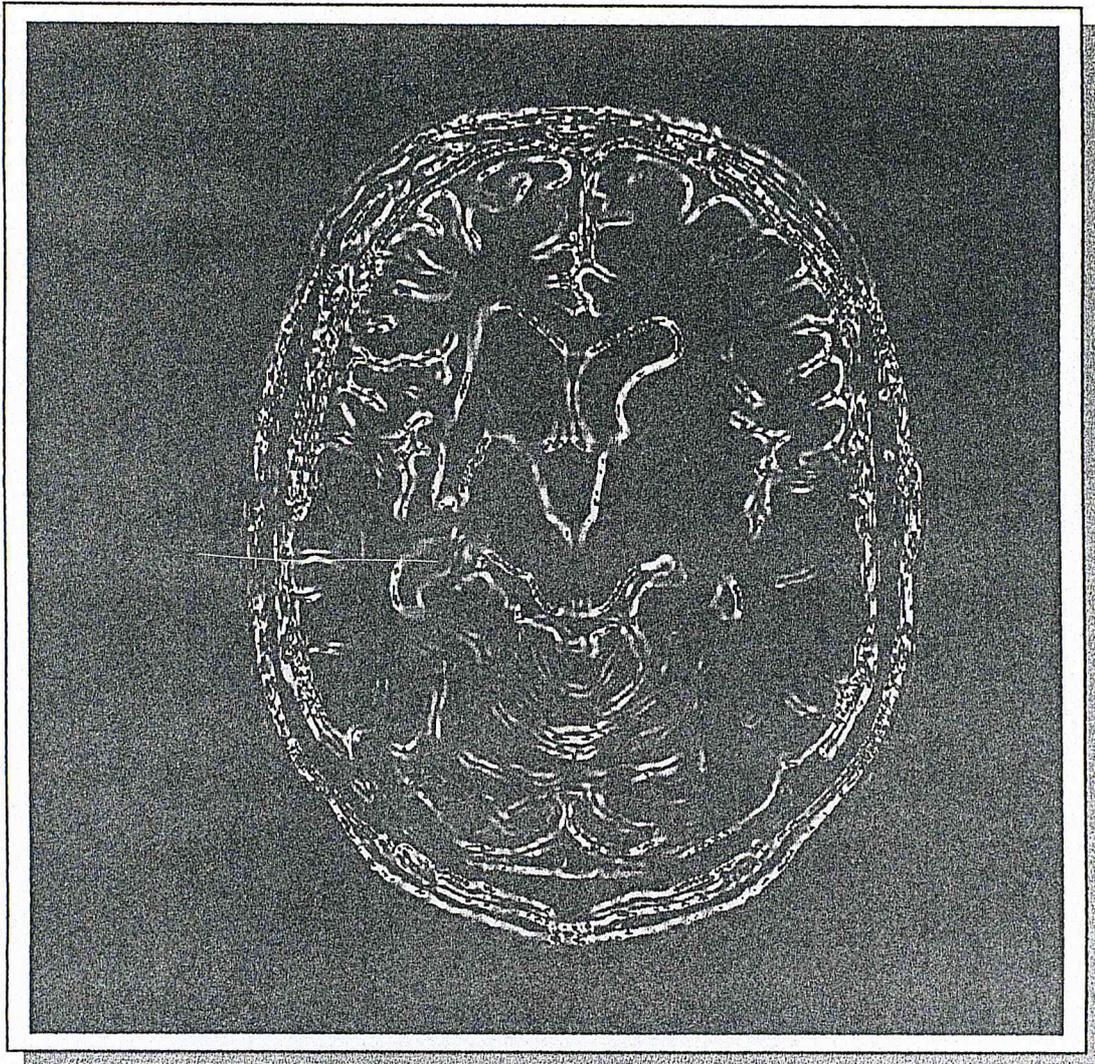


FIGURE 34(F) : LA MÉTHODE DE GRADIENT APPLIQUÉE SUR L'IMAGE A

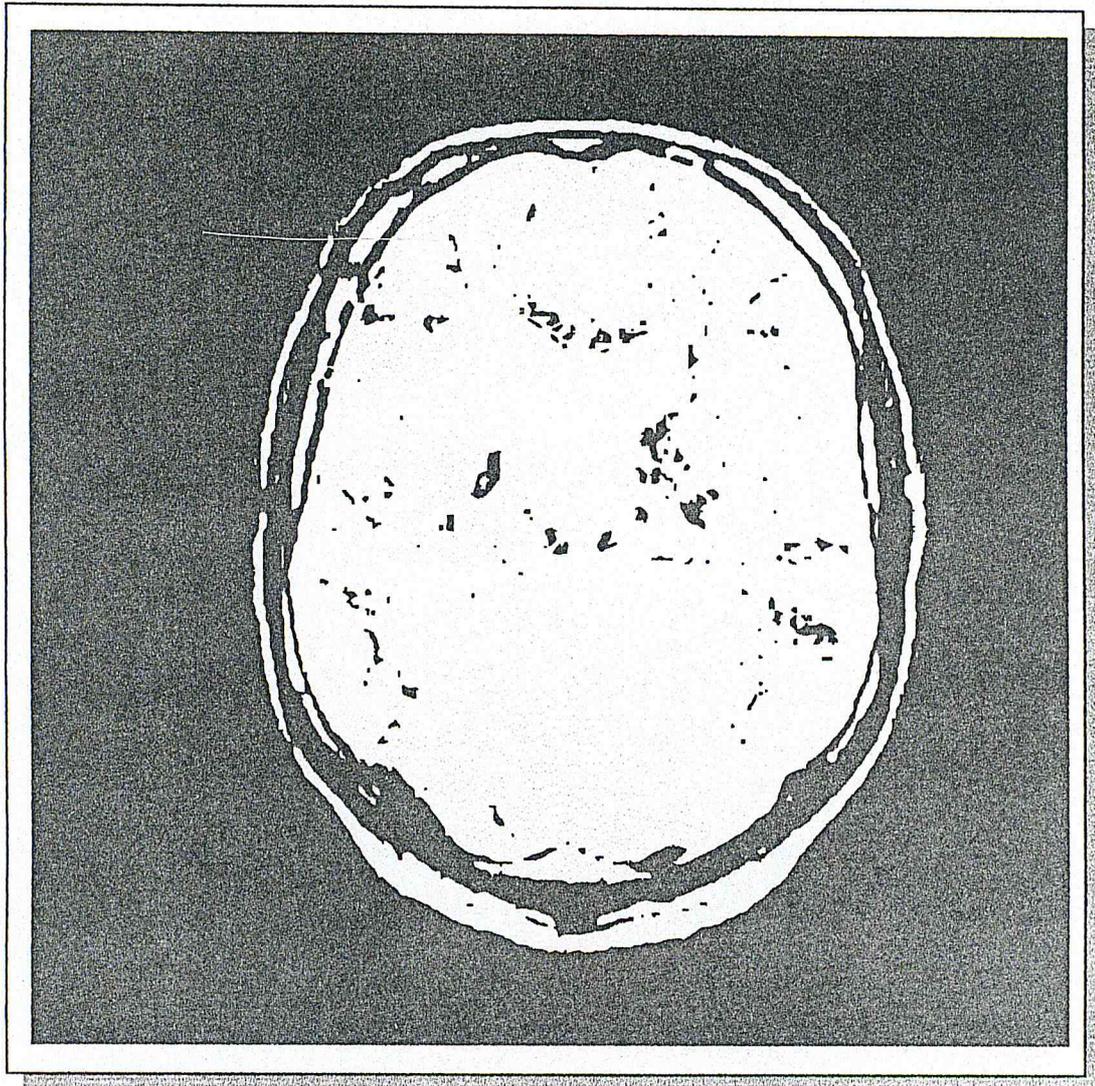


FIGURE 34(G): LA MÉTHODE DU SEUILLAGE APPLIQUÉE SUR L'IMAGE A

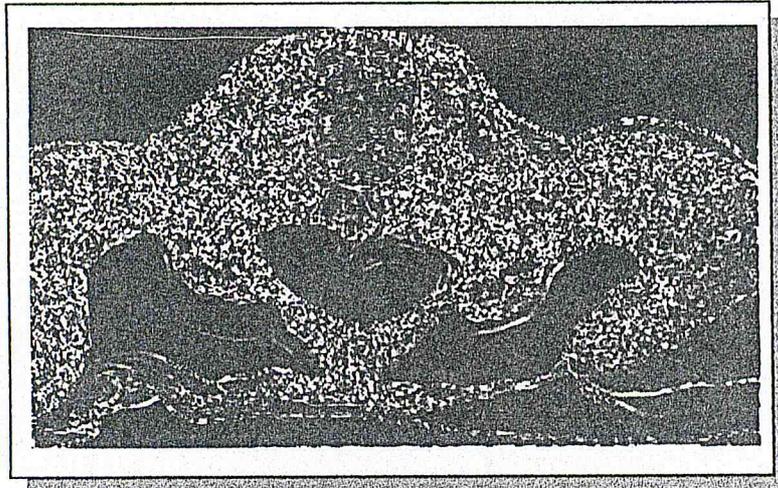


FIGURE 35(D): LA MÉTHODE DU GRADIENT APPLIQUÉE SUR L'IMAGE B

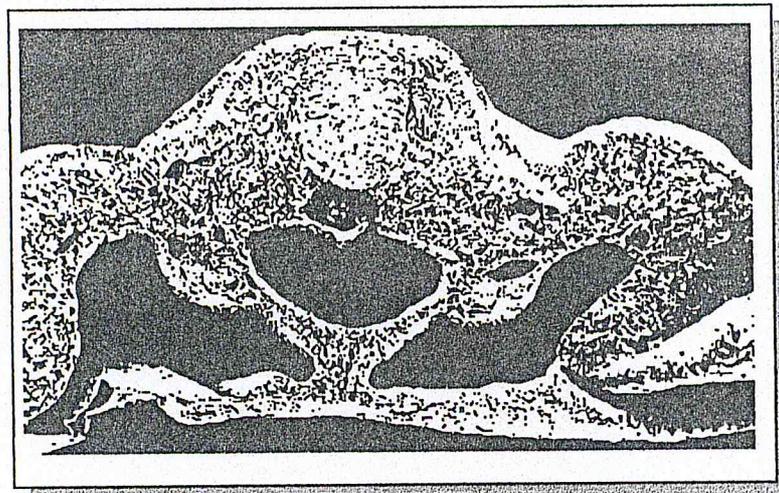


FIGURE 35(E): LA MÉTHODE DU SEUILLAGE APPLIQUÉE SUR L'IMAGE B

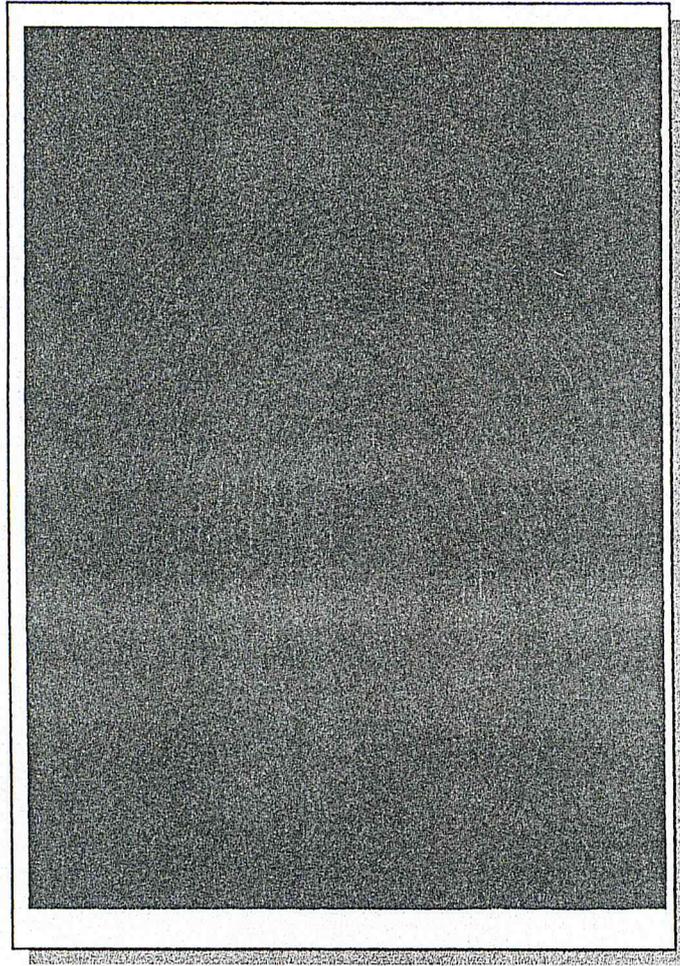


FIGURE 36(E): LA MÉTHODE DU GRADIENT APPLIQUÉE SUR L'IMAGE C

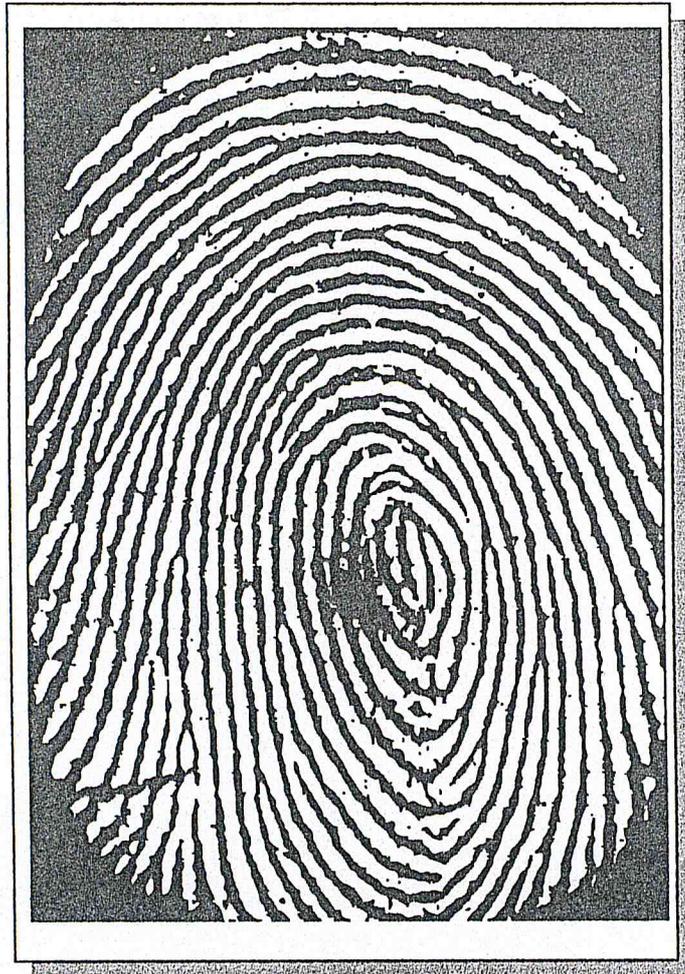


FIGURE 36(F): LA MÉTHODE DU SEUILLAGE APPLIQUÉE SUR L'IMAGE C

✦ ANALYSE DES RÉSULTATS

Dans notre étude comparative, nous avons utilisé une méthode de l'approche frontière (Le gradient) et une méthode de l'approche région (seuillage non supervise).

On remarque que toutes les méthodes donnent des résultats similaires dans le cas de l'image A et l'image B. il est très difficile d'avoir de bons résultats avec le gradient

dans des images de lignes fine, la grande transition d'intensité de valeur de gris signifiant la présence d'une frontière est très difficile à localiser.

Les lignes fines posent aussi un problème pour le seuillage non supervisé, un point appartenant à une ligne peut disparaître en fonction du seuil, le processus est devant une confusion si le point appartient au fond ou à l'objet lui même.

Le système de la vision humaine a une grande facilité à percevoir une image, il peut isoler toutes les entités formant l'image et extraire dans un court délai les informations et les données incluses dans cette dernière.

Ce mécanisme s'exécute instantanément et ne demande pas beaucoup de temps.

Le domaine de l'intelligence artificielle a essayé de reprendre ce système et l'automatiser en créant le domaine du traitement d'image.

Dans ce travail nous nous sommes intéressés principalement à une seule étape du processus de traitement d'image, c'est l'étape de la segmentation. Nous avons développés un outil de segmentation d'image médicale par la méthode de détection de lignes de crêtes par propagation de vallées utilisant la multirésolution.

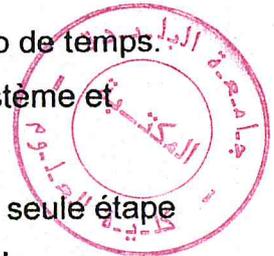
Pour ce faire nous avons partagé notre travail en deux étapes, la première consistait à réaliser la méthode de détection de lignes de crête par propagation de vallées sans la multirésolution (chapitre 2).

Dans un deuxième temps nous avons associé la multirésolution au processus de propagation de vallées (chapitre 4). Avant de réaliser cette association nous avons développé le fonctionnement de la multirésolution et les structures utilisées qu'est dans notre cas c'est l'arbre quaternaire (chapitre 3).

En fin de parcours, nous avons essayé d'établir une comparaison entre les deux étapes de notre méthode, et ensuite avec deux autres méthodes de segmentation (Chapitre 6), la première faisant partie de l'approche région (seuillage non supervisé) et la deuxième de l'approche frontière (le gradient).

Nous avons constaté dans la première étape de la méthode étudiée de bons résultats, mais elle reste très lourde et très coûteuse en temps d'exécution, l'association de la multirésolution a fait réduire fortement le temps d'exécution tout en affinant le résultat, qui reste conditionné par le choix du seuil et le nombre de niveaux de résolution dans l'arbre quaternaire.

En comparant la méthode étudiée avec les deux autres approches (région, contours), nous avons constaté principalement que les deux dernières méthodes de segmentation donnent des résultats assez similaires dans le cas où l'image à traiter



ne contient pas principalement des lignes c'est-à-dire que l'image est de troisième type.

Cependant ce travail reste encore évolutif et des améliorations seront possibles en abordant les points suivants :

- Pour la multirésolution, d'autres structures multirésolutionnelles pouvant être utilisées à la place des quaternaires, les pyramides irrégulières peuvent être utilisées.
- Pour le passage d'un niveau de résolution à un autre dans l'arbre quaternaire, la possibilité de trouver une autre fonction que celle du maximum.
- La possibilité de retarder l'étape de seuillage dans la basse résolution pour essayer de donner plus de chance aux parties contenant des points crêtes.
- Faire des essais sur des images d'autres domaines que celle de l'imagerie médicale. Pour arriver peut être à un autre domaine d'application.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Nacera AITKACI, Farida ZMIRI
« Etude et réalisation d'un outil de traitement d'images médicales » mémoire de fin d'étude de l'institut national de formation en informatique INI, 2003/2004.
- [2] Philippe ANDREY
« Introduction à l'imagerie médicale : principe physique et application » de UPMC ; INRIA, Mars 2004.
- [3] A. AORT
« Reconnaissance automatique des formes géométriques et géologiques à partir de modèles numérique de terrain, (M.N.T) pour l'extraction des données stéréoscopiques de SPOT.PHD » Université Pierre et Marie CURIE PARIS 6, 1985 page 516.
- [4] JP.ARMSPACH, F. HEITZ
« Introduction aux techniques d'imagerie médicale », institut de physique biologique, CHU de Strasbourg 2000.
- [5] Nadia BENHMED
« Optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance des chiffres manuscrits isolés » mémoire présenté à l'école de technologie supérieur, université du Québec, maîtrise en génie de la production automatisée, 1 Mars 2003.

- [6] Pascale BERTOLINO
« Contribution des pyramides irréguliers en segmentation d'images multi résolution » thèse pour l'obtention du grade du docteur, 30 Novembre 1995.

- [7] N. BOUGHERARA, H. DJAOUI
« Recalage rigide monomodale d'images médicale » mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur, 5 Octobre 2004.

- [8] Ahcene BOUKORÇA, Mohamed Amine BENARKOU
« Identification hybride des empreintes digitale » mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur, EMP Juin 2005.

- [9] E. BRASSART, L. DELABOCHE
« Introduction automatique d'images, analyse fréquentiel et filtrage » support de cour SPAM 2003.

- [10] Anne-sophie CAPELLE
« Segmentation d'images médicales IRM multi-echos tridimensionnelle pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence », Thèse pour l'obtention de grade de docteur de l'université de Poitiers, avril 2002.

- [11] M. CATTOEN
« Traitement numérique des images » application pratique, institut national polytechnique de TOULOUSE, édition 2001.

- [12] Guillaume CHATELET
« Etude et réalisation d'une méthode de segmentation adaptés aux échographie », rapport de stage DEA, CHU cote Nacre, septembre 2003.

- [13] Antoine COUTANT
«Les méthodes des contours actifs en traitement d'image », mémoire pour l'examen probatoire en calcule scientifique, février 2005.

- [14] J.P COQUIREZ, S. PHILIPPE
« Analyse d'image : Filtrage et segmentation » Edition MASSON 1995.

- [15] Isabelle COROUGE
« Modélisation statistique de forme en imagerie cérébrale » thèse devant l'université de Rennes 1 pour l'obtention du grade de docteur option informatique, 9 Avril 2003.

- [16] Jacky DESACHY
« Analyse d'images », note de cours, version 1.3, université des Antilles et de la Guyane Pointe à Pitre, janvier 2001.

- [17] A. DJOUDI, M. MOKHDANI
«Apport de segmentation à l'imagerie médicale, application à la scintigraphie » mémoire de fin d'étude, université BAB EZZOUAR, 2003.

- [18] RM. HARALICK
« Ridges and valleys on digital images » de Computer graphics au image processing, 1983, N°22, page 28-38.

- [19] O. KLEYNEN, M.F DESTAIN, V. LEE
« Des image pour communiquer » faculté universitaire des sciences agronomique de Gembloux, 2004.

- [20] Olivier LOUBON
« Imagerie médicale » Edition SIMON, 1999.

- [21] Timo MÄKELÄ
« Mise en correspondance en imagerie cardiaque multimodale, vers un modèle anatomo-fonctionnel individualisé du cœur » thèse pour une doctorat à l'université national des sciences appliquées de LYON, 5 Juillet 2005.

- [22] S. MARTIN
« Didacticiel de l'imagerie numérique » de bibliothèque de l'université CORNELL, département de recherche version 2002-2003.

- [23] Catton MICHEL, Philipe MARTHON
« Analyse d'image, application à la surveillance des passes à poissons » laboratoires d'électronique de l'ENSEEIH, Mars 1999.

- [24] Christian MICHEL
« Imagerie médicale SNAP 2103 » université catholique de LOUVIN, 2001.

- [25] E. SALAIR
« The ridge-seeking method for obtaining the skleton of digital images », IEEE
trams on systems an cybernetic 1984 vol 14 N° 524-528.

- [26] Nezha SELMAOUI, Claire LESCHI et Hubert EMPTOS.
« Crest lines detection in grey level images: studies of different approaches and
proposition of new one », 1996.

- [27] Nezha SELMAOUI
« Les lignes de crêtes dans les images a niveau de gris, contribution de la
prétopologie et de la classification automatique a leur détection » thèse pour
l'obtention du grade de docteur, 1992.

- [28] Boudier THOMAS
« Cours d'imagerie » université de parie 6, département de recherche, 2003.

- [29] Hlavàc VĀCLAV, Radim SAVA
«Computer analysis of image and patterns » Prague, Czech Republic, September
1995.

- [30] D. Ziou
« Line detection using au optimal IIIR filter, Pattern Rionecogin, 1991, vol 24, N°
6, page 465-478 ».

ANNEXE

INTRODUCTION :

Le traitement d'image est considéré comme un sous domaine et une branche du traitement du signal, il représente une intersection et un point de rencontre de trois sciences, les mathématiques, la physique et l'informatique [10].

Près de 90 % de l'information captée par l'homme est visuelle, la production d'images, de même que leurs traitements à donc une importance considérable. Pour produire des images, il existe plusieurs appareils (microscope, télescope, radiographie ...) et de nombreux domaines d'application utilisent l'image comme source d'information et/ou de visualisation [16].

Pour résumer, on peut dire que le traitement d'images est un ensemble d'opérations que l'on fait subir à des images, ces images correspondent à des représentations visuelles de différentes scènes réelles, elles sont numérisées à l'acquisition afin de pouvoir aboutir à produire des outils spécifiques pour l'exploitation informatique et pour résoudre aussi le grand problème posé par les utilisateurs d'image comme un sujet de recherche « *Comment extraire de l'information utile à partir d'une représentation graphique* ».

1. DÉFINITIONS PRÉLIMINAIRES :

1.1. L'IMAGE ANALOGIQUE [4] :

L'image analogique est une image continue (un signal continu dans le temps), ne peut pas être traitée par un ordinateur. Elle ne trouve pas de place dans le domaine du traitement d'images.

1.2. L'IMAGE NUMÉRIQUE [22] :

Les images numériques sont des clichés électroniques d'une scène, numérisés à partir de documents tels que les photographies, manuscrits, textes imprimés et oeuvres d'art etc.... . L'image numérique est échantillonnée et structurée comme une grille de points ou éléments d'images (*Picture element ou pixel*).

A chaque pixel correspond une valeur relative au type de l'image (*noir ou blanc, niveaux de gris ou couleur*), exprimée en code binaire (*zéros et uns*). Les chiffres binaires ("*bits*") de chaque pixel sont stockés dans une séquence par l'ordinateur, et souvent réduits à une représentation mathématique (*compressés*) pour prendre moins d'espace. Les bits sont alors réinterprétés et lus par l'ordinateur afin de délivrer une version analogique en vue d'être affichée ou imprimée.

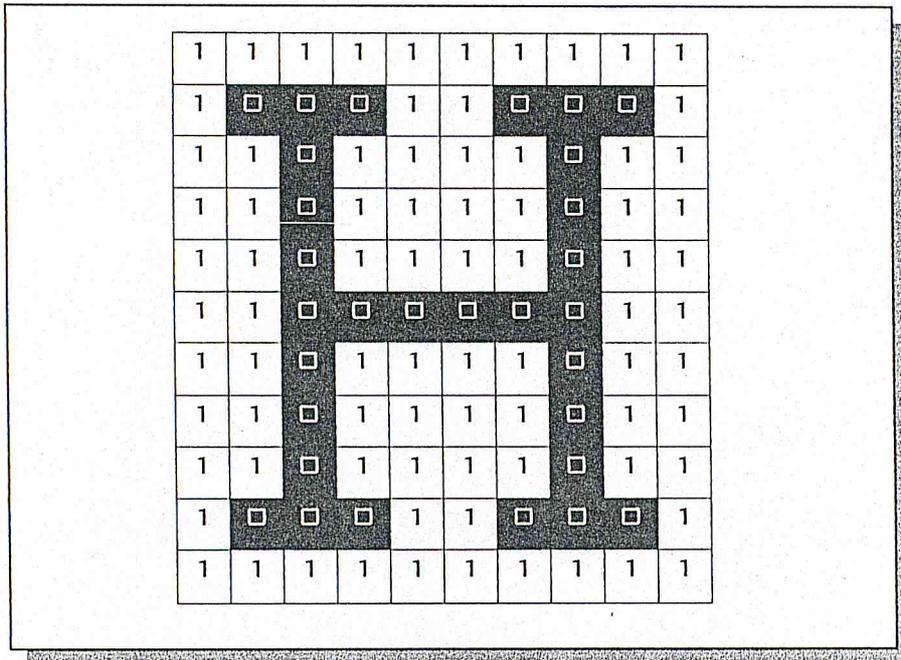


FIGURE 1 : UNE IMAGE NUMÉRIQUE À DEUX VALEURS

VALEURS DES PIXELS : Comme indiqué dans l'image bitonale (*deux valeurs possible*), chaque pixel se voit assigné une valeur tonale, dans ce cas 0 pour le noir et 1 pour le blanc.

On peut donc classer l'image numérique en trois grandes catégories :

- **L'IMAGE BINAIRE**

Un pixel de l'image binaire peut prendre uniquement les valeurs 0 et 1 représentant le noir et le blanc. C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand celui-ci est composé d'une seule couleur.

- **L'IMAGE EN NIVEAUX DE GRIS**

Les images en niveaux de gris renferment généralement 256 teintes de gris, simplement chacune de ces 256 nuances est définie dans la gamme des gris.

- **L'IMAGE COULEURS**

Il existe plusieurs modes de représentation de la couleur : le plus utilisé est le mode couleur Rouge, Vert et Bleu (R, V, B).

Cet espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est à dire que le mélange des trois composantes (R, V, B) donne la couleur du pixel. Il existe différents types d'images couleurs en fonction du nombre de bits utilisés pour le stockage de l'information couleur.

1.3. LA RÉOLUTION [22] :

La résolution est la capacité à distinguer les détails fins dans l'espace. La fréquence spatiale à laquelle une image numérique est échantillonnée (*fréquence d'échantillonnage*) est généralement un bon indicateur de la résolution. C'est pourquoi les termes points par pouce ou pixels par pouces (*ppp et ppi en anglais*) sont les expressions courantes et synonymes indiquant la résolution des images numériques. En général, l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage augmente la résolution, mais seulement jusqu'à un certain point.

1.4. DIMENSION EN PIXELS [22] :

Ce sont les mesures horizontales et verticales d'une image exprimées en pixels. Les dimensions en pixels peuvent être déterminées en multipliant la largeur et la longueur de l'image par le dpi (*ou ppp*). Par exemple un appareil photo numérique possède également des dimensions en pixels, exprimés par le nombre de pixels horizontaux et verticaux définissant sa résolution (*par exemple 2048 par 3072*). Pour calculer la résolution en dpi, on divise une des dimensions en pixels du document par la dimension en pouces correspondante.

1.5. LA PROFONDEUR DE BIT [22] :

La profondeur de Bit (*ou profondeur de couleur*) est définie par le nombre de bits utilisés pour représenter chaque pixel. Plus la profondeur de bit est élevée, plus grand sera le nombre de teintes (*niveaux de gris ou couleur*) représenté. Les images numériques peuvent être produites en noir et blanc (*deux couleurs*), en niveaux de gris ou en couleur.

- **UNE IMAGE BITONALE** (*deux couleurs*) est représentée par des pixels de 1 bit chacun, pouvant représenter deux teintes (*d'habitude le noir et le blanc*), en utilisant la valeur 0 pour le noir et 1 pour le blanc.
- **UNE IMAGE EN NIVEAUX DE GRIS** est composée de pixels possédant plusieurs bits d'informations, allant en général de 2 à 8 bits, ou davantage, donc arriver à produire de 4 à 256 teintes de gris.
- **UNE IMAGE COULEUR** est typiquement représentée par une profondeur de bit variant de 8 à 24 bits ou plus.

1.6. LA PLAGE DYNAMIQUE [22] :

La plage dynamique est la gamme de différence tonale entre le blanc le plus clair et le noir le plus foncé d'une image. Plus large est la plage dynamique, plus grand est le nombre de valeurs pouvant être potentiellement représentées, bien que la plage dynamique ne corresponde pas automatiquement au nombre de teintes reproduites. Par exemple, le microfilm à haut contraste offre une plage dynamique étendue, mais rend peu de teintes. La plage dynamique décrit également la capacité d'un système à reproduire les informations tonales.

1.7. LA TAILLE DU FICHIER D'UNE IMAGE [22] :

La taille est calculée en multipliant la surface d'un document (*hauteur x largeur*) à numériser par la profondeur de bit et le dpi au carré. Parce que la taille d'un fichier image est exprimée en bytes, qui sont composés de 8 bits, divisez ce chiffre par 8.

FORMULE 1 :

$$\text{TAILLE} = (\text{HAUTEUR} * \text{LARGEUR} * \text{PROFONDEUR DE BIT})/8$$

Si les dimensions en pixel sont données, multipliez-les entre elles et par la profondeur de bit pour définir le nombre de bits d'une image.

FORMULE 2 :

$$\text{TAILLE} = (\text{DIMENSION EN PIXEL} * \text{PROFONDEUR DE BITS})/8$$

1.8. LA COMPRESSION [22] :

La compression est utilisée afin de réduire la taille de l'image pour le stockage, le traitement et le transfert. La compression des données a pris aujourd'hui une importance considérable dans des domaines variés (*télévision, musique, télédétection, imagerie médicale etc...*)

En conséquent elle est devenue un vaste sujet qui a fait l'objet de nombreuses recherches et de grande publication scientifique à son sujet, en raison des grands enjeux économiques consternés en parallèles.

L'évaluation de la performance de la compression est difficilement comparable, dans la mesure où les diverses méthodes existantes ne sont pas fondées sur les mêmes principes, donc il semble utile de préciser les moyens de mesures de la performance de tel méthode vis à vis des autres méthodes.

Le degré de réduction des données obtenu par une méthode de compression peut être évalué au moyen du *quotient de compression* défini par la formule :

$$Q_{COMP} = \frac{\text{TAILLE INITIALE}}{\text{TAILLE APRÈS COMPRESSION}}$$

Le *taux de compression*, généralement exprimé en pourcentage, est l'inverse du quotient de compression.

$$T_{COMP} = \frac{1}{Q_{COMP}}$$

Le *gain de compression* est également exprimé en pourcentage ; c'est le complément à 1 du taux de compression.

$$G_{COMP} = 1 - T_{COMP}$$

Un fichier original de 2 000 caractères compressé en 800 caractères présente un quotient de compression de 2,5, un taux de compression de 40 %, et un gain de compression de 60 %.

1.9. LES FORMATS D'IMAGES[28] :

Les formats d'image consistent à la fois des bits comprenant les informations de l'image et d'en-tête concernant la lecture et l'interprétation du fichier. Les formats de fichiers varient en termes de résolution, profondeur de bit, capacités de couleurs et support pour la compression. Il existe deux grandes familles d'images numériques:

• LES IMAGES BITMAPS

Des images où chaque point de l'image est défini par une couleur ou une nuance de gris. Ces images peuvent être de grande qualité graphique, mais l'inconvénient majeur est la taille énorme qui peut prendre le fichier image.

Les principaux formats bitmaps sont :

- **BMP** : format de base, reconnu par la plupart des applications.
- **PCD** : format des disques Kodak.
- **PPD** : format d'Adobe PhotoDeluxe. Ce format est très gourmand en mémoire car il est composé de plusieurs couches (*multicouche*).
- **PSD** : format d'Adobe Photoshop, il a les mêmes caractéristiques que le format **PPD**.
- **TIFF** : Le premier format issu de la scannérisation, il n'est lu de la même façon par toutes les applications.

• LES IMAGES VECTORIELLES

Chaque élément ou partie de l'image est défini par des formules mathématiques et des propriétés. Donc on peut conclure que ce type d'image est très gourmand en mémoire mais il est moins bonne qualité que les images bitmaps.

Les principaux formats vectoriels sont :

- **WMF** : Le format vectoriel de Windows Draw et de toutes les images insérées dans un document Word ou Excel.
- **DRW** : le format de Micrografx, il est lu de nombreuses applications.

- **CDR** : Le format de Corel, il est rarement lu par d'autres applications.
- **EPS** : Le format multicouche de PostScript. Le fichier image EPS est de taille nettement plus supérieur à PPD, il prend certaines propriétés de bitmap (couleur) et de vectoriel (courbes).

1.10. NOTION D'HISTOGRAMME [9]:

On peut pour une image en niveaux de gris déterminer pour chaque niveau le nombre de pixels représentatifs : on compte le nombre de pixels par niveau de gris. On dit que l'on trace l'histogramme.

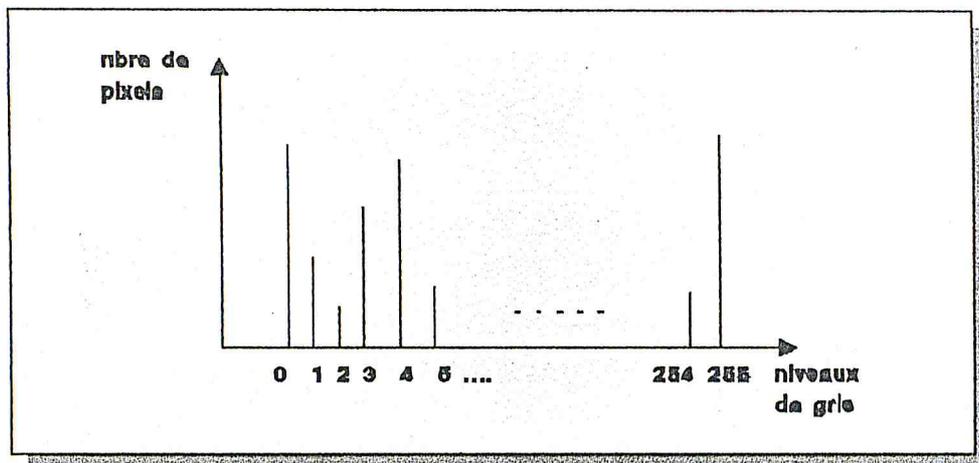


FIGURE 3 : L'HISTOGRAMME DANS UNE IMAGE

2. LE PROCESSUS DU TRAITEMENT D'IMAGES :

La volonté d'automatisation des processus humains est apparue dominante avec l'explosion de la connaissance scientifique dès le début du 20ème siècle. L'ENIAC, fini à la fin de la seconde guerre mondiale, considéré comme le premier ordinateur, était une simple calculatrice géante, mais il a été considéré comme le premier pas de l'automatisation des processus humains en s'appuyant sur les progrès réalisés en informatique.

L'automatisation de la vision humaine a posé un vrai gros problème ; Comment imiter le comportement de l'œil et le cerveau humain par un programme

informatique? Donc il a fallu rentrer dans le domaine de l'intelligence artificielle avec toutes les ambiguïtés qui peuvent être liées à cette dernière « *concepts et définitions* ». Donc on peut dire que le traitement d'image est né dans un but de résoudre le problème de la vision automatique.

Le premier vrai domaine d'application de l'imagerie électronique a été le domaine spatial, c'est-à-dire dès les années soixante la NASA a eu besoin dans le cadre de la mission Ranger 7 de réaliser des cartes d'alunissage à partir des images vidéo de la lune, afin de préparer la future mission APOLLO.

Un processus de traitement d'image commence par la compréhension de ce qu'est une image. Ensuite on trouve une étape d'acquisition de l'image, dans beaucoup de cas c'est la qualité de cette étape qui va déterminer la faisabilité de la chaîne de traitement d'image qui va suivre, ensuite on trouve en général ce que l'on nomme des opérations de prétraitements, cela consiste souvent à corriger des petits défauts de l'image pour passer au traitement proprement parler. Dans bien des cas ce sont des opérations de segmentation, une bonne chaîne de traitement d'image se termine par un peu d'intelligence pour alors reconnaître les formes pertinentes de l'image.

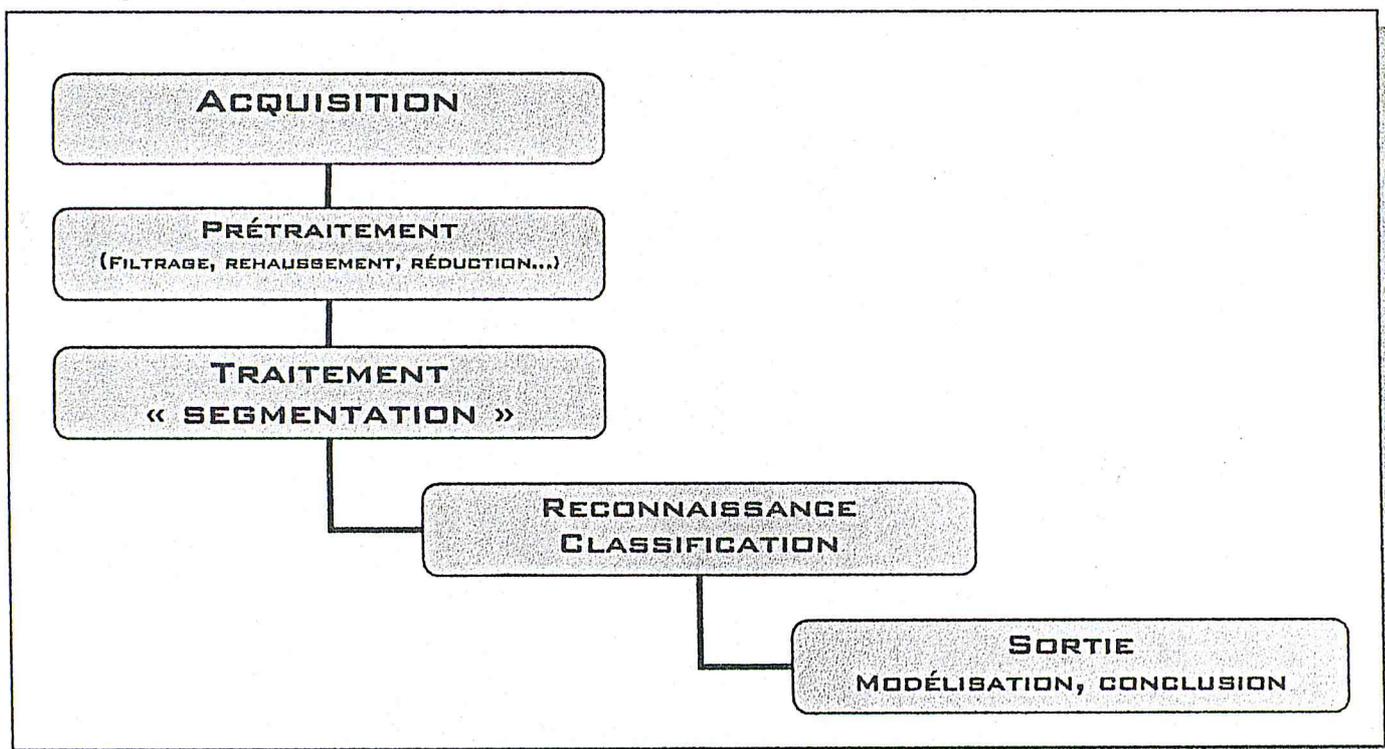


FIGURE 4 ETAPES DE TRAITEMENT EN ANALYSE D'IMAGES

2.1. ACQUISITION :

Le rôle d'un système d'acquisition est de transférer l'image du monde réel au monde numérique de l'ordinateur. Il est indispensable de faire subir à l'image origine « brute » des opérations qui lui permettant d'être lisible par le système numérique, ces opérations consistent en la transformation de l'image de base en une mosaïque de points, puis de convertir ces derniers en nombres manipulables par l'ordinateur (*valeurs des pixels*). Les deux principaux dispositifs utilisés pour l'acquisition de l'image sont le scanner et la camera, avec toutes les caractéristiques et les types existants.

2.2. PRÉTRAITEMENT ET AMÉLIORATION :

On appelle fonctions de **prétraitement** (*restauration et rectification de l'image*) les opérations qui sont normalement requises avant l'analyse principale et l'extraction de l'information, le prétraitement des images met en œuvre deux types d'approches principales :

- L'amélioration de l'image pour visualisation et interprétation manuelle par un expert humain.
- Les opérations de restauration où l'on s'appuie sur l'outil informatique (l'ordinateur), la restauration correspond à des opérations conçues pour corriger les distorsions géométriques et radio-métriques des capteurs spécifiques. Dans la plupart des cas le bruit est l'invité indésirable dans une image, pour remédier à ce problème, il existe des méthodes spécifiques de prétraitement qui peuvent corriger les défauts d'acquisition et éliminer ce fameux bruit, qui peut être catégoriser selon la source émettrice de ce bruits.

2.2.1. LES SOURCES DE DÉGRADATION :

Les techniques d'améliorations proposent de réduire les effets des dégradations (*ou bruits*) subies par une image : il est donc utile, dans un

premier temps, de voir quelles peuvent être les sources de dégradation. Il en existe quatre types possibles :

BRUIT LIÉ AU CONTEXTE DE L'ACQUISITION [22]

Dans cette première catégorie, on retrouve tous les événements inattendus, modifiant les conditions de l'acquisition du signal. L'exemple le plus simple est le bougé. On peut aussi imaginer des problèmes aux conditions d'éclairage, conduisant à un sous/sur illumination de l'objet observé. La nature inattendue de ces événements fait qu'il est pratiquement impossible de corriger les effets sans l'intervention d'un opérateur humain pour activer le bon processus de restauration ou d'amélioration correspond à ce type de problème (*correction de flou, de bougé, de dérive lumineuse...*).



BRUIT LIÉ AU CAPTEUR [22]

Si le capteur est de mauvaise qualité ou si il est mal utilisé, il peut introduire toutes sortes de bruits. On peut ainsi obtenir une par exemple une distorsion de la gamme des niveaux de gris, provoquant une distorsion géométrique de l'image. Une mauvaise mise au point peut provoquer un flou.

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

BRUIT LIÉ À L'ÉCHANTILLONNAGE [22]

De manière générale, l'image est quantifiée sur 256 niveaux de gris différents nécessitant 8 bits pour le stockage en chaque point. Si le capteur est bien calibré, cette quantification ne provoque pas de bruit important. Il

faut savoir que cette précision est de loin supérieure à ce que l'oeil humain utilise dans ses tâches quotidiennes.

Par contre, la quantification de l'espace en $N \times N$ points est un inconvénient majeur si N est très grand, les capteurs actuels permettent sans problème $N = 512$.

BRUIT LIÉ À LA NATURE DE LA SCÈNE [22]

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

2.2.2. OPÉRATIONS DE PRÉTRAITEMENT [4] :

MODIFICATION D'HISTOGRAMME :

Les méthodes de transformations d'histogramme n'affectent pas les formes des régions, elles en modifient uniquement l'apparence visuelle, en agissant seulement sur les valeurs des pixels de cette image, chaque valeur est transformée en une autre valeur par l'intermédiaire d'une fonction de transformation croissante.

L'histogramme associé à une image en niveaux de gris ($[0, L]$) est une fonction discrète $H(r_k) = N_k$, où r_k et $k \in [0, L]$ et le k^{EME} niveau de gris et N_k le nombre de pixels de l'image dont le niveau de gris est r_k et L le maximum des teintes de gris. Un histogramme normalisé est donné par la fonction $P(r_k) = N_k/N$, où N est le nombre total de pixels de l'image.

Grosso modo, $P(r_k)$ représente la probabilité de trouver un pixel de niveau de gris r_k dans l'image. On note que la somme des $P(r_k)$ pour les k de 0 à $L - 1$ est égale à 1 . L'histogramme d'une image en L niveaux de gris peut être mémorisé par un tableau possédant L cases.

Considérons par exemple la petite image ci-dessous qui possède 8 niveaux de gris :

0	0	0	1	2
2	3	0	1	1
3	3	5	0	1
7	6	7	1	2
7	7	7	0	0
5	6	0	0	0

SON HISTOGRAMME PEUT ÊTRE REPRÉSENTÉ PAR :

1	0	5	3	3	0	2	2	5
0	1	2	3	4	5	6	7	

EGALISATION D'HISTOGRAMME

On se concentre sur les transformations de la forme

$$s_k = T(r_k), \text{ pour } r_k \in [0, L - 1]$$

Telles que T soit une application monotone croissante, avec en outre $T(r_k) \in [0, L - 1]$.

Le fait que T soit une application et non simplement une fonction garantit que tout r_k a une seule image par T , ce qui garantit l'existence d'une transformation inverse (rien ne garantit cependant que cette transformation inverse est elle aussi une application, en effet, si T n'est pas injective, T^{-1} ne sera pas une application). La propriété de croissance monotone de F préserve l'ordre des niveaux de gris dans l'image finale. Parfois on normalise r_k et s_k en les s_k finissant comme des valeurs entre 0 et 1.

SPÉCIFICATION D'HISTOGRAMME

« Cette transformation consiste à rendre la distribution d'intensité de l'image voisine d'une distribution spécifiée à l'avance ».

Afin de conserver la position et le sens de la transition présente dans l'image initiale, on choisit une transformation croissante de la distribution de références qui peut être obtenue soit à partir d'une image, soit à partir d'une région d'une image. La méthode de spécification d'histogramme revient à appliquer à l'image A une transformation d'égalisation et à appliquer à l'image résultante C .

L'inverse de la transformation d'égalisation de R , tel que A l'image initial, R l'image de référence.

2.2.3 SEUILLAGE :

Pour être exploitée une image numérique, a besoin d'être simplifiée, c'est le but de seuillage. Ce dernier consiste à transformer l'image codée sur 6, 8 ou 16 bits, en une image binaire où les pixels à 1 correspondent aux objets et les pixels à 0 au fond de l'image.

A la différence des différents traitements de l'image numérique, le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure. Le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui intéressent l'opérateur, par exemple 2 types de grains (*blancs et sombres*) dans un mélange. On peut donc, par exemple, attribuer à tous les pixels de l'image numérique qui ont un niveau de gris compris entre deux valeurs i_1 et i_2 , choisies par l'opérateur, la valeur 1; à tous les autres pixels sont attribués la valeur 0.

Après seuillage, les parties de l'image sélectionnées seront traduites en noir et blanc. L'image, digitalisée par l'ordinateur (*0 et 1*), est appelée image binaire. Cette dernière, tout comme l'image numérique contient des informations, qu'il convient d'éviter ou qu'il faut révéler. Les traitements suivants permettent de modifier l'image binaire à des états différents.

2.2.4 FILTRAGE :

La fonction essentielle des traitements numériques est d'améliorer le contraste entre les zones de l'image à conserver après seuillage, et celles que l'opérateur juge inutiles. Deux grandes classes de filtres peuvent être

envisagées : les filtres linéaires et les filtres morphologiques. Dans chacune de ces classes, on peut considérer deux types de filtres ayant des fonctions opposées :

- les filtres passe-bas ont un rôle de lissage du signal : ils adoucissent les variations brutales d'intensité. Comme ils éliminent simplement le bruit, ils modifient assez peu l'image et gardent généralement intacte l'intensité moyenne de l'image.
- les filtres passe-haut ont pour but de rehausser les frontières : ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (*en noir*). Ceci permet d'accentuer les contrastes, les reliefs et tend à supprimer le flou de l'image.

-LES FILTRES LINEAIRES [28]

Ils ont pour origine les méthodes de traitement du signal. On y trouve notamment :

- le filtrage par transformée de Fourier
- le filtrage par produit de convolution

Les filtres linéaires remplacent chaque pixel par une valeur égale à une somme pondérée de ses voisins (*convolution*). Les noyaux de convolution sont des matrices dont la taille dépend du voisinage (3×3 , 5×5 , 7×7). Ce sont toujours des matrices carrées et ayant un nombre de ligne et de colonne impaire.

On utilise le plus souvent des filtres :

Passe-haut qui applique en fait une opération dérivée sur l'image : Gradient, Laplacien.

Passe-bas qui réalise donc un lissage, une moyenne (*Gaussien*)

-LES FILTRES MORPHOLOGIQUES [28]

Un seuillage binaire n'utilise que l'information apportée par l'intensité des pixels, les points extraits ne sont donc pas nécessairement voisins et peuvent former un ensemble qui ne respecte pas les caractéristiques morphologiques des tissus.

Les opérations morphologiques conduisent à une suppression des régions de petites tailles. On peut citer les filtres morphologiques suivants :

✦ EROSION

Soit une image binaire de N pixels constituant une forme F et un élément structurant S .

$$\text{EROSION} \Rightarrow F' = \{x_i / Sx_i \subset F\}$$

Tel que :

Sx : élément structurant S centré sur x

L'érosion permet de supprimer les régions de dimensions réduites.

✦ DILATATION

La dilatation est l'opération duale de l'érosion

$$\text{DILATATION} \Rightarrow F' = \{x_i / Sx_i \cap F \neq \emptyset\}$$

La dilatation augmente la surface de la forme considérée.

✦ OUVERTURE

Une ouverture est une érosion suivie d'une dilatation avec le même élément structurant.

Une région constituée de deux blocs reliés par un pont de faible épaisseur et divisée en deux parties distinctes.

✦ FERMETURE

Une fermeture est une dilatation suivie d'une érosion avec le même élément structurant.

Remplissage des vides

2.2.5 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE :

Le rehaussement est une opération qui facilite l'interprétation visuelle, et la compréhension de l'image. Dans une image brute, les informations utiles sont souvent contenues dans un ensemble restreint de valeurs numériques parmi les valeurs possibles (256 dans le cas de données à 8 bits). Le rehaussement des contrastes se fait en changeant les valeurs initiales de façon à utiliser toutes les valeurs possibles, ce qui permet d'augmenter le contraste entre les formes et le fond.

Il existe plusieurs méthodes qui permettent de rehausser le contraste et les détails d'une image. La méthode la plus simple est un rehaussement linéaire du contraste.

Afin d'appliquer cette méthode, on identifie les limites supérieures et inférieures d'intensité représentées sur l'histogramme (*les valeurs minimales et maximales*), et à l'aide d'une transformation linéaire, on étire ces valeurs sur l'ensemble des valeurs disponibles. Un rehaussement linéaire étire de façon uniforme l'intervalle des valeurs afin d'utiliser la totalité des valeurs de 0 à 255. Ce procédé rehausse le contraste dans l'image en pâlisant davantage les régions claires de l'image et en assombrissant d'avantage les régions plus foncées. Ceci facilite l'interprétation visuelle.

2.3. LE TRAITEMENT (SEGMENTATION):

La segmentation est une étape primordiale dans un processus d'analyse d'image, qui demande un peu d'intelligence. Elle permet de représenter une image numérique sous forme mosaïque de régions homogènes adjacentes.

Homogène veut dire que, la variation entre les éléments de l'images (*pixels*) à l'intérieure d'une même région est moins importante que celle entre deux régions distincts.

Une image A sera partitionnée en un sous ensemble R_i (*régions*) tel que :

- $\forall i, R_i = \emptyset$
- $\forall i, j \quad i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset$
- $A = \cup_i R_i$

La segmentation est considérée comme une méthode applicative pour extraire de l'information pertinente dans une image, c'est-à-dire identifier les objets (*les formes*) et les différencier par rapport au fond de cette l'image. Donc on peut comparer la segmentation à une opération de classification, de tel sort que la segmentation indique à chaque pixel l'objet d'appartenance (*La classe d'appartenance*), on lui attribuant un code ou un indice propre à chaque classe.

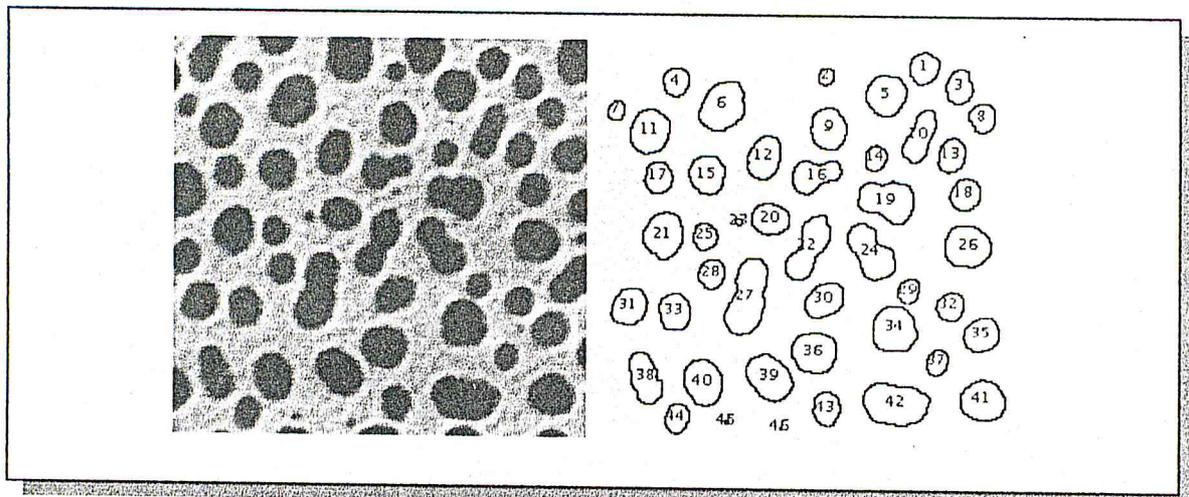


FIGURE 5: UN EXEMPLE DE SEGMENTATION

Au niveau méthodes de segmentation tout d'abord, on en distingue deux types : celles qui construisent directement les régions et celles qui les construisent indirectement en déterminant leurs frontières, ce que les chercheurs du domaine nomment généralement les (*contours*), cette dernière approche étant la plus populaire. Par conséquent, on peut citer deux grandes classes de méthodes de segmentation :

- Segmentation par détection des régions.
- Segmentation par détection de contours.

Pour choisir une méthode au profit d'une autre, il faut prendre en considération les caractéristiques de l'image liées à :

- La nature de l'image, c'est-à-dire la texture et la nature de bruit additionné à l'image.
- La raison pour laquelle l'image est segmentée, pour des opérations de mesure, des interprétations, contrôle de qualité etc....
- Les contraintes d'exploitations du matériel, la taille de la mémoire disponible et le temps d'exécution.
- Les primitives à extraire (*contour et région*).

2.3.1 SEGMENTATION PAR TESTES D'HOMOGENÉITÉ DES RÉGIONS[9] :

Le principe de cette approche repose sur un regroupement des pixels dans des ensembles, chaque ensemble se compose de pixels connexes similaires

ayant les mêmes caractéristiques. Les méthodes suivantes travail avec ce principe, donc on peut les classées dans cette approche.

- Segmentation par seuillage
- Segmentation par séparation (Splitte)
- Segmentation par fusion (Merge)
- Segmentation séparation - fusion (Splitte et Merge)
- Segmentation en région par classification
- Segmentation par croissance de région
- Segmentation en région par fermeture de contour

2.3.2 SEGMENTATION PAR DETECTION DE CONTOURS [9] :

La segmentation par détection de contours est basée sur la recherche de la position des frontières en étudiant la non stationnarité du signal (*la continuité ou pas du contour*), on peut citer les méthodes suivantes :

- Méthodes dérivatives
 1. Opérateurs dérivatifs du premier ordre:
 - Opérateur de Roberts.
 - Opérateur de Sobel.
 - Opérateur de Kirsh.
 2. Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre:
 - Opérateur Laplacien
 - Opérateur de Deriche
 - Opérateur de Shen