

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

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire de Fin d'Etudes
De MASTER ACADEMIQUE**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **TELECOMMUNICATIONS ET
RESEAUX.**

Présenté par
**Roza HADDAOUI
Billal RENAI**

Thème
**Segmentation d'images par la ligne de
partage des eaux.**

Mémoire soutenu publiquement le /07/ 2015 devant le jury composé de :

M Prénom NOM

Grade, Lieu d'exercice, Président

Mme S. AMERMEDJKANE

Grade, Lieu d'exercice, Encadreur

M Prénom NOM

Grade, Lieu d'exercice, Examineur

M Prénom NOM

Grade, Lieu d'exercice, Examineur

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

REMERCIEMENTS

Nos remerciements vont en premier lieu à notre directrice de mémoire, Madame AMERMEDJKANE. S, pour la qualité de son encadrement. Ses conseils, son enthousiasme, sa disponibilité, ses encouragements, son attention, du début à la fin de ce mémoire ont été pour nous une aide précieuse et une source d'équilibre pour la réalisation de ce travail. Pour tout cela, nous vous remercions vivement.

Nos remerciements s'adressent également aux membres de jury, qui nous font l'honneur de juger notre travail.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, et à tous ceux qui ont contribué, d'une manière ou d'une autre à la réalisation de ce mémoire et l'accomplissement de ce projet.

Dédicaces

Que ce travail témoigne de mes respects :

✍ *A la mémoire de mon père « Yahia » qui nous a quitté très tôt mais qui demeure à jamais vivant dans nos cœurs. « Repose en paix cher papa » ;*

✍ *A ma très chère mère : grâce à ses encouragements et grands sacrifices, elle a pu créer un climat affectueux et propice à la réussite de mes études ;*

✍ *A mes chères sœurs Meriem et Liza ;*

✍ *A mon binôme RENAI Billaal ;*

✍ *Ainsi qu'à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce travail.*

HADDAOUI Roza.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

✍ A la mémoire de ma chère et regrettée tante Nacera qui est partie très tôt mais qui restera à jamais vivante dans nos cœurs ;

✍ A mes chers parents, pour leurs sacrifices et leur dévouement pour mon bonheur ;

✍ A mes chers sœurs Fatima et Kenza, ainsi que mon petit frère Anis dix ;

✍ A mon binôme HADDAOUI Roza ;

✍ A mes amis qui se reconnaitront ;

✍ Ainsi qu'à tous ceux qui nous ont aidé dans la réalisation de ce mémoire.

RENAI Billal.

Sommaire

Introduction	1
Chapitre I Généralités sur le traitement d'images.....	
I.1 Définition d'une image numérique	3
I.2 Types d'image numérique et leurs codages	4
I.2.1 Codage d'une image en noir et blanc (binaire)	4
I.2.2 Codage d'une image en niveau de gris.....	5
I.2.3 Codage d'une image couleur.....	5
I.3 Caractéristiques d'une image numérique.....	5
I.3.1 Pixel.....	5
I.3.2 Taille.....	6
I.3.3 Résolution.....	6
I.3.4 Luminance et Contraste.....	7
I.3.5 Contour.....	7
I.3.6 Région	8
I.3.7 Textures.....	8
I.4 Histogramme d'une image.....	8
I.5 Architecture d'un système de traitement d'images.....	10
I.5.1 Acquisition	11
I.5.2 Le prétraitement et le post-traitement	12
I.5.3 traitement numérique de l'image.....	12
I.6 Bruit numérique	14
Chapitre II Les opérateurs de base de la morphologie mathématique.....	
II.1 Définition de l'élément structurant.....	15
II.2 Les transformations morphologiques binaires.....	16
II.2.1 Erosion binaire	16
II.2.2 Dilatation binaire	16
II.2.3 Ouverture binaire	17
II.2.4 Fermeture binaire	18
II.3 Les transformations morphologiques numériques.....	18

II.3.1 Erosion numérique	18
II.3.2 Dilatation numérique	19
II.3.3 Ouverture numérique	20
II.3.4 Fermeture numérique	20
II.4 Chapeau haut de forme	21
II.5 Filtres morphologiques	22
II.5.1 Filtre alterné	22
II.5.2 Le filtre auto-médian.....	23
II.5.3 Les filtres alternés séquentiels	23
II.6 Gradient morphologique.....	24
II.6.1 Gradient interne (par érosion)	24
II.6.2 Gradient externe (par dilatation)	24
II.6.3 Gradient morphologique	25
II.6.4 Laplacien.....	25
II.7 Les transformations géodésiques	25
II.7.1 Définition de la distance géodésique	25
II.8 Dilatation et érosion géodésiques binaires	26
II.9 Dilatation et érosion géodésiques numériques	27
II.10 La reconstruction binaire	28
II.10.1 Reconstruction par dilatation	28
II.10.2 Reconstruction duale.....	28
II.11 Reconstruction géodésique numérique	29
II.11.1 Reconstruction par dilatation	29
II.11.2 Reconstruction duale.....	29
II.12 Ouverture et fermeture par reconstruction.....	29
II.13 Squelettisation	30
II.13.1 Définition du squelette.....	31
II.14 Squelette par zone d'influence.....	31
II.14.1 Définition de la zone d'influence.....	31
II.15 Les extrema d'une fonction	33
II.15.1 Définition du maximum régional	33
II.15.2 Définition du minimum régional	33
II.15.3 Maxima et minima étendus	34

Chapitre III Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux...

III.1 Définition de la segmentation	35
III.1.1 Segmentation par approche régions.....	35
III.1.2 Segmentation par approche contours.....	36
III.1.3 Segmentation par classification ou seuillage.....	36
III.2.1 Définition de la LPE.....	37
III.2.2 Construction de la LPE.....	38
III.2.3 Utilisation de la LPE.....	40
III.3 Segmentation contrôlée par marqueurs	41
III.3.1 Extraction des marqueurs	42
III.3.1.1 Méthode du chapeau haut de forme	42
III.3.1.2 Méthode des h-minima	42
III.3.1.3 Choix manuel.....	43
III.3.2 Intégration des marqueurs dans l'image.....	43
III.4 Simplification de l'image	43
III.4.1 Les filtres séquentiels	43
III.4.2 Les filtres par reconstruction	44
III.4.3 Image mosaïque.....	44
Chapitre IV Tests et résultats.....	
IV.1 Présentation du logiciel Matlab.....	46
IV.2 Présentation des résultats	47
IV.3 Interprétation des résultats	55
Conclusion.....	56
Bibliographie.....	

Liste Des Figures

Figure-I-1-Type d'images, à gauche une image noir et blanc, au milieu une image en niveau de gris, à droite une image couleur.....	4
Figure-I-2-Illustration des pixels.....	6
Figure-I-3-Images à différentes résolutions.	7
Figure-I-4-Exemple de détection de contour par le filtre de Sobel.....	7
Figure-I-5-Histogramme unimodal.	8
Figure-I-6-Histogramme bimodale.	9
Figure-I-7-Histogramme multimodal.....	9
Figure-I-8-Schéma synoptique d'un système de traitement d'images.	10
Figure-I-9-Images à différent nombre de pixel.	11
Figure-I-10-Images à différents codages des niveaux de gris.....	11
Figure-I-11-Exemple de segmentation d'image, à droite image originale, à gauche image segmenté en 4 classes.	13
Figure II-1-Exemples d'éléments structurants.	15
Figure II-2-Erosion binaire.....	16
Figure-II-3-Dilatation binaire.....	17
Figure II-4- Ouverture binaire.....	17
Figure II-5- Fermeture binaire.....	18
Figure-II-6-Erosion en niveau de gris.	19
Figure-II-7-Erosion numérique de taille croissante.	19
Figure-II-8-Dilatation en niveau de gris.....	19
Figure-II-9-Dilatation numérique de taille croissante.....	19
Figure-II-10- Ouverture numérique. (a) image en niveaux de gris originale (b) ouverture avec un SE carré de taille 3 (c) ouverture avec un SE carré de taille 6 (d) ouverture avec un SE carré de taille 10.	20
Figure-II-11-Fermeture numérique (a) image en niveaux de gris originale (b) fermeture avec un SE carré de taille 3 (c) fermeture avec un SE carré de taille 6 (d) fermeture avec un SE carré de taille 10.	21
Figure-II-12-Chapeau haut de forme blanc WTH.....	21
Figure-II-13-Chapeau haut de forme noir BTH.	22

Figure-II-14-Exemples de filtres alternés.	23
Figure-II-15- Gradient interne.....	24
Figure-II-16- Gradient externe.	24
Figure-II-17- Gradient morphologique.	25
Figure-II-18- Laplacien morphologique.....	25
Figure-II-19- La distance géodésique.	26
Figure-II-20- Dilatation géodésique numérique.....	28
Figure-II-21- reconstruction par dilatation.....	29
Figure II-22- Ouverture et fermeture par reconstruction.	30
Figure-II-23- Exemple de squelette.....	31
Figure-II-24- Exosquelette.	32
Figure-II-25- SKIZ par transformée de distance.....	32
Figure-II-26- Les extrema régionaux d'une image.	33
Figure-II-27- Les maxima régionaux.	33
Figure-III-1- Ligne de partage des eaux.....	37
Figure-III-2- Ligne de partage des eaux par immersion.	38
Figure-III-3- Construction de la LPE par SKIZ géodésique.	39
Figure-III-4- LPE sur une image naturelle.	41
Figure III-5- Extraction des marqueurs par chapeau haut de forme.....	42
Figure III-6- Simplification de l'image par filtre séquentiel(OFO).	44
Figure III-7- Obtention de l'image mosaïque.	45
Figure IV-1- images originales.	47
Figure IV-2- Segmentation par LPE sur image originale.....	48
Figure IV-3- Images filtrées par FAS.	49
Figure IV-4- LPE après filtrage (FAS).	50
Figure IV-5- LPE avec h-minima.....	51
Figure IV-6- Images filtrées par OCCO.....	52
Figure IV-7-LPE après filtrage OCCO.....	53
Figure IV-8- LPE après filtre OCCO avec la différence entre l'image initiale et l'image filtrée.	54

Introduction

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé, en général, dans un espace tridimensionnel. Son élaboration résulte de la volonté de proposer une entité observable par l'œil humain, ceci explique, d'une part, son aspect planaire et d'autre part, le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite en niveau de gris ou en couleur. L'image est, donc, une collection d'informations.

Le traitement de l'image, considéré comme un sous-domaine du traitement du signal, est une science au carrefour des mathématiques, de la physique et de l'informatique.

Les progrès technologiques ont permis d'améliorer les techniques d'acquisition d'images grâce à la photographie et à certains éléments électroniques, informatiques et mathématiques qui ont conduit à la création de dispositifs, tels que les filtres et les logiciels, qui nous permettront d'intervenir sur l'image de manière à l'interpréter, la traiter ou la modifier.

Les méthodes et techniques d'analyse d'images employées dépendent essentiellement de la nature des images à analyser et du but fixé par l'expérimentateur.

La segmentation est une phase fondamentale dans le traitement d'images, elle peut être définie comme sa partition en sous-ensembles connexes et homogènes appelés régions.

Il n'existe pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une technique est lié :

- A la nature de l'image (éclairage, présence de bruit) ;
- Aux opérations situées en aval de segmentation (reconnaisances de formes) ;
- Aux primitives à extraire (contours, textures).

A cet effet, bon nombre d'algorithmes de segmentation d'images ont été proposés. Certains s'intéressent à l'intérieur des segments (technique de croissance des régions) et d'autres, à l'extérieur des segments (technique de détection des contours).

Introduction

Dans ce mémoire, on s'intéressera à une technique de segmentation basée sur les opérateurs de base de la morphologie mathématique, il s'agit de la ligne de partage des eaux (LPE).

La LPE est une technique de segmentation consistant à simuler la montée des eaux sur le gradient de l'image d'entrée depuis ses minima locaux. Bien que la LPE représente une forte sur-segmentation, tous les contours présents dans l'image font partie de la partition obtenue par l'algorithme. Ceci sous-entend que toute l'information nécessaire est présente dans cette transformation morphologique et qu'il faut éliminer toute l'information non significative, pour pouvoir l'exploiter correctement.

Afin de remédier au problème de sur-segmentation, plusieurs techniques ont été développées pour imposer des contraintes à l'algorithme de la LPE.

Nous avons opté pour le prétraitement de l'image en utilisant différents filtres.

Notre mémoire est structuré en quatre chapitres qui sont organisés comme suit :

Le premier chapitre est consacré aux généralités sur le traitement d'images.

Le deuxième chapitre porte sur les notions et opérateurs de base de la morphologie mathématique aussi bien dans le cadre ensembliste que fonctionnel.

Le troisième chapitre décrit la méthode de segmentation par la ligne de partage des eaux.

Et le dernier chapitre résume les résultats obtenus par cette méthode de segmentation.

Enfin, nous terminons notre travail par une conclusion.

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

Chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et en extraire des informations précises.

Le traitement d'image, désigne en informatique, l'ensemble des traitements automatisés qui permettent à partir d'images numérisées de produire d'autres images numériques où d'en extraire de l'information.

La compréhension du traitement d'image commence par la compréhension de ce qu'est une image, le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées.

Nous aborderons les notions générales de traitement d'image, nous commençons par définir une image et les notions de base qui s'y rattache ainsi que les différents types de traitements.

I.1 Définition d'une image numérique

Une image numérique est composée d'unités élémentaires (appelées pixel) qui représentent chacun une portion de l'image.

Une image est définie par:

- le nombre de pixels qui la compose en largeur et en hauteur (qui peut varier presque à l'infini),
- l'étendu des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel (on parle de dynamique de l'image).

Toutes les données correspondant aux informations contenues dans l'image sont structurées d'une certaine façon afin de permettre leur stockage. Il existe un grand nombre de formats d'images, tous ces formats ne correspondent ni plus ni moins qu'à une structuration particulière des données concernant l'image.

Une image numérique en elle-même est en fait un concept tout à fait abstrait (des données numériques) qui ne trouve une signification à nos yeux qu'à la visualisation lorsque l'on utilise un logiciel adéquat.

De ce fait, une image numérique est une fonction à support discret et borné et à valeurs discrètes. Le support est multi dimensionnel en général 2D ou 3D. Les valeurs peuvent être scalaires (images en niveau de gris) ou bien vectorielles (imagerie multi composantes, imagerie couleur).

I.2 Types d'image numérique et leurs codages

On retrouve trois types d'images fondamentaux : l'image noir et blanc, l'image en niveau de gris et l'image couleur.

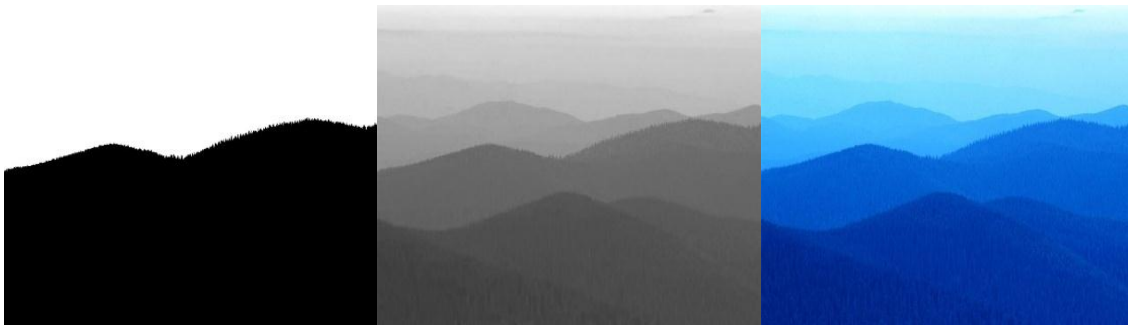


Figure-I-1-Type d'images, à gauche une image noir et blanc, au milieu une image en niveau de gris, à droite une image couleur.

L'information est codée en binaire. Le support évolue mais le principe reste le même : Un même élément peut se trouver dans deux états différents stables. Il constitue une mémoire élémentaire ou bit. Conventionnellement, on attribue le symbole 0 à l'un de ces deux états et le symbole 1 à l'autre.

On peut dire alors qu'à l'aide de 1 bit on a deux possibilités 0/1 ou noire/blanc. Si le nombre de bit est n alors on aura 2^n possibilités de codage.

I.2.1 Codage d'une image en noir et blanc (binaire)

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont le nombre de niveaux de gris est réduit aux deux éléments 0 et 1, ou le niveau 0 représente le noir absolu et le niveau 1 représente le blanc. On n'utilise dans ce cas qu'un seul bit pour coder le niveau de gris. Chaque pixel est soit noir soit blanc.

Ce type de codage peut convenir pour un plan ou un texte mais on voit ces limites lorsqu'il s'agit d'une photographie.

I.2.2 Codage d'une image en niveau de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Le pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images en niveau de gris on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondante à la quantité de lumière renvoyée. Le nombre de niveau de gris dépend du nombre de bit utilisé pour décrire la valeur de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important plus les niveaux possibles sont nombreux.

Si on code chaque pixel en 2 bits on aura 4 possibilités qui peuvent s'exprimer ainsi : noir, gris foncé, gris clair et blanc mais en général le pixel est codé sur un octet c'est-à-dire 8 bits on a alors 256 possibilités (on dit 256 niveau de gris).

I.2.3 Codage d'une image couleur

La commission internationale de l'éclairage (CIE) a fixé conventionnellement un système de référence dit RVB (rouge, vert, bleu), qui consiste en la reproduction de presque toutes les couleurs existantes par la combinaison de ces trois composantes primaires.

Il existe plusieurs modes de codage de la couleur. Le système RVB suit généralement un codage qui consiste à coder chaque couleur sur un octet (8 bits) ce qui code chaque pixel sur 3 octets c'est-à-dire 24 bits, le rouge de 0 à 255, le vert de 0 à 255, le bleu de 0 à 255 ; On obtient alors $256 \times 256 \times 256 = 16777216$ offrant ainsi plus de 16 millions de couleurs différentes.

I.3 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'information caractérisé par les paramètres suivants :

I.3.1 Pixel

Les pixels sont les plus petits éléments constitutifs d'une image numérique. Le nom de «pixel», abrégé px, provient de l'expression anglaise Picture élément, qui signifie « élément d'image » ou point élémentaire.



Figure-I-2-Illustration des pixels.

I.3.2 Taille

Celle-ci se présente sous forme d'une matrice de n lignes et p colonnes. Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne la dimension ou la taille qui est le nombre de pixels de l'image.

I.3.3 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteints par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. La résolution donc définit le nombre de pixels par unité de longueur. C'est en fait la densité des pixels de l'image. On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur. Plus le nombre est grand, plus la résolution est meilleure. Pour mieux définir la résolution, nous donnons l'exemple d'une image de 2000 pixels sur 3000 (6 Mega pixels) qui aura toujours le même nombre de pixels, qu'elle que soit la taille qu'on lui donne ensuite. Un appareil photo numérique ayant une définition de 10 Mega pixels (environ 3888x2592 pixels) pourra simplement offrir une taille plus importante à résolution égale. C'est aussi pour ça qu'une image mieux définie (plus de pixels) pourra être plus agrandie.

Les images présentées ci-dessous font toujours la même taille, à gauche comme à droite (1 pouce sur 1 pouce), seule sa résolution a été réduite. La densité de pixel de l'image de droite est deux fois moindre que celle de gauche.

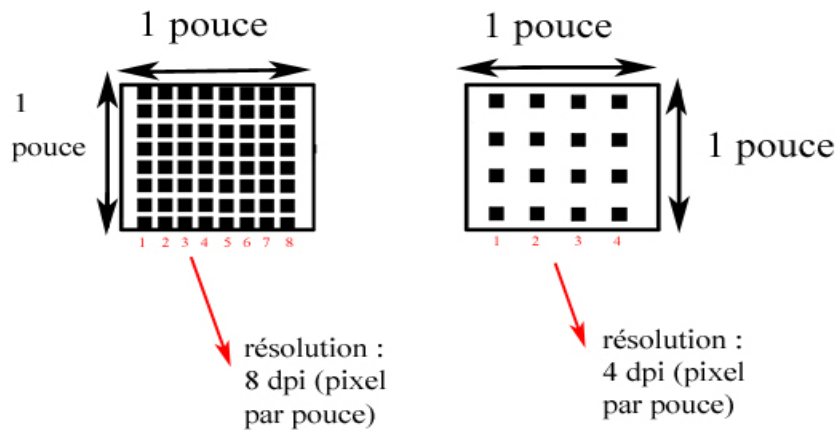


Figure-I-3-Images à différentes résolutions.

I.3.4 Luminance et Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \dots\dots\dots [I-1]$$

I.3.5 Contour

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative, comme le montre la figure qui suit.

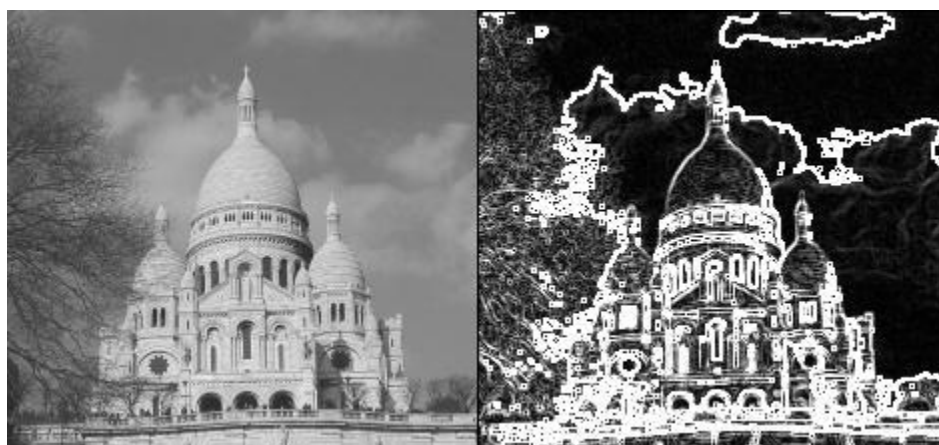


Figure-I-4-Exemple de détection de contour par le filtre de Sobel.

I.3.6 Région

Ensemble connexe de pixels ayant une ou plusieurs propriétés communes. Les contours représentent les frontières entre les régions d'une image.

I.3.7 Textures

Elles décrivent la structure des contours. L'extraction de ces derniers consiste à identifier, dans l'image, les points qui séparent deux textures différentes.

I.4 Histogramme d'une image

L'histogramme des niveaux de gris ou de couleur d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleurs dans l'image). Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes sont réparties la majorité de ces niveaux.

Un système d'axe sert à la représentation avec les abscisses (horizontales) et les ordonnées (verticales), où les abscisses expriment la luminosité et les ordonnées expriment le nombre de pixels dans l'image.

Nous pouvons distinguer trois types d'histogrammes :

➤ Histogramme unimodal

Il est formé d'un seul mode correspondant à un seul pic, il représente soit un objet, soit un fond.

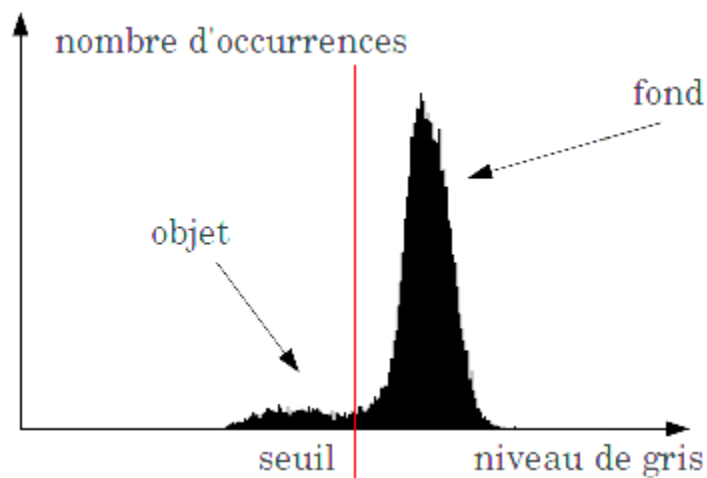


Figure-I-5-Histogramme unimodal.

➤ Histogramme bimodal

Il est formé de deux modes (pics) séparé par une vallée, on peut distinguer l'existence d'un seul objet sur un fond.

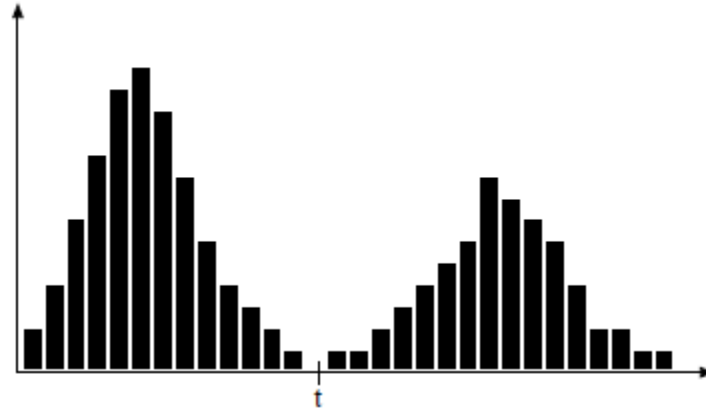


Figure-I-6-Histogramme bimodale.

On place le seuil « t » entre les deux modes. Les pixels dont le niveau de gris est supérieur à « t » seront attribués à l'objet, les autres pixels au fond.

➤ Histogramme multimodal

Il est composé de plusieurs pics séparés par plusieurs vallées qui nous renseignent sur la présence de plusieurs objets.

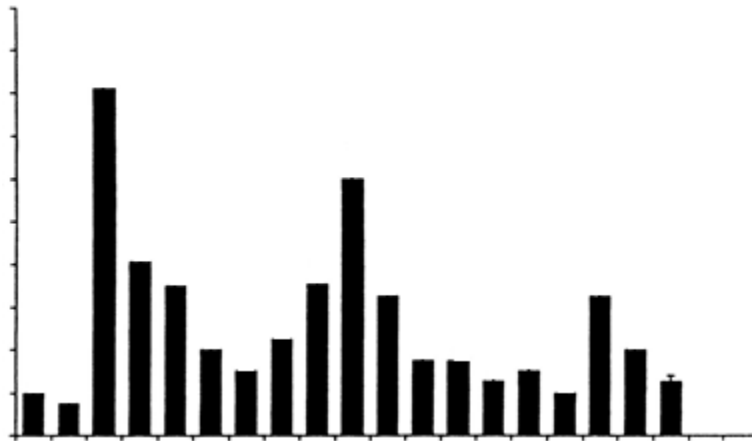


Figure-I-7-Histogramme multimodal.

Généralement, le nombre de niveau de gris différents présents dans une image est tellement faible, que cela apparait sombre ou trop claire ce qui rend la distinction des objets difficile. C'est pour cela qu'on opère des modifications sur l'histogramme dans le but d'améliorer l'image.

➤ Egalisation d'histogramme

Cette technique consiste à égaliser les fréquences d'apparition et la répartition des niveaux de luminosité de l'image de telle manière à tendre vers un même nombre de pixels chacun des niveaux d'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image à savoir transformer une image sombre en une image claire.

➤ Etirement d'histogramme (la normalisation)

Cette opération consiste à transformer des niveaux de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la plage des niveaux de gris d'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit zéro et que la plus haute soit à la valeur maximale, c'est-à-dire, un histogramme bien réparti qui permet d'obtenir un bon contraste.

➤ Le seuillage

Il consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (le seuil) et à un 1 les pixels ayant une valeur supérieure à ce seuil. Le résultat obtenu sera une image binaire contenant des pixels noirs et blanc. C'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image.

➤ Inversion (négatif)

Comme son nom l'indique, cette opération consiste à inverser les valeurs des pixels par rapport à la moyenne des valeurs possibles. Le résultat obtenu est appelé négatif.

I.5 Architecture d'un système de traitement d'images

Un système de traitement numérique d'image est composé de plusieurs parties à savoir l'acquisition de l'image son analyse numérique précédée d'un prétraitement et suivi d'un poste de traitement puis sa visualisation ou son stockage ou tout simplement sa transmission.

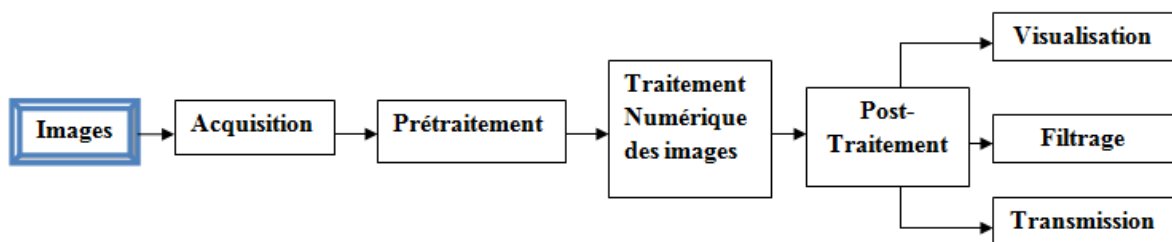


Figure-I-8-Schéma synoptique d'un système de traitement d'images.

I.5.1 Acquisition

L'acquisition consiste d'abord, en la transformation d'ondes optiques représentant la scène qu'on souhaite prendre en image en signaux électriques capables d'être traités par un système électronique, puis en numérisation de ces signaux pour être traités par des systèmes informatiques. La numérisation se décompose en deux opérations : l'échantillonnage et la quantification. L'échantillonnage consiste à transformer le signal continu en une suite d'échantillons ou points élémentaires pixels. L'effet de l'échantillonnage sur une image est une pixellisation de l'image comme le montre la figure suivante.



256 x 256 pixels

64 x 64 pixels

16 x 16 pixels

Figure-I-9-Images à différent nombre de pixel.

La quantification consiste à mesurer les amplitudes des échantillons, et les coder sur un certain nombre de bits. L'effet de la quantification sur l'image s'illustre par la figure qui suit.



8 bits

4 bits

2 bits

Figure-I-10-Images à différents codages des niveaux de gris.

I.5.2 Le prétraitement et le post-traitement

Le prétraitement est la première étape du traitement de l'information visuelle. Son but est d'améliorer la perception de certains détails et de réduire le bruit de certains défauts notamment causés par les capteurs. Il permet aussi de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à des régions identiques et la dissemblance entre régions différentes.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivants :

- L'image est bruitée.
- Le contraste n'est pas suffisant.
- L'éclairement de l'image n'est pas uniforme.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- Modification de l'histogramme.
- La réduction du bruit.
- Le rehaussement de contraste.
- Le filtrage.

I.5.3 traitement numérique de l'image

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes qui permet de décrire quantitativement le contenu d'une image. Les traitements applicables aux images sont nombreux et souvent sont en fonction du domaine d'application. Nous citons la convolution et la segmentation car c'est les plus utilisés.

➤ **convolution**

La convolution est liée à la notion de filtrage. En traitement d'image, la convolution est l'opérateur de base du traitement linéaire des images.

➤ segmentation

La segmentation selon le dictionnaire est la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En imagerie, elle consiste à partitionner l'image en zones homogènes selon un critère choisi (niveau de gris, texture, etc.) afin d'extraire l'information utile sachant que l'application visée influe sur la méthode de segmentation adoptée.

Mathématiquement on peut la modéliser de la façon suivante :

Soit une image I , la segmentation consiste à créer une partition de l'image I en sous-ensembles R_i appelés régions tel que :

$$\forall i R_i \neq \emptyset \dots\dots\dots [I-2]$$

$$\forall i, j ; i \neq j ; R_i \cap R_j = \emptyset \dots\dots\dots [I-3]$$

$$I = \cup R_i \dots\dots\dots [I-4]$$

En d'autres termes, les conditions suivantes doivent être vérifiées :

- Chaque pixel doit appartenir à une classe.
- Les régions doivent être homogènes.
- Les régions doivent être disjointes.

Comme le montre la figure qui suit.

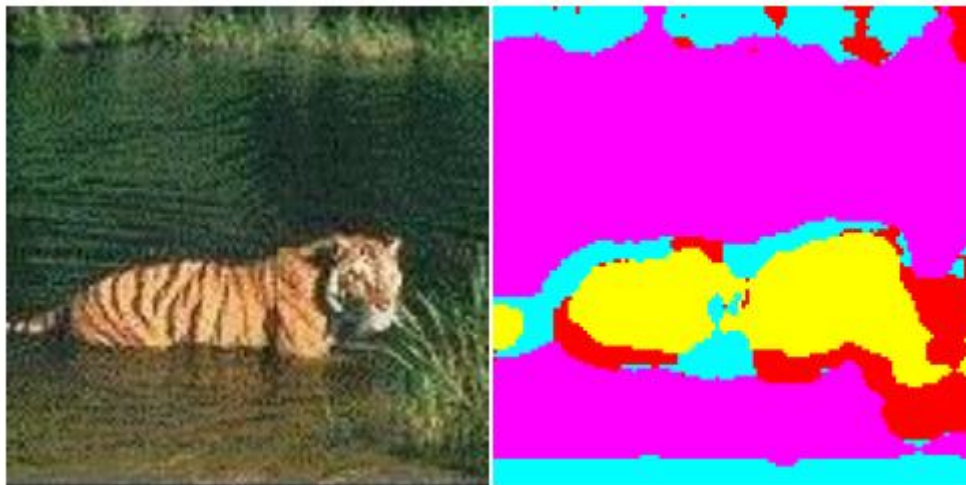


Figure-I-11-Exemple de segmentation d'image, à gauche image originale, à droite image segmentée en 4 classes.

I.6 Bruit numérique

Le bruit d'image est la présence d'informations parasites qui s'ajoutent de façon aléatoire aux détails de la scène photographiée numériquement. Il est plus particulièrement visible dans les zones peu éclairées, où le rapport signal/bruit est faible, mais aussi dans les parties uniformes telles qu'un ciel bleu. Il a pour conséquence la perte de netteté dans les détails.

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique a été développée à l'origine à l'École des Mines de Paris. Elle repose essentiellement sur les travaux de G. Matheron effectués dans les années 60-70, puis sur ceux de J. Serra et de son équipe. Depuis ces premiers développements, elle a pris une ampleur internationale et plusieurs équipes s'y consacrent.

La morphologie mathématique donne un cadre théorique à un ensemble d'opérations non linéaires bien adaptées au traitement d'images. Son principe de base est de comparer les objets à analyser à un autre objet de forme connue appelé 'élément structurant', qui est déplacé de façon à ce que son origine passe par toutes les positions de l'objet.

Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont définis dans le cadre des images binaires (le cadre ensembliste) et des images à niveaux de gris (le cadre fonctionnel).

II.1 Définition de l'élément structurant

Un élément structurant est un ensemble qui possède les caractéristiques suivantes :

- Une forme ;
- Une taille ;
- Et une origine.

Les opérateurs morphologiques fondamentaux requièrent la définition d'une origine pour chaque élément structurant. Cette origine permet le positionnement de l'élément structurant sur un point ou un pixel donné : un SE est à un point x signifie l'origine coïncide avec x . Un élément structurant est repéré donc par son origine. Voici quelques exemples d'éléments structurants :

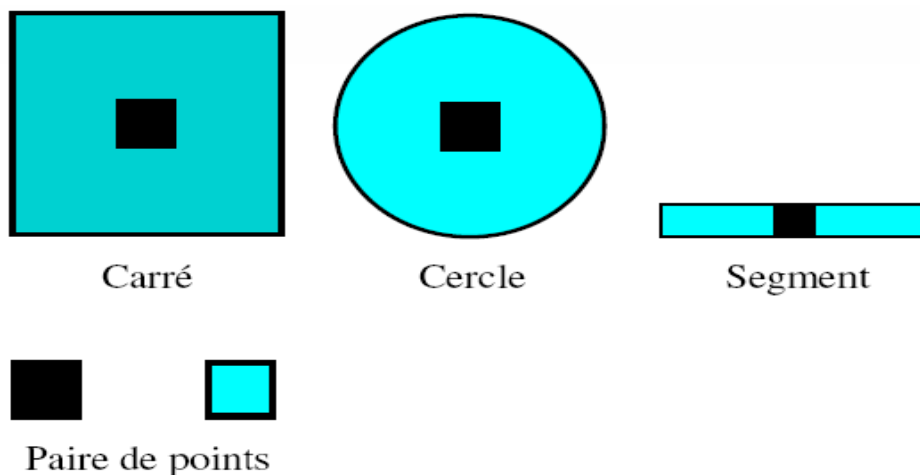


Figure II-1-Exemples d'éléments structurants.

II.2 Les transformations morphologiques binaires

II.2.1 Erosion binaire

Pour définir l'opération érosion, nous allons nous situer dans un espace R^2 partiellement occupé par l'ensemble X . Soit B un élément structurant et B_x cet élément centré en un pixel x . L'érosion consiste à poser en chaque pixel x d'un ensemble X , la question : « B_x est-il contenu entièrement dans X ? »

L'ensemble des positions x correspondant à une réponse positive forme le nouvel ensemble Y , appelé érodé de X par B . Cet ensemble satisfait l'équation :

$$Y = \{x \in X : B_x \subset X\} \dots\dots\dots [II-1]$$

On note l'érosion par : E_B

$$Y = E_B(X) \dots\dots\dots [II-2]$$



Figure II-2-Erosion binaire.

II.2.2 Dilatation binaire

L'opération de dilatation se définit de manière analogue à l'érosion. En prenant le même élément structurant B_x , on pose pour chaque point x la question : « B_x touche-t-il l'ensemble X ? » c'est-à-dire, y'a-t-il une intersection non vide entre B_x et X ?

L'ensemble des points de l'image correspondant aux réponses positives forme le nouvel ensemble Y appelé dilaté de X par B :

$$Y = \{x \in X : B_x \cap X \neq \emptyset\} \dots\dots\dots [II-3]$$

On note la dilatation par : D_B

$$Y = D_B(X) \dots\dots\dots [II-4]$$



Figure-II-3-Dilatation binaire.

La transformation par dilatation n'est pas indépendante de la transformation par érosion, en effet, l'érosion de l'ensemble complémentaire de X par B va engendrer une croissance de X par toutes les parties érodées par B, ce qui donne le dilaté de X par B.

Donc l'érosion et la dilatation sont deux opérations duales par rapport à la complémentarité.

$$D_B(X) = (E_B(X^c))^c \dots\dots\dots [II-5]$$

II.2.3 Ouverture binaire

L'ouverture est l'application de l'opérateur érosion puis de l'opérateur dilatation avec le même élément structurant :

$$O_B(X) = D_B(E_B(X)) \dots\dots\dots [II-6]$$

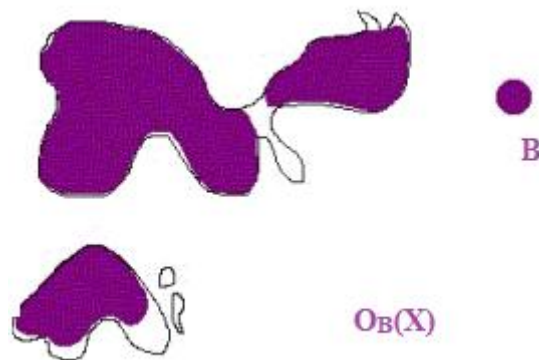


Figure II-4- Ouverture binaire.

En général, on ne retrouve pas l'ensemble de départ car une partie de la forme éliminée par l'érosion ne peut être recréée par une dilatation. L'ensemble $O_B(X)$ est plus régulier (moins de détails au niveau du contour) que l'ensemble initial X.

II.2.4 Fermeture binaire

La fermeture est l'opération inverse de l'ouverture, c'est-à-dire que l'on applique tout d'abord une dilatation puis une érosion (toujours en gardant le même élément structurant) :

$$F_B(X) = E_B(D_B(X)) \dots\dots\dots [II-7]$$

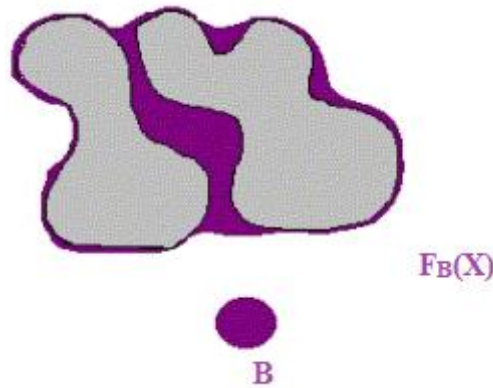


Figure II-5- Fermeture binaire.

Un ensemble fermé est, également, moins riche en détails que l'ensemble initial.

II.3 Les transformations morphologiques numériques

La morphologie mathématique numérique s'applique aux images en niveaux de gris. On déplace l'élément structurant B de façon à ce que son origine x passe par toutes les positions de l'image. Pour chaque position, on comparera les valeurs prises par les pixels inclus dans le domaine de l'élément structurant. Le pixel central prendra soit la valeur minimale (lors de l'érosion) soit la valeur maximale (lors de la dilatation).

II.3.1 Erosion numérique

Pour obtenir la fonction érodée de f(x), on attribue à f(x) la valeur minimale qu'elle prend dans le domaine de l'élément structurant B. L'image suivante illustre l'érosion de la fonction f(x) par un élément structurant plat.

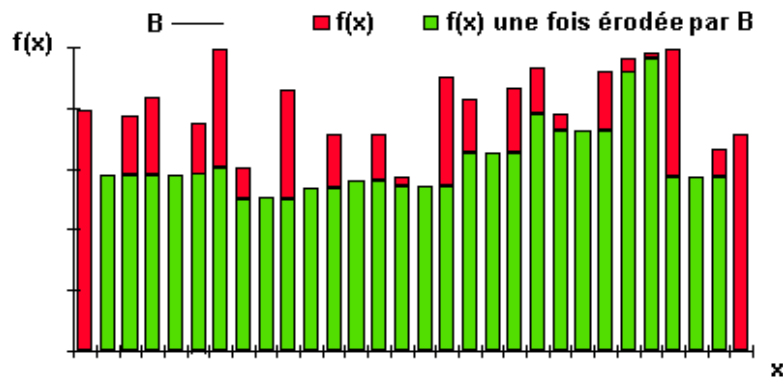


Figure-II-6-Erosion en niveau de gris.

Cette transformation a pour propriétés de réduire les "pics" de niveaux de gris et d'élargir les "vallées" : elle tend donc à homogénéiser l'image, à l'assombrir et à étaler le bord des objets les plus sombres, comme le montre la série d'images suivantes (a) image initiale, b) érosion de taille 1, c) érosion de taille 5, d) érosion de taille 10):

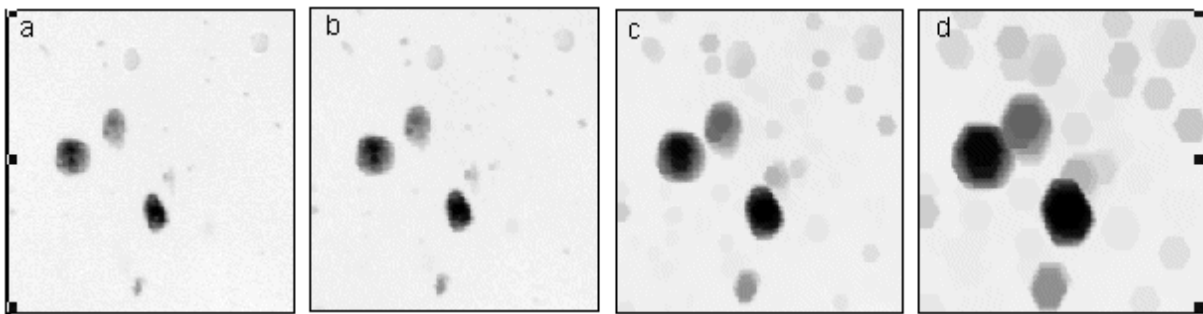


Figure-II-7-Erosion numérique de taille croissante.

II.3.2 Dilatation numérique

Pour obtenir la fonction dilatée de $f(x)$, on attribue à $f(x)$ la valeur maximale qu'elle prend dans le domaine de B à chaque déplacement de ce dernier. L'image suivante illustre la dilatation de la fonction $f(x)$ par un élément structurant plat.

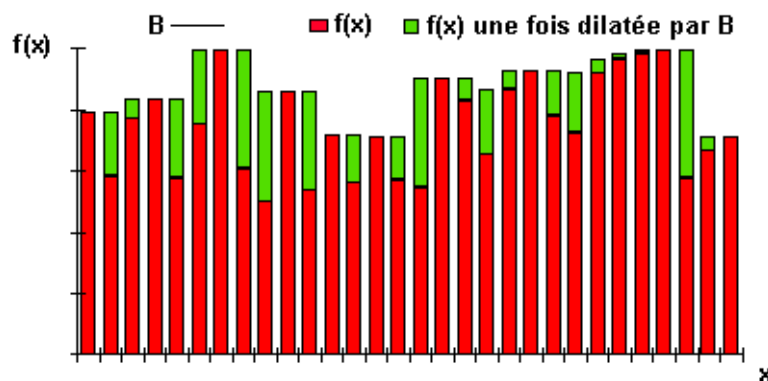


Figure-II-8-Dilatation en niveau de gris

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

La Dilatation comble les "vallées" et épaisit les "pics" : elle homogénéise l'image, l'éclaircit et tend à faire disparaître les objets sombres comme l'illustre la séquence d'images suivante (a) image initiale, b) dilatation de taille 1, c) dilatation de taille 5, d) dilatation de taille 10)

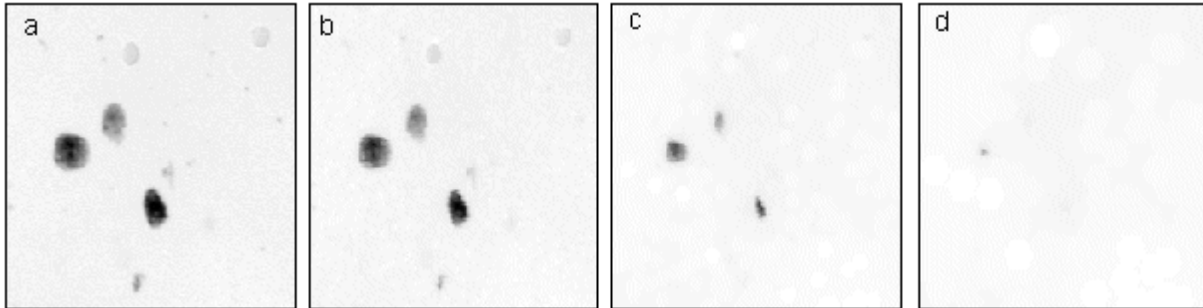


Figure-II-9-Dilatation numérique de taille croissante.

II.3.3 Ouverture numérique

L'ouverture consiste en une érosion suivie d'une dilatation. L'ouverture de $f(x)$ par l'élément structurant B notée $O_B f(x)$ a les conséquences suivantes sur la fonction de départ :

$$O_B(f) = E_B(f) \circ D_B(f) \dots\dots\dots [II-8]$$

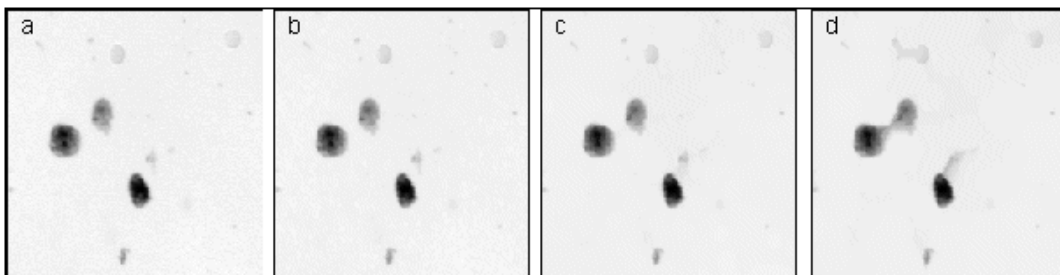


Figure-II-10- Ouverture numérique. (a) image en niveaux de gris originale (b) ouverture avec un SE carré de taille 3 (c) ouverture avec un SE carré de taille 6 (d) ouverture avec un SE carré de taille 10.

L'ouverture supprime les pics mais préserve les vallées, elle homogénéise l'image mais préserve les objets sombres.

Propriétés : L'ouverture est croissante, anti-extensive et idempotente, ce qui lui confère une nature de filtre morphologique.

II.3.4 Fermeture numérique

La fermeture consiste en une dilatation suivie d'une érosion. La fermeture de $f(x)$ par l'élément structurant B notée $F_B F(x)$ a les conséquences suivantes sur la fonction de départ :

$$F_B(f) = D_B(f) \bullet E_B(f) \dots \dots \dots [II-9]$$

La fermeture comble les vallées, elle homogénéise et éclaircit l'image comme le montre la figure suivante :

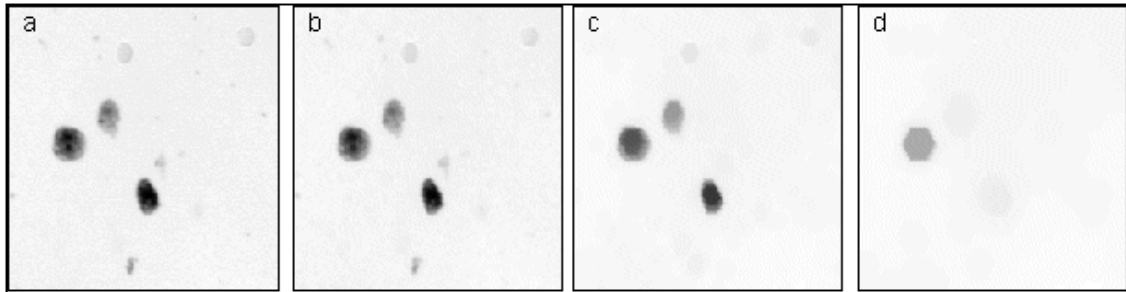


Figure-II-11-Fermeture numérique (a) image en niveaux de gris originale (b) fermeture avec un SE carré de taille 3 (c) fermeture avec un SE carré de taille 6 (d) fermeture avec un SE carré de taille 10.

Propriétés : La fermeture est duale de l'ouverture. De plus, comme dans le cas binaire, elle est croissante, extensive et idempotente, ce qui lui confère une nature de filtre morphologique.

II.4 Chapeau haut de forme

Le chapeau haut de forme (top hat en anglais) est une transformation qui permet de retrouver les informations éliminées par l'ouverture et la fermeture morphologiques. Il est utilisé pour localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant. Il est en général appliqué seulement aux images à niveaux de gris.

Deux chapeaux haut de forme sont définis, le chapeau haut de forme blanc (white top hat en anglais) qui est la différence algébrique entre la fonction de départ f et l'ouverture $O_B(f)$ tel que :

$$WTH_B(f) = f - O_B(f) \dots \dots \dots [II-10]$$

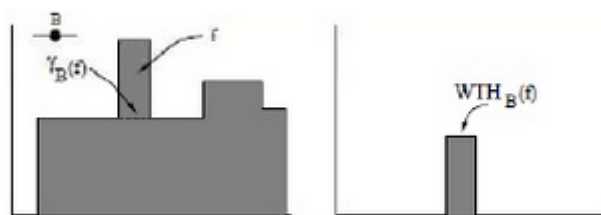


Figure-II-12-Chapeau haut de forme blanc WTH.

Et de même, on définit le chapeau haut de forme noir (black top hat) qui est la différence algébrique entre la fermeture $F_B(f)$ et la fonction de départ f comme :

$$BTH_B(f) = F_B(f) - f \dots \dots \dots [II-11]$$

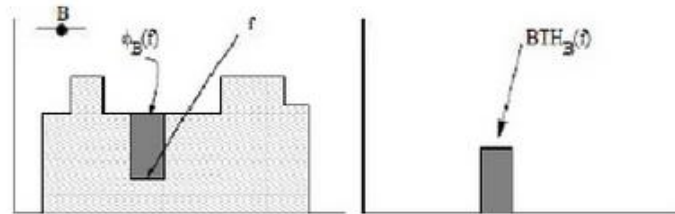


Figure-II-13-Chapeau haut de forme noir BTH.

II.5 Filtres morphologiques

En morphologie mathématique, filtrer, c'est simplifier l'image en supprimant certaines structures géométriques (en général implicitement définies par un ou plusieurs éléments structurants).

Le filtre morphologique simplifie l'image en préservant la structure, mais il perd en général de l'information (→Croissance).

Le filtre morphologique est stable et possède une classe d'invariance connue (→Idempotence).

Un filtre morphologique est un opérateur Ψ croissant et idempotent :

$$x \leq y \Rightarrow \Psi(x) \leq \Psi(y) \dots \dots \dots [II-12]$$

$$\Psi(\Psi(x)) = \Psi(x) \dots \dots \dots [II-13]$$

On peut construire différentes familles de filtres morphologiques à partir des filtres de base, l'ouverture et la fermeture morphologiques.

II.5.1 Filtre alterné

Une des difficultés dans l'analyse d'image est la quantité d'informations contenue sur les images. Il a été dit auparavant que certains détails, tels que les contours ou bien les détails blancs ou noirs, peuvent être extraits à partir des résidus morphologiques. A l'inverse, il peut être parfois nécessaire de ne garder que les formes générales, les objets les plus importants. C'est l'intérêt des filtres alternés.

L'ouverture et la fermeture jouent des rôles duaux vis-à-vis des éléments de l'image: l'ouverture agit sur les niveaux de gris hauts, la fermeture sur les niveaux de gris bas.

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

En les combinant il semble possible d'agir simultanément sur les niveaux de gris haut et bas: c'est le principe des filtres alternés.

Voici les combinaisons possibles : OF, FO, OFO et FOF.

O et F représentant respectivement l'ouverture et la fermeture.

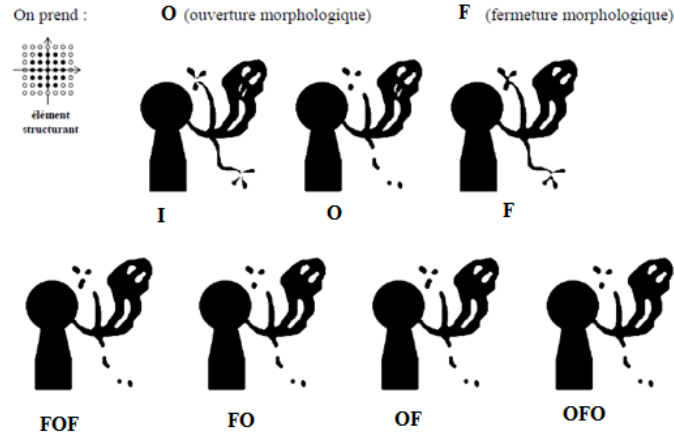


Figure-II-14-Exemples de filtres alternés.

II.5.2 Le filtre auto-médian

Le filtre auto-médian est réalisé à partir des filtres alternés OFO et FOF.

$$\text{Filtre auto-médian} = \wedge (\vee (f, \text{OFO}(f)), \text{FOF}(f)) \dots \dots \dots [\text{II-14}]$$

Ce filtre agit sur les niveaux de gris hauts et bas, il en résulte un lissage de l'image.

Rappel : O et F désignent respectivement l'ouverture et la fermeture.

Il est possible de démontrer la relation suivante:

$$F \geq \text{FOF} \geq \text{OFO} \geq O \dots \dots \dots [\text{II-15}]$$

Cette relation montre que le filtre auto-médian supprime moins de détails que l'ouverture et la fermeture. En revanche les détails supprimés seront à la fois des détails blancs et des détails noirs.

II.5.3 Les filtres alternés séquentiels

Les filtres alternés séquentiels s'obtiennent en réalisant une série d'ouverture et fermeture de tailles croissantes (le dernier élément structurant donne la taille minimale des objets). Ils sont utilisés pour filtrer progressivement le bruit. De tels filtres ont eu un succès tout particulier, en effet, chaque étape de filtrage alterné met en évidence des détails de taille croissante.

Le filtre alterné séquentiel est illustré par l'expression suivante :

$$O_i F_i O_{i-1} F_{i-1} O_{i-2} F_{i-2} \dots O_{i-n} F_{i-n} \dots \quad [\text{II-16}]$$

Ou bien :

$$F_i O_i F_{i-1} O_{i-1} F_{i-2} O_{i-2} \dots F_{i-n} O_{i-n} \dots \quad [\text{II-17}]$$

II.6 Gradient morphologique [1]

La détection de contours représente une tâche importante en traitement d'images. La morphologie mathématique propose des outils non-linéaires de détection de contours, comme le gradient et le laplacien morphologiques.

II.6.1 Gradient interne (par érosion)

Il met en évidence le contour interne, c'est le résidu obtenu entre l'image initiale et son érodé par B.

$$g^-(f) = f - E_B(f) \dots \quad [\text{II-18}]$$

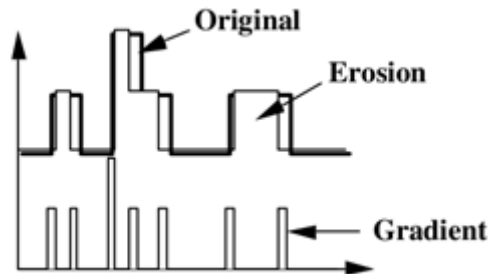


Figure-II-15- Gradient interne

II.6.2 Gradient externe (par dilatation)

Il renforce le contour extérieur, c'est le résidu obtenu entre le dilaté de l'image par B et l'image initiale.

$$g^+(f) = D_B(f) - f \dots \quad [\text{II-19}]$$

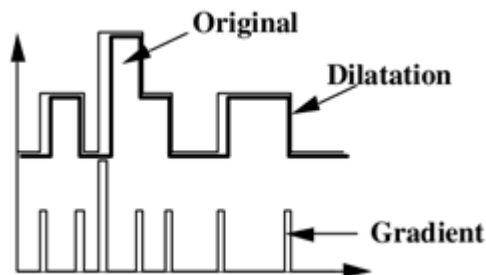


Figure-II-16- Gradient externe.

II.6.3 Gradient morphologique

Enfin, il y'a le gradient de Beucher, aussi appelé large gradient qui est la différence entre le dilaté de l'image par l'élément structurant B et son érodé.

$$g(f) = D_B(f) - E_B(f) \dots\dots\dots [II-20]$$

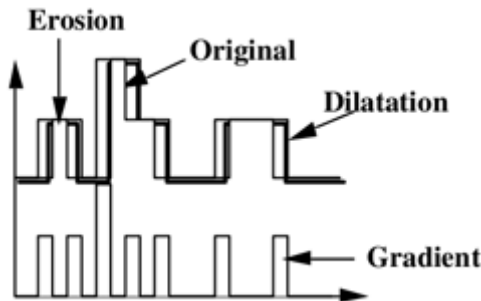


Figure-II-17- Gradient morphologique.

II.6.4 Laplacien

C'est le résidu obtenu avec comme primitives les gradients par dilatation et érosion. Pour les fonctions il vaut :

$$L(f) = g+(f) - g-(f) \dots\dots\dots [II-21]$$

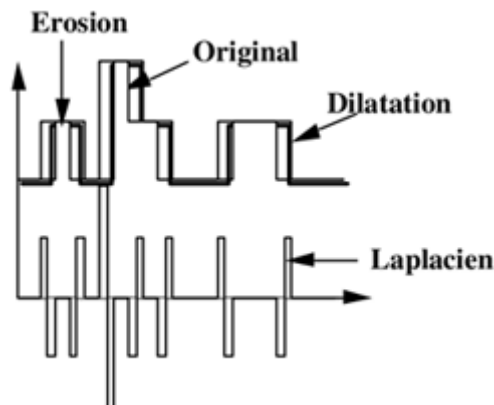


Figure-II-18- Laplacien morphologique.

II.7 Les transformations géodésiques

Dans la suite, nous présentons les notions fondamentales de la morphologie géodésique, de telles notions conduisent à une famille d'opérateurs pour la segmentation d'image.

II.7.1 Définition de la distance géodésique

La notion de distance entre points, entre points et ensemble et entre ensembles est très importante en analyse d'image.

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

Il existe deux catégories de distance : la distance euclidienne (bien connue) et la distance géodésique.

Considérons un ensemble X , et soient x et y appartenant à cet ensemble X . On peut définir la distance géodésique entre deux points x et y comme étant la distance la plus courte entre ces deux points selon un chemin totalement inclus dans l'ensemble X . [2]

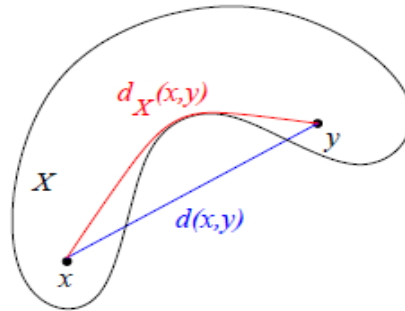


Figure-II-19- La distance géodésique.

Elle obéit, en effet, comme la distance métrique aux trois propriétés définissant une distance, à savoir :

$$d_x(x,y) = d_x(y,x) \dots\dots\dots [\text{II-22}]$$

$$d_x(x,y) = 0 \Leftrightarrow x = y \dots\dots\dots [\text{II-23}]$$

$$d_x(x,z) \leq d_x(x,y) + d_x(y,z) \dots\dots\dots [\text{II-24}]$$

D'une manière générale, on a toujours :

$$d(x,y) \leq d_x(x,y) \dots\dots\dots [\text{II-25}]$$

Ce chemin définit un arc géodésique ou ligne géodésique.

II.8 Dilatation et érosion géodésiques binaires

Considérons un ensemble $Y \subset X$, on appellera dilatation géodésique de Y par B selon X l'ensemble des points tel que $x \in X$, λB centré en x forme une intersection non nulle avec Y noté :

$$D_g^B(Y) = \{x \in X, B_x(X, \lambda) \cap Y \neq \emptyset\} \dots\dots\dots [\text{II-26}]$$

Où B_x représente la boule géodésique de taille λ implantée au point x est définie par :

$$B_x(X, \lambda) = \{Y \in X, d_x(x, y) \leq \lambda\} \dots\dots\dots [\text{II-27}]$$

Comme on peut le définir de la manière suivante :

$$D_g(Y) = D(Y) \cap X \dots\dots\dots [\text{II-28}]$$

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

De la même, on peut définir l'érosion géodésique notée : $E_g B_x(Y)$ à partir des expressions :

$$E_g^B(Y) = \{x \in X, B_x(x, \lambda) \subset Y\} \dots \dots \dots \text{ [II-29]}$$

$$E_g(Y) = E(Y) \cap X \dots \dots \dots \text{ [II-30]}$$

La dilatation et l'érosion géodésiques de taille n sont définies par itération :

$$D_g^n(X) = \underbrace{D(\dots(D(X) \cap Y) \cap Y \dots)}_{n \text{ fois}} \cap Y \dots \dots \dots \text{ [II-31]}$$

$$E_g^n(X) = \underbrace{E(\dots(E(X) \cap Y) \cap Y \dots)}_{n \text{ fois}} \cap Y \dots \dots \dots \text{ [II-32]}$$

Remarque :

$$D_g^n(X) \neq D^n(X) \cap Y \dots \dots \dots \text{ [II-33]}$$

II.9 Dilatation et érosion géodésiques numériques

La dilatation géodésique a pour objet de dilater une image appelée marqueur g tout en étant contraint dans une image appelée masque f.

Le marqueur est tout d'abord dilaté, le résultat de la dilatation est ensuite contraint à l'intérieur du masque par l'opération de minimum avec f. [3].

La dilatation géodésique numérique est définie par :

$$D_f(g) = \inf(D(g), f) \dots \dots \dots \text{ [II-34]}$$

Notée aussi :

$$D_f(g) = D(g) \wedge f \dots \dots \dots \text{ [II-35]}$$

Par itération, on obtient la dilatation géodésique de taille n :

$$D_f^n(g) = \underbrace{D(\dots(D(g) \wedge f) \wedge f \dots)}_{n \text{ fois}} \wedge f \dots \dots \dots \text{ [II-36]}$$

Par dualité, on peut définir l'érosion géodésique à teintes de gris (numérique) :

$$E_f^n(g) = \underbrace{E(\dots(E(g) \vee f) \vee f \dots)}_{n \text{ fois}} \vee f \dots \dots \dots \text{ [II-37]}$$

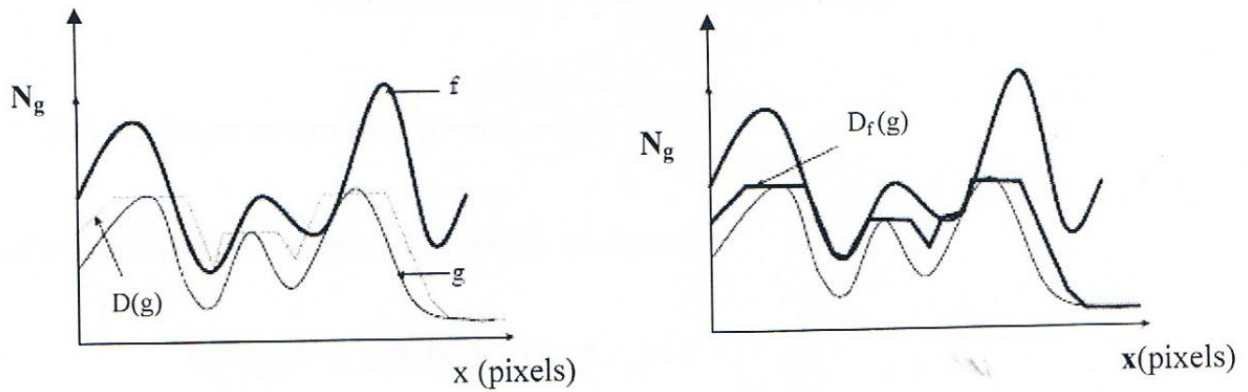


Figure-II-20- Dilatation géodésique numérique.

II.10 La reconstruction binaire

II.10.1 Reconstruction par dilatation

L'opération de reconstruction géodésique par dilatation consiste à itérer la dilatation géodésique jusqu'à idempotence :

$$D_g^\infty (X) = \underbrace{D (\dots (D(X) \cap Y) \cap Y \dots)}_{\text{Jusqu'à idempotence}} \cap Y \dots \dots \dots \text{ [II-38]}$$

Jusqu'à idempotence

L'ensemble X est appelé marqueur.

II.10.2 Reconstruction duale

On définit la reconstruction binaire duale par itération de l'érosion géodésique jusqu'à idempotence :

$$E_g^\infty (X) = \underbrace{E (\dots (E(X) \cap Y) \cap Y \dots)}_{\text{Jusqu'à idempotence}} \cap Y \dots \dots \dots \text{ [II-39]}$$

Jusqu'à idempotence

II.11 Reconstruction géodésique numérique

II.11.1 Reconstruction par dilatation

Nous avons vu que la reconstruction binaire par dilatation consiste à dilater un ensemble en imposant aux résultats de rester dans un ensemble de référence. Nous pouvons appliquer la même idée au cas numérique.

Considérons deux reliefs topographiques f et g , la reconstruction de g par f revient à dilater latéralement le relief f en imposant de ne jamais dépasser la référence g , donc elle est définie par :

$$D_f^\infty(g) = D(\dots(D(g) \wedge f) \wedge f \dots) \wedge f \dots \dots \dots \text{ [II-40]}$$

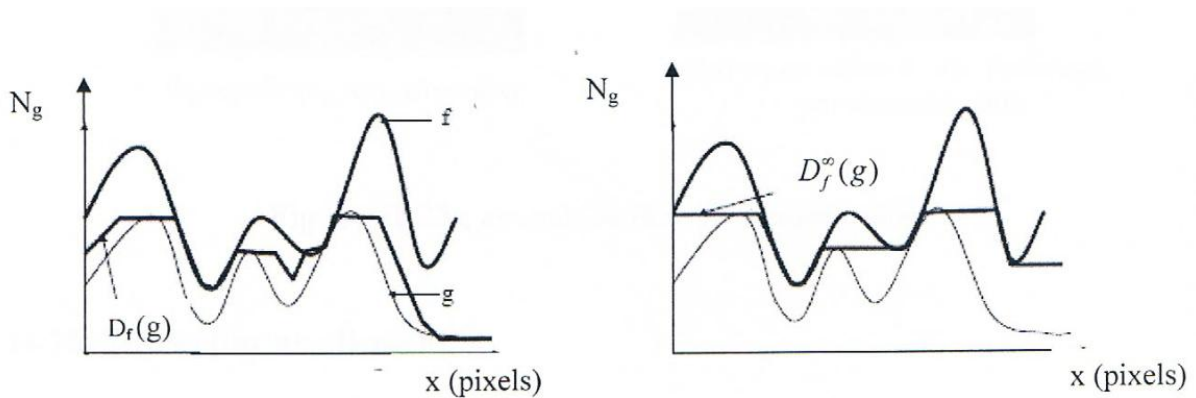


Figure-II-21- reconstruction par dilatation.

II.11.2 Reconstruction duale

C'est la reconstruction numérique par érosion géodésique :

$$E_f^\infty(g) = E(\dots E(E(g) \vee f) \vee f \dots) \vee f \dots \dots \dots \text{ [II-41]}$$

II.12 Ouverture et fermeture par reconstruction

Le but de l'ouverture et fermeture par reconstruction est d'éliminer des particules dont la taille est inférieure à une certaine valeur.

Lorsqu'on cherche à lisser les objets, en utilisant l'une de ces transformations, on vise à obtenir un résultat conforme à l'image de départ. Si l'on applique une ouverture morphologique, par exemple, la première opération (érosion) par l'élément structurant de

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

taille n élimine des particules inférieures à n , par contre les particules restantes seront obtenues par dilatation par le même élément (taille n).

On voit dans l'image le résultat des artefacts liés à l'élément structurant, ce phénomène est flagrant lorsqu'on est contraint d'utiliser un élément structurant de taille importante, ce qui est souvent le cas quand on cherche un lissage efficace.

Pour éviter l'apparition d'artefacts on remplace la deuxième opération (dilatation) par une opération géodésique, prenant comme référence l'image de départ. On a alors :

$$O_g(X) = D_g(E_B(X)) \dots\dots\dots [II-42]$$

$$F_g(X) = E_g(D_B(X)) \dots\dots\dots [II-43]$$

En itérant l'opération géodésique jusqu'à idempotence, on obtient l'ouverture et fermeture par reconstruction suivantes :

$$O_B^{rec}(X) = D_g^\infty(E_B(X)) \dots\dots\dots [II-44]$$

$$F_B^{rec}(X) = E_g^\infty(D_B(X)) \dots\dots\dots [II-45]$$



Figure II-22- Ouverture et fermeture par reconstruction.

A gauche on a l'image initiale, au milieu l'ouverture par reconstruction et à droite la fermeture par reconstruction.

II.13 Squelettisation

L'objectif de la squelettisation est de représenter un ensemble avec un minimum d'informations sous une forme qui soit à la fois simple à extraire et commode à manipuler. La notion de squelette est apparue, donc, pour l'étude des objets minces, en effet, pour de telles figures, il est certain que c'est l'allure d'une représentation filiforme qui est importante (l'épaisseur des objets à traiter ne contient pas d'informations). [4]

L'idée de squelettisation consiste à centrer dans la forme un squelette qui soit significatif de l'élongation et de déformation de celle-ci, typiquement, le squelette d'un cercle va alors être son centre, celui d'une ellipse son grand axe.

II.13.1 Définition du squelette

Considérons un ensemble X et sa frontière AX ; on dit qu'un point $S \in X$ appartiendra au squelette de X noté $Sq(X)$ si :

$$S \in Sq(X) \Leftrightarrow y_1, y_2 \in AX \dots\dots\dots [II-46]$$

Tel que :

$$y_1 \neq y_2 \text{ et } d(S, AX) = d(S, y_1) = d(S, y_2) \dots\dots\dots [II-47]$$

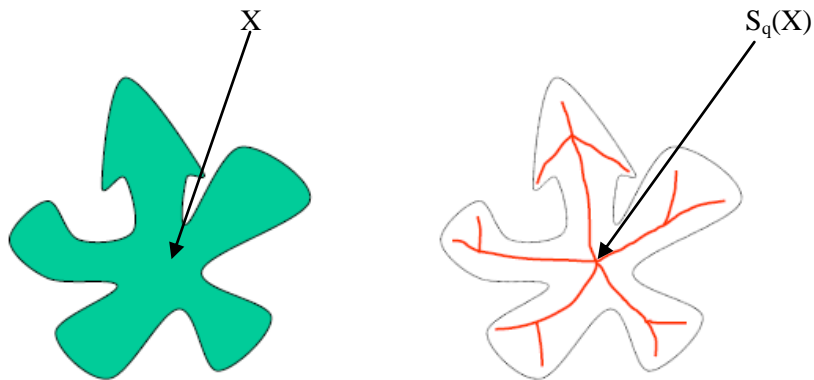


Figure-II-23- Exemple de squelette.

II.14 Squelette par zone d'influence

II.14.1 Définition de la zone d'influence

La zone d'influence d'une composante connexe est constituée de l'ensemble des points les plus proches de cette composante connexe que de n'importe quelle autre. Soit M un ensemble composé de k composantes connexes

$$M = \bigcup_{i=0}^{k-1} M_i \dots\dots\dots [II-48]$$

On appelle zone d'influence de M_i , et on note $IZ(M_i)$ l'ensemble des pixels de D plus proches de M_i que de n'importe quelle autre composante connexe :

$$IZ(M_i) = \{p \in D, \forall (i, j) \in [0, \dots, k]^2 ; (j \neq i), d(p, M_i) < d(p, M_j)\} \dots\dots [II-49]$$

Où $d(p, M_i)$ est la distance du pixel p à l'ensemble M_i .

Chapitre II : Les opérateurs de base de la morphologie mathématique

Le concept de zone d'influence vient de la théorie des graphes. Il est parfois appelé partitionnement de Voronoï dans ce contexte. L'ensemble des zones d'influence des composantes connexes d'une image constitue un pavage de cette image. Il donne une indication pertinente sur la répartition de ces composantes dans l'image (C. Lantuejoul, 1978).

Les zones d'influence sont séparées par une ligne dont les points vérifient

$$d(p, M_i) = d(p, M_j) \dots\dots\dots [II-50]$$

Cette ligne est appelée Skelton by Influence Zones (SKIZ). Elle est définie par :

$$SKIZ(M) = D/IZ(M) \dots\dots\dots [II-51]$$

Les points appartenant au SKIZ sont situés sur la ligne de crête de la fonction de distance.

L'analogie avec la squelettisation lui vaut la dénomination d'exosquelette puisqu'il forme un squelette du fond comme illustré sur la figure-II-23. On notera que les zones d'influence ne préservent pas l'homotopie de l'ensemble initial. De même, le SKIZ ne préserve l'homotopie du fond.

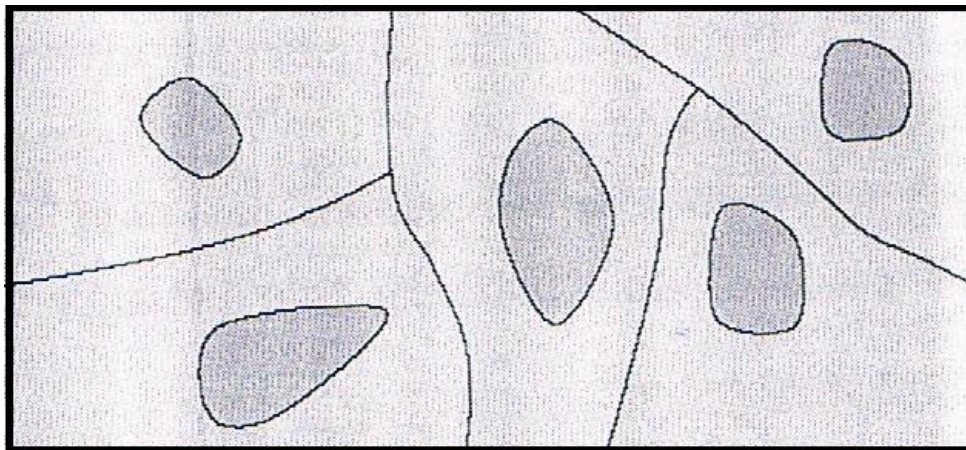


Figure-II-24- Exosquelette.

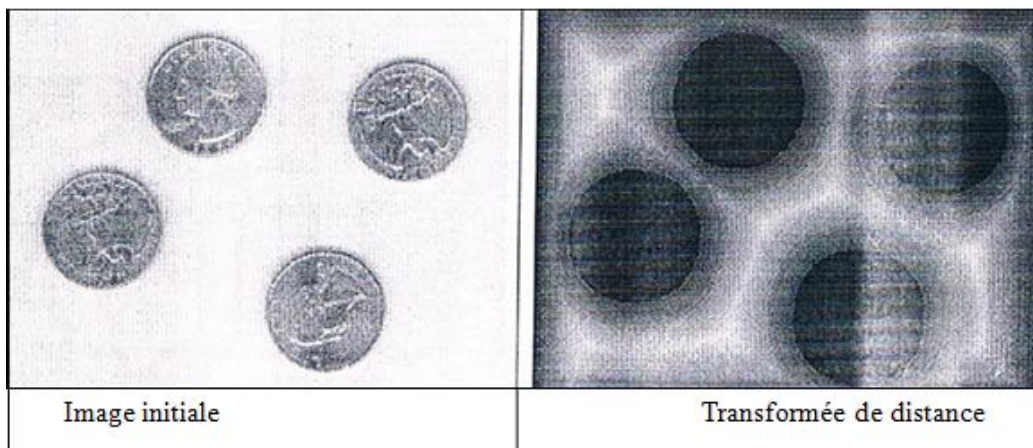


Figure-II-25- SKIZ par transformée de distance

II.15 Les extrema d'une fonction

La notion d'extremum régional joue un rôle important pour les images numériques, en particulier, dans les calculs des opérateurs géodésiques.

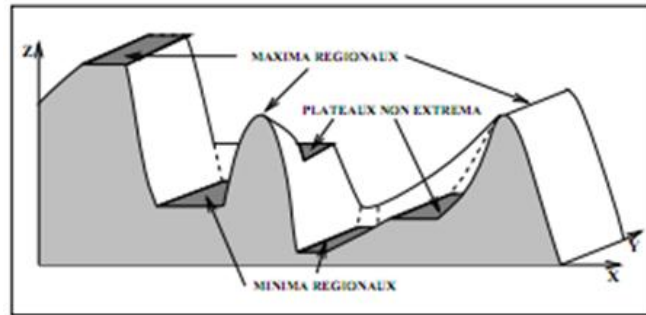


Figure-II-26- Les extrema régionaux d'une image

II.15.1 Définition du maximum régional

Un maximum régional de f est un sommet de la surface topographique c'est-à-dire une région connexe d'où il n'est pas possible partant d'un point quelconque de cette région de joindre un point de la surface d'altitude supérieure par un chemin jamais descendant. [5]

Il est possible de déterminer ces maxima à l'aide de la reconstruction. Cette notion est définie par :

$$MR(f) = f - R_f(f-1) \dots\dots\dots [II-52]$$

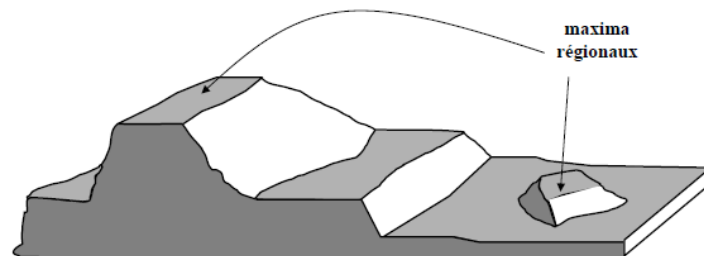


Figure-II-27- Les maxima régionaux

II.15.2 Définition du minimum régional

Un minimum régional est une cuvette de la surface topographique d'où il n'est pas possible de joindre un point du graphe de f d'altitude inférieure par un chemin jamais ascendant.

Suivant le même raisonnement que précédemment, on peut déterminer les minima à l'aide de la reconstruction par érosion de l'image $f+1$ en étant contraint par l'image de départ f .

Ainsi, les minima régionaux seront déterminés par :

$$mR(f) = [R_f^*(f+1)] - f \dots \dots \dots [II-53]$$

II.15.3 Maxima et minima étendus

Les extrema régionaux sont extrêmement sensibles au bruit de l'image, une approche plus robuste consiste à éliminer les points de l'image dont le contraste est plus petit que la valeur h (bruit). On appelle cette transformation h-max tel que :

$$h\text{-max}_h(f) = f - R_f(f - h) \dots \dots \dots [II-54]$$

Finalement, la position des maxima est donnée par la détection des maxima régionaux de la transformée h-max de f avec un paramètre de bruit h.

$$EMAX_h(f) = MR(h\text{-max}_h(f)) \dots \dots \dots [II-55]$$

De manière duale, nous pouvons définir les minima étendus d'une image connaissant la hauteur du bruit à éliminer h :

En premier lieu, on doit éliminer les points de l'image dont le contraste est plus petit que la valeur h du bruit, ce qui fait l'objet de la transformation h-min :

$$H\text{-min}_h(f) = [R_f^*(f+h)] - f \dots \dots \dots [II-56]$$

La position des minima étendus sera donnée par:

$$Emin_h(f) = mR^*(h\text{-min}_h(f)) \dots \dots \dots [II-57]$$

III.1 Définition de la segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond.

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes :

- La segmentation fondée sur les régions ;
- La segmentation fondée sur les contours ;
- La segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité ;
- La segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

III.1.1 Segmentation par approche régions

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de méthodes de décomposition/fusion ; soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions.

Les algorithmes de décomposition/fusion exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). On cherche des couples de régions candidates à une fusion et on les note en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. On fusionne alors les couples de régions les mieux notés, et on réitère jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture générale donnée;

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

Ou alors jusqu'à ce que les meilleures notes attribuées aux couples de régions n'atteignent plus un certain seuil (dans ce dernier cas, on parle d'un algorithme avec minimisation fonctionnelle).

Les algorithmes de croissance de région partent d'un premier ensemble de régions, qui peuvent être calculées automatiquement (par exemple, les minima de l'image), ou fournies par un utilisateur de manière interactive. Les régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné, tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux, développés dans le cadre de la morphologie mathématique, appartiennent à cette catégorie.

III.1.2 Segmentation par approche contours

Cette approche cherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes.

L'intérêt principal des méthodes de segmentation selon l'approche frontières est de minimiser le nombre d'opérations nécessaires en cas d'itération du processus sur des séries d'images peu différentes les unes des autres (cas des images vidéo notamment). En effet, une fois que les contours des régions ont été trouvés dans la première image, l'application du modèle déformable à l'image suivante est plus efficace que de tout recalculer, si la différence entre les images est peu importante.

III.1.3 Segmentation par classification ou seuillage

On part ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme par exemple la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image.

Il existe également d'autres méthodes de segmentation qui n'appartiennent pas aux catégories citées précédemment et qui utilisent des formalismes différents.

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

A titre d'exemple, on peut citer la méthode des contours actifs basée région, les réseaux de neurone et la morphologie mathématique représentée par l'algorithme de la ligne de partage des eaux qui sera décrit dans ce chapitre.

III.2.1 Définition de la LPE

En morphologie mathématique, l'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE) est un algorithme de segmentation d'images, ce qui revient à décomposer une image en régions homogènes.

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut, en effet, être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants.

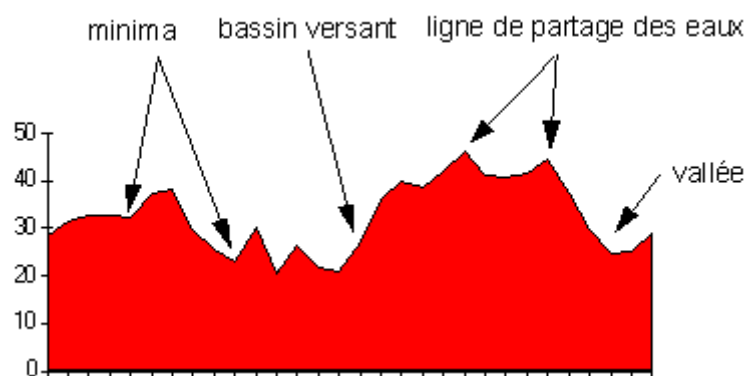


Figure-III-1- Ligne de partage des eaux.

Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion.

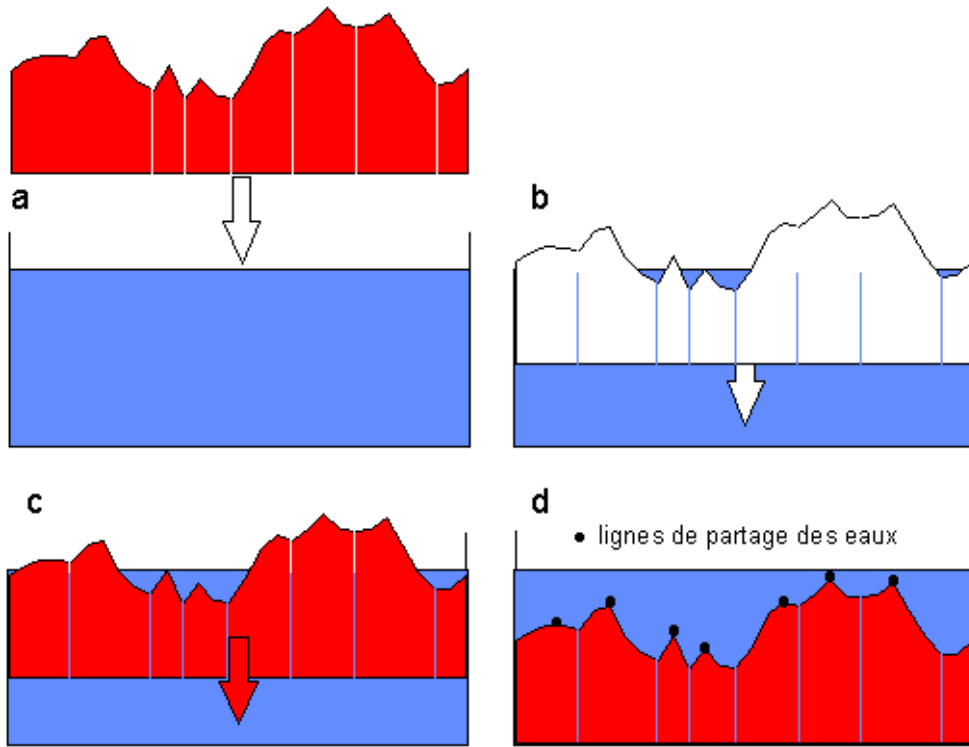


Figure-III-2- Ligne de partage des eaux par immersion.

III.2.2 Construction de la LPE [6]

Cette définition de la ligne de partage des eaux en termes d'inondation présente l'avantage de fournir un algorithme direct pour sa construction.

Cet algorithme est basé sur la reconstruction des seuils successifs de la fonction f à l'aide du squelette par zone d'influence (SKIZ). Nous allons le décrire en détails à l'aide d'un exemple.

Soit f une fonction numérique, désignons par $Z_i(f)$ l'ensemble des points x d'altitude inférieure ou égale à i .

$$Z_i(f) = \{x : f(x) \leq i\} \dots\dots\dots [III-1]$$

Considérons la plus petite altitude i correspondant à un seuil $Z_i(f)$ non vide. $Z_i(f)$ peut avoir plusieurs composantes connexes, chacune d'elles étant alors par définition un minimum régional de f . Examinons alors le seuil $Z_{i+1}(f)$ immédiatement supérieur, on a bien entendu :

$$Z_i(f) \subset Z_{i+1}(f) \dots\dots\dots [III-2]$$

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

Soit Z une composante connexe de $Z_{i+1}(f)$. Il y a trois relations possibles entre Z et $Z_i(f)$

- $Z \cap Z_i(f) = \emptyset$. Dans ce cas, Z est un minimum régional de f à l'altitude $i+1$.
- $Z \cap Z_i(f)$ est non vide et connexe. Dans ce cas, Z représente le niveau $(i+1)$ produit par l'inondation de minimum régional $Z_i(f) \cap Z$.
- $Z_i(f) \cap Z$ peut être non vide et formé de plusieurs composantes connexes, dans ce cas Z est la réunion des eaux provenant des différents minima régionaux composant $Z_i(f) \cap Z$.

Comme cette jonction n'est pas autorisée il faut donc construire la ligne de partage des eaux séparant ces différents lacs, pour cela on construit les zones d'influence géodésiques de $Z_i(f) \cap Z$ dans Z .

Chaque zone d'influence constitue un bassin versant au niveau $i+1$ associé à chaque minimum régional (composante connexe) de $Z_i(f) \cap Z$.

Reprenons alors la totalité de seuil $Z_{i+1}(f)$. Comme ce qui vaut pour une composante connexe de $Z_{i+1}(f)$ vaut pour toutes les autres composantes.

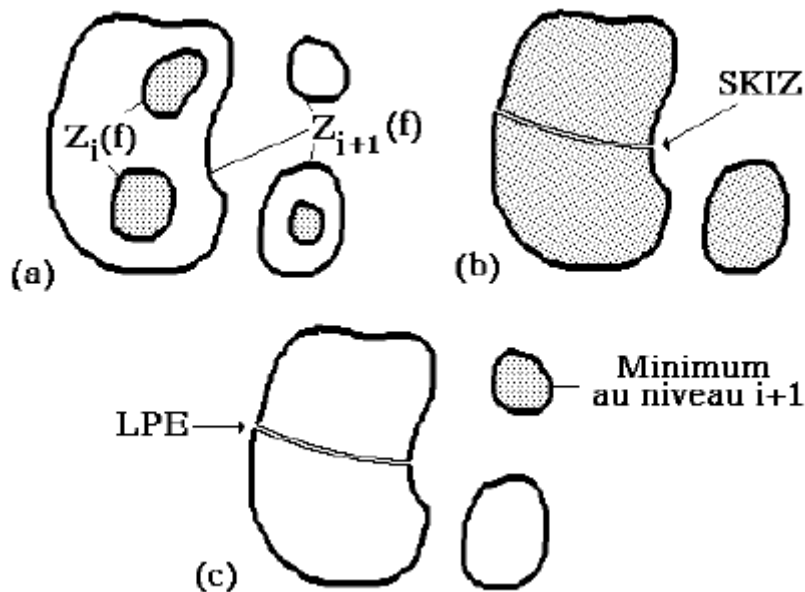


Figure-III-3- Construction de la LPE par SKIZ géodésique.

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

Il suffit alors de réitérer cette procédure de construction pour les niveaux de $i+2$, $i+3$, ...etc de façon plus formelle on peut décrire cet algorithme comme suit :

Initialisation

$$W_0 = m_0(f) \dots\dots\dots [III-3]$$

$m_0(f)$ désigne les minima de f à l'altitude nulle et W_0 , la section des bassins versants de f au même niveau.

Pour $i=1$ jusqu'à $i=N$, calculer :

$$W_i = [\text{SKIZ}_{Z_i(f)}(W_{i-1})] \cup m_i(f) \dots\dots\dots [III-4]$$

Le premier terme désigne le squelette par zone d'influence géodésique de W_{i-1} , section des bassins versants de f au niveau $i-1$ dans le seuil de f au niveau i .

Le second terme est constitué des minima de f à l'altitude i , chaque niveau peut se calculer par l'opération suivante :

$$m_i(f) = Z_i(f) / R_{Z_i(f)}(Z_{i-1}(f)) \dots\dots\dots [III-5]$$

C'est la différence entre le seuil i et la reconstruction géodésique de seuil $i-1$.

A la fin de la procédure, W_N représente les bassins versants de f .

$$\text{LPE} = W_N^c \dots\dots\dots [III-6]$$

III.2.3 Utilisation de la LPE

En pratique, un algorithme de ligne de partage des eaux n'est que rarement appliqué directement à l'image originale. On commence classiquement par une étape de filtrage, puis, étape essentielle, on procède au calcul d'un gradient ou, plus généralement, au calcul d'une image indiquant les zones de transition qu'on cherche à détecter.

On peut pour cela utiliser le module du gradient euclidien, un gradient morphologique, un gradient couleur, ou toute autre méthode adaptée. Le calcul de la ligne de partage des eaux n'est alors que la dernière étape de la procédure de segmentation.

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

Observons maintenant le résultat de la LPE sur une image naturelle simple.

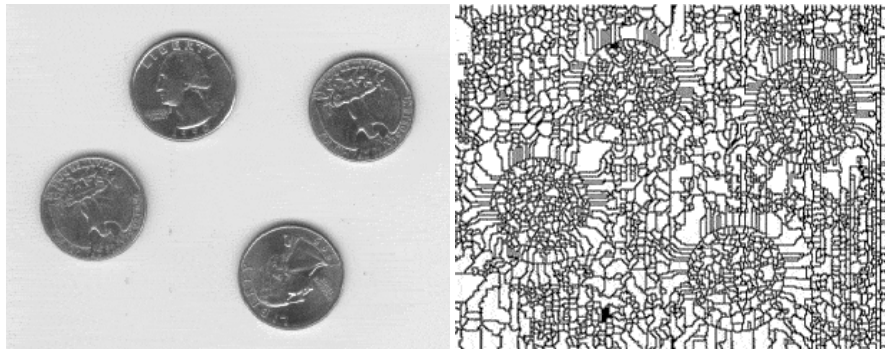


Figure-III-4- LPE sur une image naturelle.

On est souvent confronté à un problème de sur-segmentation lorsqu'on utilise une ligne de partage des eaux : on obtient alors bien plus de régions que souhaité. Plusieurs stratégies sont envisageables pour résoudre ce problème, telles que : un filtrage adapté ou le choix de marqueurs indiquant les sources de l'inondation.

III.3 Segmentation contrôlée par marqueurs

L'idée essentielle derrière la segmentation contrôlée par des marqueurs est de transformer l'image en entrée de façon que les lignes LPE de l'image transformée correspondent aux frontières des objets recherchés. Cette image transformée est dite : fonction de segmentation. Dans le cas pratique, un calcul direct de lignes de partage des eaux de la fonction de segmentation produit une sur-segmentation due au grand nombre de minima trouvés dans l'image. Par conséquent, la fonction de segmentation doit être filtrée avant le calcul des lignes de partage des eaux afin de supprimer les minima sans importance. Plusieurs techniques de filtrage peuvent être considérées. Cependant, la technique d'imposition des minima est la technique la plus appropriée dans la plupart des applications. Cette technique requiert la détermination d'une fonction marqueur qui marque les objets recherchés. Les marqueurs correspondants sont ensuite considérés comme l'ensemble des minima à imposer pour la fonction de segmentation.

La réalisation de cette idée exige deux choses :

- Extraction des marqueurs ;
- Intégration des marqueurs dans l'image originale.

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

III.3.1 Extraction des marqueurs

Les techniques de marquage permettent la sélection de nouveaux attracteurs, dans le but de contrôler la LPE simple.

On cherche des ensembles connexes de points faisant partie des objets à segmenter. Le choix des marqueurs doit se faire de manière à contenir des minima significatifs de l'image contenus dans les sous bassins versants.

Il existe plusieurs méthodes de type morphologique qui permettent de déterminer de tels ensembles.

III.3.1.1 Méthode du chapeau haut de forme

Dans cette méthode, on extrait les éléments plus petits que l'élément structurant. C'est-à-dire qu'on considère comme marqueur les éléments qui sont à l'intérieur du chapeau haut de forme (qui est la différence entre l'image f et son ouvert de taille λ).

On choisit la valeur de λ en fonction de la taille des éléments à mettre en évidence.



Figure III-5- Extraction des marqueurs par chapeau haut de forme.

III.3.1.2 Méthode des h-minima

Cette méthode consiste à déterminer les régions minimales de l'image obtenue par reconstruction géodésique par érosion d'une image source I par J (image tradatée de I d'un niveau h).

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

Cette reconstruction géodésique a pour effet de combler des bassins versants non significatifs (ce qui suppose un bon choix de h) pour ne conserver que les minima correspondants aux zones d'intérêt.

III.3.1.3 Choix manuel

Cette méthode s'applique lorsque la forme ou la position des objets à déterminer est très complexe. En effet, on choisit la position des minimums du gradient de façon manuelle.

III.3.2 Intégration des marqueurs dans l'image

La reconstruction géodésique consiste à reconfigurer les minima d'une image. Le procédé de reconstruction crée une image égale à l'origine dans les zones d'intérêt et élimine les minima non marqués (*swamping*). Les zones de l'image ainsi marquées seront source d'immersion dans la LPE. Il faut qu'un seul minimum du gradient apparaisse à l'aplomb de chaque objet et qu'un seul minimum soit présent dans le fond.

III.4 Simplification de l'image

En général, les images naturelles sont bruitées et de ce fait perturbent les algorithmes d'analyse d'image. Pour améliorer les performances des opérateurs de segmentation, les chaînes de segmentation effectuent généralement différentes transformations afin de faire ressortir les informations pertinentes recherchées en atténuant les informations parasites (bruit).

La simplification de l'image est donc une succession de prétraitements destinés à construire, à partir d'une image d'entrée bruitée, une image adaptée à l'algorithme d'extraction des caractéristiques.

Les principaux opérateurs de simplification sont les suivants :

III.4.1 Les filtres séquentiels

Ces filtres permettent de conserver l'information de contour tout en simplifiant l'image, ils sont, pour cette raison, bien adaptés au pré-filtrage de l'image en vue de sa segmentation.



Figure III-6- Simplification de l'image par filtre séquentiel(OFO).

O et F représentant respectivement l'ouverture et la fermeture morphologiques.

III.4.2 Les filtres par reconstruction

La reconstruction géodésique configure les minima d'une image. Lors de la reconstruction de l'image initiale par l'image de contrainte, on obtient une image modifiée dont les minima correspondent à ceux définis par l'image de marquage.

Ce procédé de reconstruction crée alors une image égale à l'originale et élimine les minima non marqués. Ainsi donc, on opère une LPE sur cette image modifiée.

III.4.3 Image mosaïque

L'idée est de créer une mosaïque de l'image ressemblant à l'image initiale, afin d'éliminer les variations d'intensité à l'intérieur de chaque carreau de la mosaïque. La LPE de cette image est donc bien moins sur-segmentée.

La construction de cette mosaïque commence par l'application de la LPE au gradient, puis pour chaque minima du gradient (chaque bassin versant), on détermine le niveau de gris dans l'image initiale et on remplit le bassin versant avec cette valeur.

Chapitre III : Description de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux.

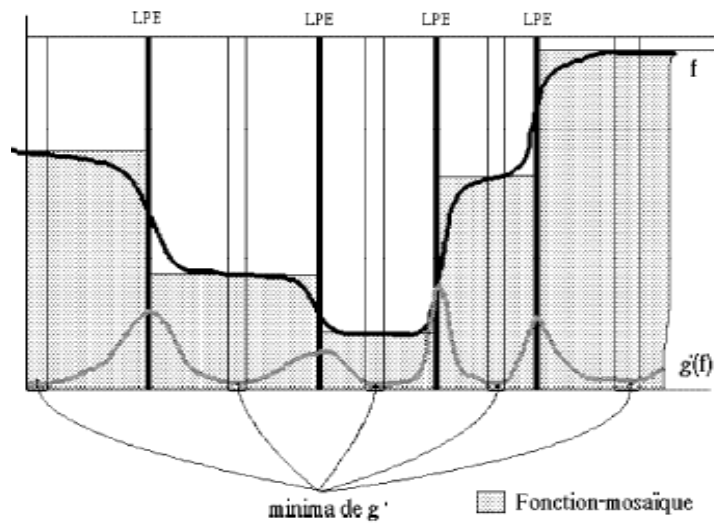


Figure III-7- Obtention de l'image mosaïque

Le but de notre travail est de segmenter des images avec la méthode de Ligne de Partage des Eaux. Pour cela, nous appliquons différentes méthodes de simplification (filtres) pour remédier au problème de sur-segmentation.

Toutes ces opérations vont être exécutées avec le logiciel Matlab. Notre choix s'est porté sur ce dernier pour les nombreuses possibilités de traitements qu'il offre.

IV.1 Présentation du logiciel Matlab

Matlab est l'abréviation de « MATrix LABoratory ». La structure de données principale utilisée par Matlab est la matrice monodimensionnelle ou multidimensionnelle.

C'est un logiciel qui permet de faire le calcul numérique et la visualisation optimisée pour le calcul matriciel. Il peut être considéré comme un langage de programmation qui dispose des syntaxes spécifiques, mais néanmoins, simples et intuitives.

Les instructions sous Matlab sont interprétées et exécutées ligne par ligne, il fonctionne dans plusieurs environnements tels que Xwindows, Windows, Macintosh.

Il existe deux modes de fonctionnement :

1- **Mode interactif** : Matlab exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.

Mode exécutif : Matlab exécute ligne par ligne un « fichier M » (programme en langage Matlab).

IV.2 Présentation des résultats

Nous avons réalisé une série de prétraitement sur les images suivantes :



a : image lenna

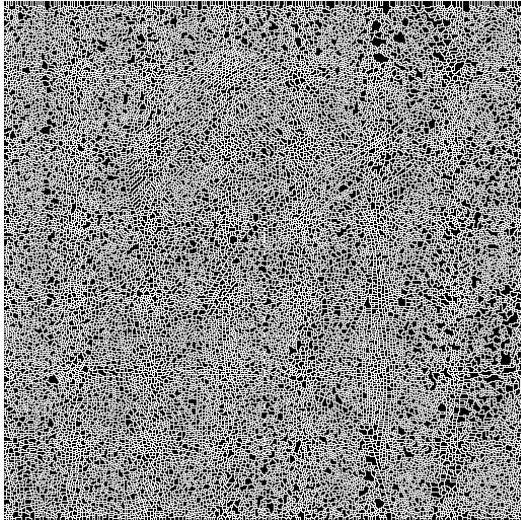


b : image cameraman

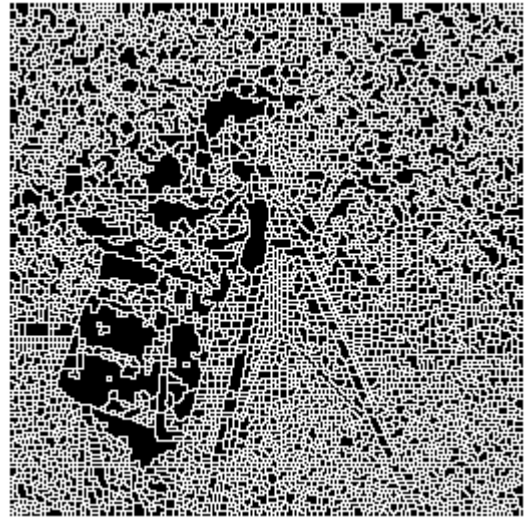


c : image house

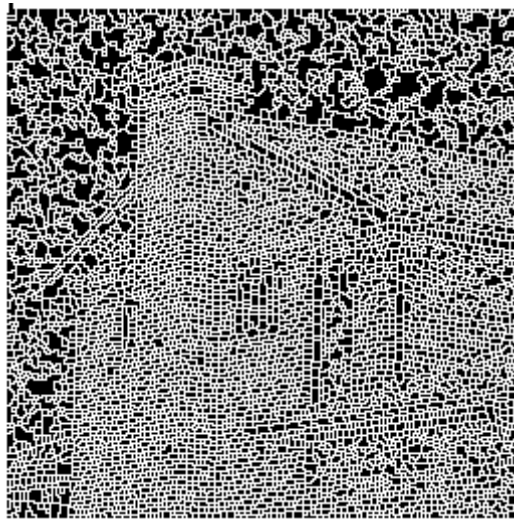
Figure IV-1- images originales.



a : LPE sur l'image lenna



b : LPE sur l'image cameraman



c : LPE sur l'image house

Figure IV-2- Segmentation par LPE sur image originale.

Chapitre IV Tests et résultats

En appliquant le filtre alterné séquentiel (FAS), on obtient les résultats suivants :



a : FAS de taille 4



b : FAS de taille 4

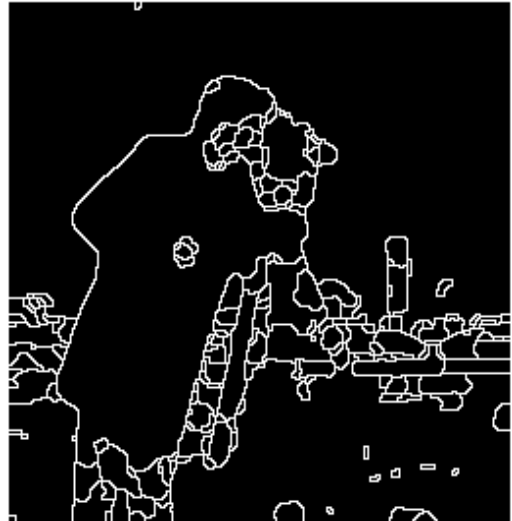


c : FAS de taille 4

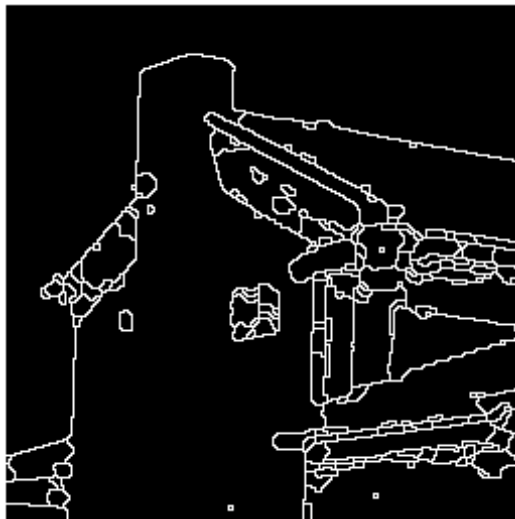
Figure IV-3- Images filtrées par FAS.



a : LPE après filtrage



b: LPE après filtrage

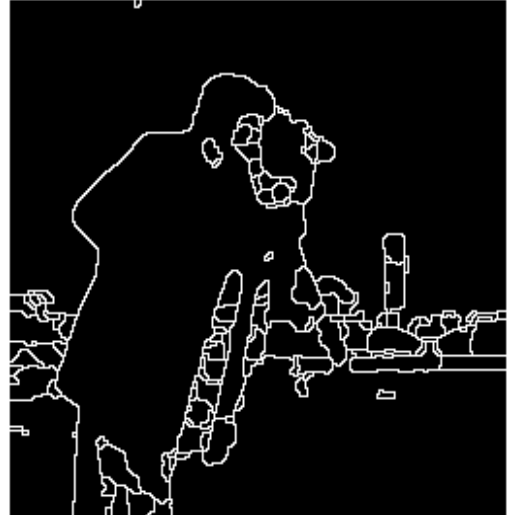


c : LPE après filtrage

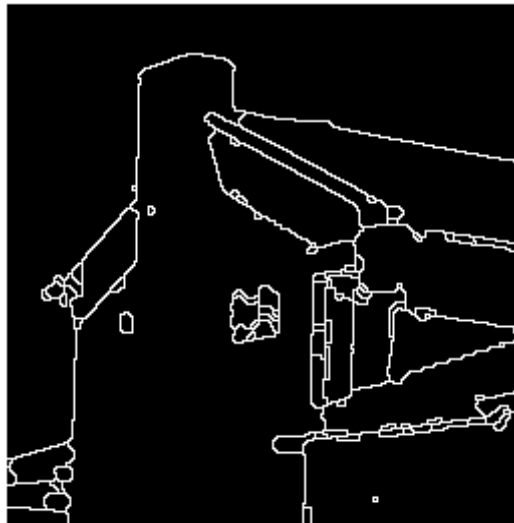
Figure IV-4- LPE après filtrage (FAS).



a : LPE avec h-min=25



b : LPE avec h-min=2

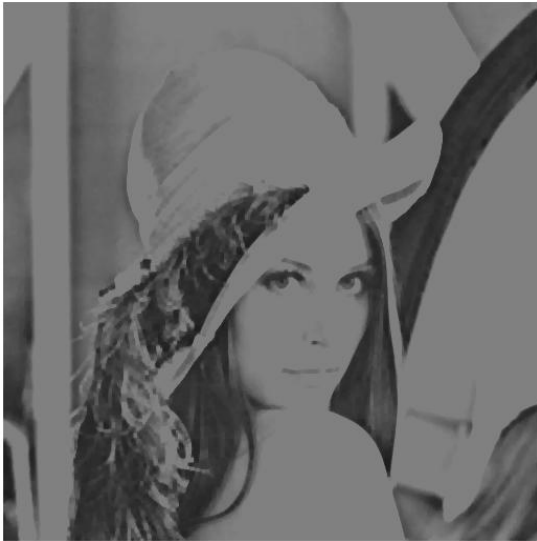


c : LPE avec h-min=25

Figure IV-5- LPE avec h-minima.

Chapitre IV Tests et résultats

Dans ce qui suit, on présente les résultats obtenus en utilisant le filtre OCCO
(Ouverture-Fermeture-Fermeture-Ouverture)



a : image filtrée par OCCO



b : image filtrée par OCCO

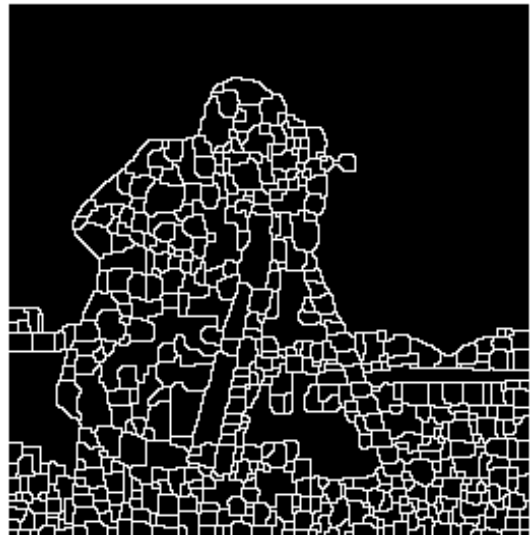


c : image filtrée par OCCO

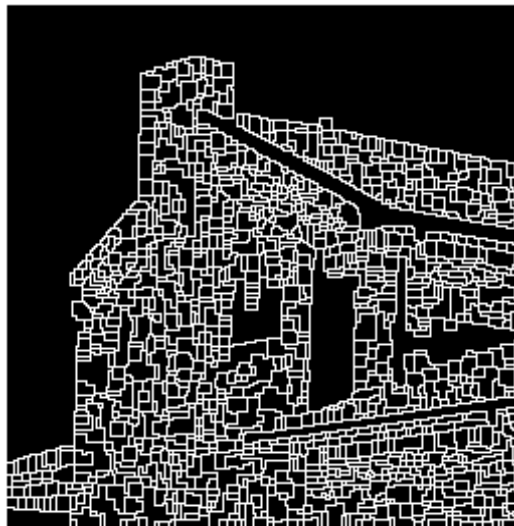
Figure IV-6- Images filtrées par OCCO.



a : LPE après filtrage



b : LPE après filtrage.

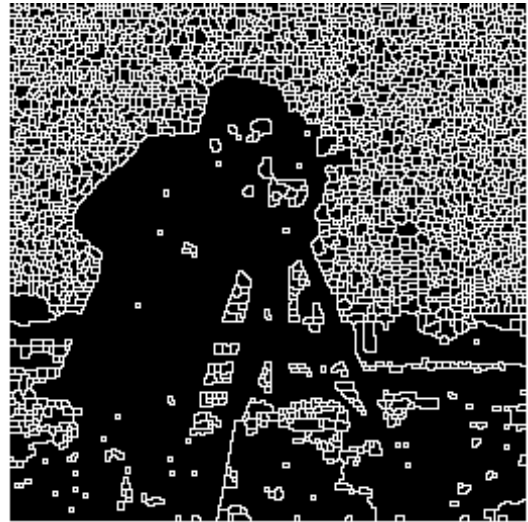


c : LPE après filtrage.

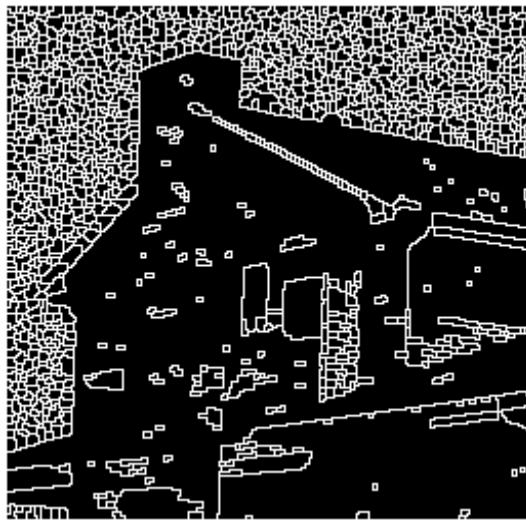
Figure IV-7- LPE après filtrage (OCCO).



a : LPE sur l'image filtrée.



b : LPE sur l'image filtrée.



c : LPE sur l'image filtrée.

Figure IV-8- LPE après filtre OCCO avec la différence entre l'image initiale et l'image filtrée.

IV.3 Interprétation des résultats

On constate qu'en appliquant l'algorithme de Ligne de Partage des Eaux (LPE) directement sur l'image originale, on obtient des images bien trop sur-segmentées.

Pour remédier à ce problème, nous avons appliqué, en premier lieu, un filtre alterné séquentiel (FAS) de taille 4 composé d'une série d'ouverture et de fermeture qui a, en effet, diminué cette sur-segmentation sur les trois images test.

Les figures IV-4-b et IV-4-c montrent que ce filtre offre un meilleur résultat sur les images cameraman et house, où nous distinguons mieux les formes de la maison et du cameraman malgré la disparition de quelques minima significatifs au niveau du pied de la camera.

La combinaison du FAS avec les h-minima a permis d'améliorer le résultat de segmentation sur l'image house de la figure IV-5-c où les contours sont plus précis.

Puis, l'application du filtre OCCO révèle une LPE qui marque bien les contours des objets de chaque image. Néanmoins, subsiste toujours cette sur-segmentation.

Pour améliorer la segmentation nous avons effectué la différence entre l'image initiale et filtrée. Nous constatons, dans ce cas, que la sur-segmentation est située à l'extérieur des zones d'intérêt.

Enfin, en ajoutant la différence entre l'image initiale et celle filtrée avec le filtre OCCO, le résultat reste toujours sur-segmenté mais à l'extérieur des zones d'intérêt. Ce prétraitement offre un bon résultat pour l'image cameraman.

Vu la complexité de l'image lenna qui comporte beaucoup de détails, les résultats de segmentation sont moins satisfaisants.

Conclusion

La segmentation par ligne de partage des eaux est très sensible au bruit, il est donc nécessaire de filtrer les images avant de les segmenter. Même après filtrage, et pour une image réelle, il est impossible d'éliminer tous les minima locaux. Ceci est visible au niveau du résultat de la segmentation par la présence de nombreuses zones parasites qui rendent l'image sur-segmentée.

Dans notre travail nous avons appliqué trois filtres qui ont permis d'atténuer la sur-segmentation.

Suite aux tests effectués, nous avons constaté qu'il n'existe pas de traitement optimal applicable à toute image. Le choix des filtres dépend fortement des caractéristiques de l'image à traiter.

Les résultats obtenus montrent que le FAS avec les h-minima sont mieux adaptés que le filtre OCCO. Ceci est dû à l'utilisation des h-minima qui a permis de marquer les zones d'intérêt de façon à faire apparaître les régions pertinentes dans la LPE produisant ainsi une segmentation de certaines des régions considérées.

Des améliorations peuvent être apportées à la méthode de segmentation par LPE, notamment en utilisant la pyramide morphologique.

Références bibliographiques

[1] : Jean SERRA « Dilatation, Erosion ». Ecole des Mines de Paris, 2000.

[2] : www.ext.upmc.fr/urfirst/image-numérique/propagation.html.

[3] : C. VACHIER « Morphologie mathématique et analyse d'images ». Université Paris12, 2002.

[4] : Melle CHEMLAL.H « Segmentation d'images avec les opérateurs de la morphologie mathématique ». Mémoire de fin d'études. UMMTO, 2005.

[5] : Antoine MANZARENA « Cours de morphologie mathématique ». ENSTA/LEI, 2005.

[6] : S.BEUCHER « Segmentation d'image et morphologie mathématique ». Thèse de doctorat. Ecole des Mines de Paris, 1990.