

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la A Recherche Scientifique
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire de Fin d'Etude
de MASTER ACADEMIQUE**

Spécialité : **Electronique**

Filière : **Electronique Biomédicale**

Présenté par

**Fatima MALKI
Katia TAGZIRT**

Mémoire dirigé par **Mr.Yacine Mouhia**

Thème

**Segmentation d'images par la méthode
de la Ligne de Partage des Eaux**

Mémoire soutenu publiquementdevant le jury composé de :

**President : Mmd Slimani
Examineur : Mr. IDJRI
Examineur : Mr HAMEG**

Liste des tableaux

Tableau I.1 : principe de codage de couleur

Tableau I.2 : principaux formats

Tableau II.1 : résultat de quelques opérateurs morphologiques

Liste des figures

Figure I.1 : Image fleur

Figure I.2 : Zoom sur image fleur

Figure I.3 : Image vectorielle et pixellisée

Figure I.4 : Image fleur noir et blanc

Figure I.5 : Image fleur 256 niveaux de gris

Figure I.6 : Image fleur 16 niveaux de gris

Figure I.7 : position du traitement d'image

Figure I.8 : Schéma d'un système de traitement d'image

Figure II.1 : segmentation d'une image originale

Figure II.2 : (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec $K=3$, (c) l'image classée par k-means avec $K=5$ et (d) l'image classée par Isodata.

Figure II.3 : Une image "naturelle" et son histogramme de niveaux de gris

Figure II.4 : Segmentation d'images par accroissement de région

Figure II.5 : Segmentation d'images par accroissement de région

Figure II.6 : l'image de cytologie et l'image d'altitude correspondante

Figure II.7 : différents formes de contours

Figure III.1 : Ligne de Partage des Eaux

Figure III.2 : construction de la LPE

Figure III.3 : relation entre les composantes connexes de deux seuils successifs d'une fonction

Figure III.4 : construction de la LPE par SKIZ géodésique-étape initiale(a), SKIZ géodésique du seuil i dans le seuil $i+1$ (b), ajout des minima a ce niveaux (c)

Figure III.5 : illustration de la sur-segmentation

Figure III.6 : application de la LPE avec marqueur méthode des h minima sur l'image *cell*

Figure III.7 : application de la LPE avec marqueur méthode des h minima sur l'image *lena*

Figure III.8: attribution des niveaux de gris de l'image mosaïque

Figure III.9: graphe associé au gradient de l'image mosaïque

Figure IV.1 : image '*lena*'

Figure IV.2 : image 'fleur'

Figure IV.3 : les principales étapes de l'algorithme de la Ligne de Partage des Eaux

Figure IV.4 : module du gradient

Figure IV.5 : régions détectées par la LPE : sur-segmentation

Figure IV.6 : les maxima régionaux

Figure IV.7 : Ligne de Partage des Eaux

Figure IV.8 : superposition des marqueurs et Ligne de Partage des Eaux sur l'image

Figure IV.9 : application de la LPE avec marqueur méthode du chapeau haut de forme sur l'image *lena*

Figure IV.10 : application de la LPE avec marqueur méthode du chapeau haut de forme sur l'image *cell*

Figure IV.11 : application de la LPE avec marqueur méthode choix manuel

Figure IV.12 : segmentation image *amsurf*

Figure IV.13: segmentation image *lena*

Figure IV.14: image mosaïque de *lena*

Figure IV.15: résultat de la LPE sur l'image mosaïque *lena* avec différentes itérations

Figure IV.16: résultat de la LPE sur l'image mosaïque *cell* avec différentes itération

Figure IV.17: image lissée avec une gaussienne de dimension 10 et d'écart-type de 10.

Figure IV.18 : image lissée de taille initiale 3 pour le FAS

Liste des abréviations

ROI : Région d'Intérêts, Région of Interest en anglais.

RVB : Rouge, Vert, Bleu (noté RVB ou RGB)

BMP: Windows Bit Map

JPG: Joint Photographic Experts Group (le format de compression d'image)

GIF: Graphics Interchange Format

TIFF: Tagged Image File Format

PNG: Portable Network Graphic

SVG: Scalable Vector Graphics (en français « graphique vectoriel adaptable »)

NG : Niveaux de Gris

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

1D : Une dimension

2D : Deux Dimensions

3D : Trois Dimensions

K-means : k -moyennes

LPE : Ligne de Partage des Eaux

SKIZ : Squelette par zones d'influence = frontières entre les zones d'influence.

ASF : Filtre Alterné Séquentiel

Remerciements

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste des abréviations

Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : Généralités sur les images

Instruction

I.1. Définition de l'image	1
I. 2. Les images numériques	1
I. 2.1. Définition.....	1
I.3. Types d'images.....	4
I. 3.1. Images matricielles.....	4
I.3.2. Images vectorielles.....	4
I.4. Codage de couleurs.....	5
I. 4.1. Image noir et blanc.....	5
I.4.2. Niveaux de gris.....	6
I.5. Image couleur.....	7
I.5.1. Principe.....	7
I.5.2. Codage RVB.....	7
I.6. Format d'image.....	8
I.7. Le traitement d'image.....	9
I.8. La position du traitement d'image.....	10
I.9. L'histogramme.....	10
I.10. Prétraitement d'image en NG.....	11

I.11. schéma d'un système de traitement d'image.....	11
--	----

Chapitre II : Méthodes de segmentation d'images

Introduction

II.1. Définition de la segmentation.....	13
II.2. Différentes approches de la segmentation d'images	14
II.2.1 Approche région	15
II. 2.1.1 La segmentation basée sur la classification des pixels.....	15
II. 2.1.1. A .Clustering	16
II.2. 1.1. B. Seuillage d'histogramme	17
II.2.1.2 La segmentation basée sur l'analyse des caractéristiques spatiales.....	19
II. 2.1.2.1.A. La segmentation par croissance de régions	19
II.2.1. 2.2.B Segmentation par division/fusion.....	21
II.2 .1.3 La segmentation basée sur la morphologie mathématique.....	22
II. 2.1.3.1 Opérateurs basiques	23
II.2.1.3.2. La ligne de partage des eaux	26
II.2.1.4. La segmentation spatio-colorimétrique	26
II.2.2. Approche contour	26

Conclusion

Chapitre III : Ligne de Partage des Eaux

Introduction	
III.1. Définition.....	28
III.2. Construction de la LPE	29
III.3. Amélioration de la LPE	33
III.3.1. Marqueur.....	33
III. 3.1.1. Construction de marqueurs.....	34
III.3.2. Hiérarchique.....	37
III.3.3. Filtrage.....	38
III.3.3.1. Filtrage linéaire.....	39
III. 3.3.2. Filtrage non-linéaire.....	40
Conclusion	

Chapitre IV : Résultats et discussion

Introduction	
IV.1. Présentation des données	42
IV.2. Marqueur	43
IV.2.2. Hiérarchique.....	50
IV.2.3. Filtrage	52
IV.2.3.1. Filtrage linéaire	52
IV.2.3.2. Filtrage non-linéaire	53
Conclusion générale	
Références bibliographiques	

Introduction générale

Introduction générale

Introduction générale

Ces dernières années ont été marquées par la publication d'un grand nombre d'articles dans le domaine de la recherche de traitement d'images. En effet, la mise à portée des systèmes d'acquisitions numériques de haute précision ainsi que la montée en puissance et en capacité de stockage des ordinateurs ont contribué au développement des systèmes d'aide à la décision dans le domaine de traitement d'images.

Le principal objectif de ces dernières consiste à obtenir une interprétation de l'image au niveau sémantique répondant aux différentes attentes des utilisateurs humains. Pour cela, de nombreux travaux ont été consacré au développement de chaîne de traitement d'images basées essentiellement sur la segmentation. Un des plus grands domaines d'application de la segmentation est la médecine. Bien évidemment, il en existe d'autre parmi lesquels nous pouvons citer la télédétection qui est utilisée dans les domaines de la météo, la cartographie, l'analyse des ressources terrestres et encore dans quelques applications militaires.

Dans ce contexte, nous nous sommes intéressés au traitement d'images ou l'image numérique s'est imposée comme un support et une source d'information privilégiée. La multiplication des dispositifs d'acquisition d'images médicales ainsi que leur perfectionnement en termes de qualité d'image et de précision ont conduit à la production d'une quantité d'information de plus en plus volumineuse. Ceci a rendu difficile son exploitation manuellement et a nécessité de plus en plus de temps pour la traiter. D'où la nécessité du traitement d'images pour automatiser certaines tâches d'analyse.

Le traitement d'images s'inscrit alors dans un processus préliminaire destiné à préparer les images numériques à leur interprétation. Ceci revient à améliorer la qualité de l'image d'abord en se débarrassant des défauts provenant des capteurs lors de l'acquisition ou des conditions d'acquisition. Ensuite l'image est segmentée afin d'identifier les objets d'intérêt nécessaires à son interprétation. Ceci permet d'extraire l'information sémantique contenue dans l'image qui servira ultérieurement à son exploitation par l'utilisateur.

Par conséquent, si l'on considère des images, l'amélioration de la qualité d'images revient à réaliser un filtrage pour éliminer le bruit provenant des imageurs ou de la numérisation. Le but de cette étape est de simplifier l'image de départ en fournissant une nouvelle image sur laquelle la segmentation sera appliquée. Cette dernière aura pour but de délimiter et de différencier les cellules présentes dans l'image. L'interprétation sera faite en se basant sur des connaissances a priori sur les cellules d'intérêts à extraire.

Dans ce mémoire, nous allons exposer une des différentes méthodes de segmentations basée sur l'approche de la Ligne de Partage des Eaux. Pour cela nous l'avons structuré comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter les notions essentielles liées à l'image, ainsi que des généralités sur le traitement d'image.

Introduction générale

Ensuite dans le deuxième chapitre, nous allons exposer les différentes méthodes de segmentation d'images qui se devise en deux principales approches : l'approche contour et l'approche région.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation de la méthode de Lignes des Partages des Eaux, qui est l'une des techniques de segmentation les plus puissante de la morphologie mathématique.

Pour finir, le quatrième chapitre sera consacré à l'application de la ligne de partage des eaux sur différentes images que nous avons choisie.

Chapitre I

Généralités sur les images

Introduction

L'image se définit comme une représentation d'une scène à 3 dimensions ou l'information est une grandeur physique liée à la nature du capteur. Le traitement d'image quant à lui une amélioration d'image pour un observateur humain, et un traitement de scène en temps réel pour la perception par les automates [1].

I.1. Définition de l'image

L'image est une représentation d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Une image est aussi défini par la fonction de deux variables, par exemple $I(x, y)$ représentera une fonction d'intensité de deux variables réelles de position (x, y) dans le plan cartésien.

Une image peut inclure des sous-images, communément appelées ROI (Régions d'Intérêts, Region of Interest en anglais), ou simplement régions. Ce concept reflète le fait qu'une image contient souvent une collection d'objets qui définissent autant de zones dans l'image.

I.2. Les images numériques

Une image numérique est une image dont le support est stocké sous forme binaire dans un fichier informatique [2]. Celle-ci peut être obtenue soit à partir de capteurs optiques (appareil photo, caméra, scanner...) ou créée à partir de logiciels.

I.2.1. Définition

Chaque image numérique est constituée d'un nombre donné de lignes. Chaque ligne comporte un nombre de point donnés. L'ensemble constitue une matrice. Ces points sont dénommés pixel (de l'anglais picture elements et noté souvent px). Chaque « case » de cette matrice contient des nombres caractéristiques à la couleur attribuée au pixel [2].

Une image est alors défini, par :

- Le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur,
- L'étendue des teintes de gris ou de couleurs que peut prendre chaque pixel.

L'image est sauvegardée sous la forme d'un fichier informatique comportant :

- Un nom
- Un suffixe de 3 lettres (exemple : bmp, jpg...) qui précise la nature de la codification employée pour sauvegarder cette image

La même image d'origine peut avoir une taille différente suivant la nature de la codification utilisée pour sa sauvegarde.

- **Pixellisation**

La pixellisation d'une image, appelée aussi définition, est le nombre de points la composant. Ainsi, toute image est constituée de la juxtaposition de points [2]. La figure suivante représente une image couleur.



Figure I.1 : image fleur

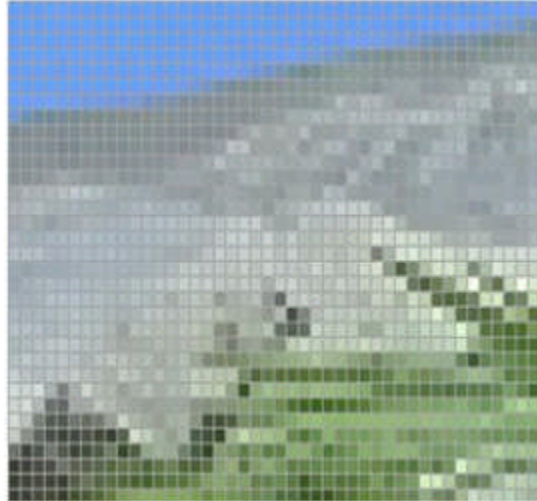


Figure I.2 : zoom sur image fleur

Sur notre image ‘fleur’, nous avons 800 lignes comportant chacune 600 points soit un total de 480 000 points ayant chacun une couleur pour la représenter. En grossissant l’image de fichier ‘fleur’ (figure 2), on peut mettre facilement en évidence la pixellisation de l’image.

- **Résolution**

La résolution d’une image est définie par le nombre de pixels par unité de longueur [2]. Usuellement, on compte le nombre de pixels par pouce (1 pouce=2,54cm, noté ppp ou dpi) ou par centimètre. Plus le nombre de pixels par unité de longueur est élevé, plus la quantité d’information décrivant l’objet est importante donc la résolution est grande [2]

Résolution = nombre de pixels sur la longueur * nombre de pixels sur la hauteur [3]

- **Taille de l’image**

La résolution de l’image influe directement sur la taille du fichier de sauvegarde de celle-ci, ainsi si la résolution est environ multipliée par 2, le nombre de pixels l’est par 4 (structure bidimensionnelle de l’image) ce qui peut engendrer un temps de traitement plus long [2]. Il faut donc trouver un compromis entre la qualité attendue de l’image en termes de résolution et la taille de son fichier de sauvegarde.

- **Le gradient d’une image**

Le gradient, en un pixel d'une image I, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière au point considéré. La méthode la plus simple pour estimer un gradient est donc de faire un calcul de variation monodimensionnelle, i.e. en ayant choisi une direction donnée. Nous avons alors la formule suivante [4] :

$$G_d(x, y) = (I * W_d)(x, y) \dots (1)$$

Où W_d désigne l'opérateur de dérivation dans la direction d et * le produit de convolution.

I.3. Types d'images

I.3.1. Images matricielles

Dans la définition que nous avons faite des images nous avons utilisé une matrice. On dit alors que l'image est matricielle ou en anglais bitmap.

Ce type d'image est adapté à l'affichage sur écran mais peu adapté pour l'impression car bien souvent la résolution est faible couramment de 72 à 150 ppp pour les images sur internet [2].

I.3.2. Images vectorielles

Le principe des images vectorielles est de représenter les données de l'image à l'aide de formules mathématiques. Cela permet d'agrandir l'image indéfiniment sans perte de qualité et d'obtenir un faible encombrement [13]. Par exemple pour décrire un cercle dans une image il suffit de noter la position de son centre et la valeur de son rayon plutôt que l'ensemble des points de son contour. Ce type est généralement obtenu à partir d'une image de synthèse créée par logiciel exemple : Autocad et non pas à partir d'un objet réel [2].

Ce type est donc particulièrement adapté pour le travail de redimensionnement d'images, la cartographie ou l'infographie.

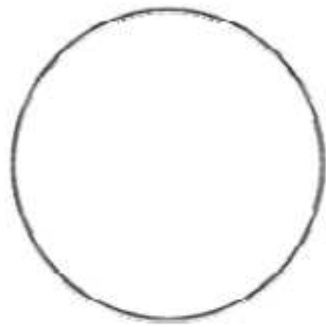


Image vectorielle

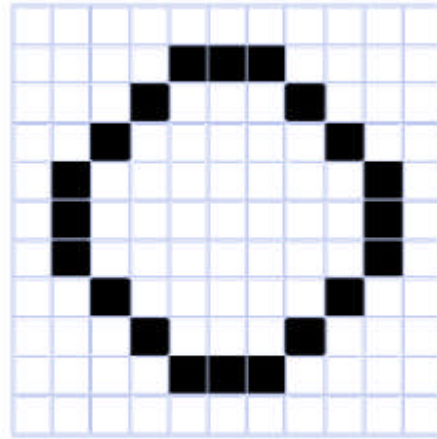


Image pixellisée

Figure I.3 : Image vectorielle et pixellisée

I.4. Codage de couleurs

Une image apparaît comme une matrice où chaque case contient des nombres associés à une couleur [2]. Usuellement on distingue 3 grands types de couleurs pour une image numérique :

- Le noir et blanc ;
- Les niveaux de gris ;
- La couleur.

I.4.1. Image noir et blanc

Le noir et blanc est le plus simple. Le contenu de chaque case de la matrice est soit un 0 (noir) soit 1 (blanc). Le nombre de couleurs n'est que de deux et le rendu de l'image le moins performant mais parfois suffisant dans le cadre par exemple de documents scripturaux [12].



Figure I.4 : image fleur noir et blanc

I.4.2 Niveaux de gris

Le codage dit en niveaux de gris permet d'obtenir plus de nuances que le simple noir et blanc. Il offre des possibilités supplémentaires pour coder le niveau de l'intensité lumineuse. La couleur est codée souvent sur un octet soit 8 bits ce qui offre la possibilité d'obtenir 256 niveau de gris (0 pour le noir et 255 pour le blanc). On peut aussi le faire avec 16 niveaux de gris (4 bits) [2].

Plus le niveau de gris est élevé, meilleur est la distinction sur l'image. L'usage de ce codage est utilisé fréquemment pour la presse écrite ou l'envoi par messagerie électronique de fichier d'image de taille réduite avec une perte de lisibilité de l'image moindre [2].



Figure I.5: Image fleur 256 niveaux de gris



Figure I.6: Image fleur 16 niveaux de gris

I.5. Image couleur

I.5.1. Principe

La couleur d'un pixel est obtenue, comme le ferait un peintre, par le mélange de couleurs fondamentales. Nous allons décrire un des principes les plus couramment utilisé qui est celui de la synthèse additive.

I.5.2. Codage RVB

Le principe consiste à mélanger les 3 couleurs : rouge, vert et bleu (noté RVB ou RGB en anglais). A l'aide de ces 3 couleurs, on obtient toute une palette de nuances allant du noir au blanc. A chaque couleur est associé un octet (donc 256 niveaux de luminosité) de chacune des couleurs fondamentales [12].

Rouge	Vert	Bleu	Couleur
0	0	0	Noir
0	0	1	Nuance de noir
255	0	0	Rouge
0	255	0	Vert
0	0	255	Bleu
128	128	128	Gris
255	255	255	Blanc

Tableau I.1 : Principe codage de la couleur

Un pixel 'couleur' est alors codé avec 3 octets et on a alors la possibilité d'obtenir 2^{24} possibilités de couleur soit de l'ordre de 16 millions de couleurs différentes [2].

I.6. Format d'image

Lors de son enregistrement une image est stockée suivant un format d'image précis. Ce format doit permettre de stocker l'information de l'image avec un minimum de perte d'informations. Il existe ainsi différents formats qui pourront favoriser soit la conservation de la qualité soit la diminution de la taille du fichier informatique.

Le tableau suivant donne les principales caractéristiques des principaux standards utilisés [2]

Format	type	Compression Données	Nombre Couleurs	Affichage progressif	usage
BMP	Matriciel	Non	De 2 a 16 millions	Non	Image non dégradée ; Taille fichier importante.
JPG	Matriciel	Oui	16 millions	Oui	Taux de compression réglable : Perte de qualité.
GIF	Matriciel	Oui	De 2 à 256 couleurs	Oui	Pas de perte de qualité ; Usage pour Internet.
TIFF	Matricielle	Oui	16 millions	Non	Pas d'usage Internet
PNG	Matricielle	Oui	De 2 à 16 millions	Oui	Recommandé pour internet
SVG	Vectoriel	Oui	16 millions	Non	Usage cartographie, animations

Tableau I.2 : principaux formats

I.7. Le traitement d'image

Le traitement d'images désigne une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquée qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information [3].

Le traitement d'image se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et l'extraction de caractéristiques permettant d'aller vers une interprétation des images traitées [3].

I.8. La position du traitement d'image :

La figure suivante montre la position du traitement d'image

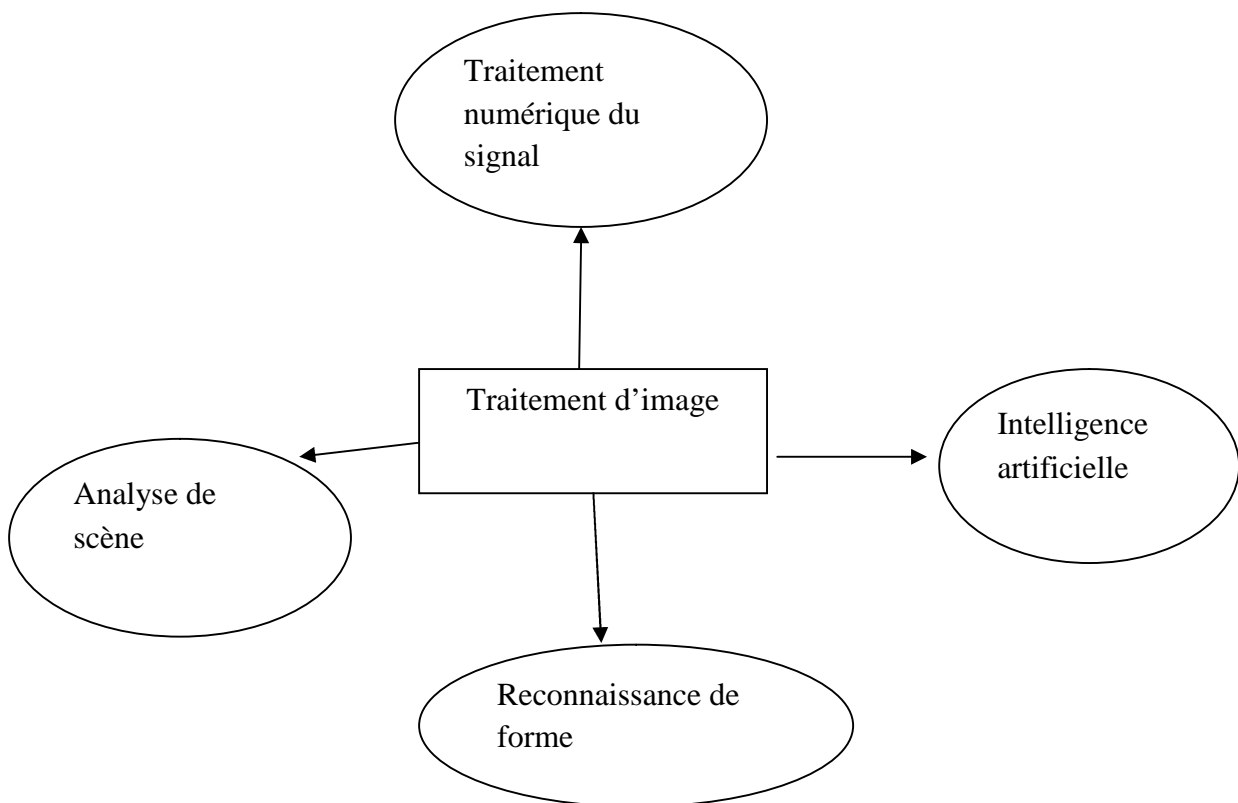


Figure I.7 : la position du traitement d'image

I.9. L'histogramme

C'est un outil privilégié analyse d'image car il permet de faire une représentation simple mais souvent suffisante du contenu de l'image.

L'histogramme des niveaux de gris (N_g) de l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque N_g de l'image. L'histogramme permet alors de donner la distribution des N_g de l'image appelée dynamique de l'image. On peut distinguer 3 types d'histogramme [3].

- Histogramme unimodal ;
- Histogramme bimodal ;
- Histogramme multimodal.

I.10. Prétraitement d'image en Ng

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

Les méthodes les plus utilisées sont :

- Modification d'histogramme ;
- Le rehaussement de contraste ;
- Réduction de bruit.

11. I.11. Schéma d'un système de traitement d'image

La figure suivante montre le Schéma d'un système de traitement d'image

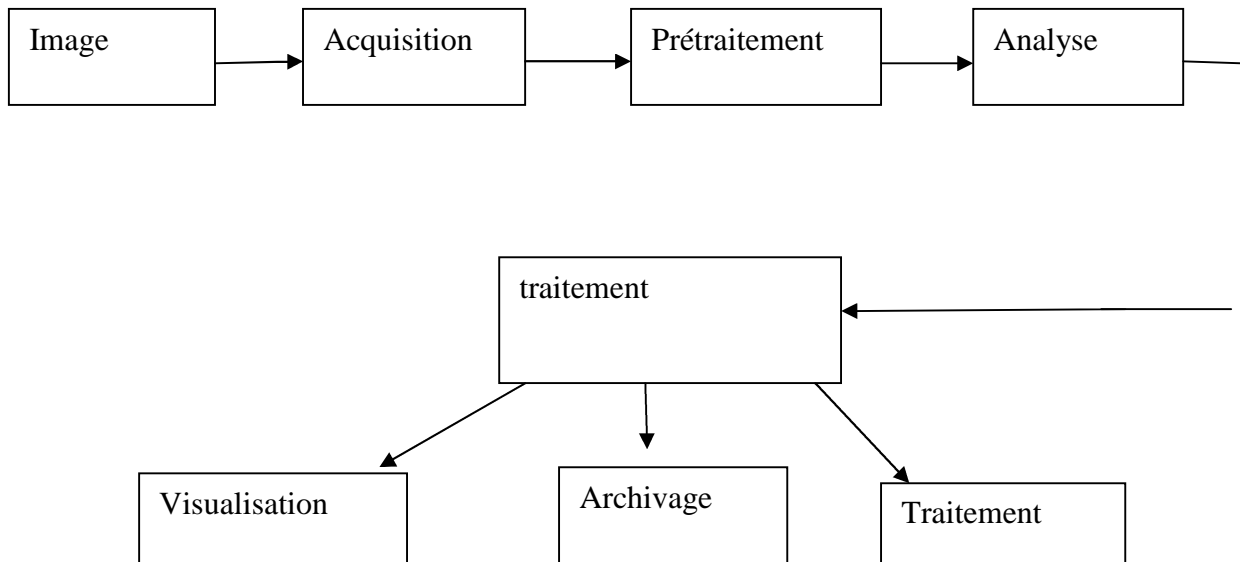


Figure I.8 Schéma d'un système de traitement d'image

Conclusion

Dans ce chapitre on a défini l'image ainsi que les différentes étapes liées à son traitement. Nous avons choisi comme exemple les images que nous utiliserons dans la suite de notre travail, qui a pour but de traiter une des étapes essentielles dans le traitement d'image qui est la segmentation.

Chapitre II

Méthodes de segmentation d'images

Introduction

La segmentation d'images est une étape essentielle dans les sujets de recherche en traitement d'images. Les applications sont nombreuses et font intervenir deux principales approches de segmentations; il s'agit de l'approche frontière et de l'approche région.

L'approche frontière se distingue par la mesure des variations locales d'intensités représentantes des changements de propriétés physiques ou géométriques de l'objet dans l'image. Ces variations correspondent aux contours d'objets séparant les différentes composantes d'une scène dans l'image [15].

L'approche région se caractérise par la mesure d'uniformité entre des surfaces construites dans l'image. Elle part d'une première partition de l'image qui sera modifiée en divisant ou en regroupant des régions [6].

Dans ce chapitre nous présentons dans un premier temps la définition de la segmentation, puis ces différentes approches, ou nous nous intéresserons à la segmentation fondée sur les contours, et l'approche région en détaillant les différentes techniques de cette dernière proposées dans la littérature.

II.1. Définition de la segmentation

La segmentation d'images consiste à regrouper les pixels des images qui partagent une même propriété pour former des régions connexes [6]. Si la segmentation possède que 2 classes différentes, on dit que l'image est binarisée.

Zucker définit la segmentation d'image comme le partitionnement de l'ensemble des pixels d'une image I en n sous ensembles appelées régions $R_i, i = 1, \dots, n : I = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ telle que aucune région ne doit être vide, l'intersection entre deux régions doit être vide et l'ensemble des régions doit recouvrir toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [6].

Cette définition se traduit mathématiquement par les relations suivantes :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I \quad \text{avec} \quad R_i \cap R_j = \emptyset \quad i \neq j$$

$$\text{et} \quad \begin{cases} P(R_i) = \text{vrai} & \forall i = 1, \dots, n \\ P(R_i \cup R_j) = \text{faux} & R_i \text{ adjacente à } R_j \end{cases}$$

$P(.)$ désigne un prédicat d'homogénéité.



Figure II.1: segmentation d'une image originale.

II.2. Différentes approches de la segmentation d'images

Il existe multitude de méthodes de segmentation qu'on peut regrouper en deux grandes catégories :

- Segmentation fondée sur les contours (approche contour).
- Segmentation fondée sur les régions (approche région).

Dans ce travail nous nous intéressons à la segmentation d'images en régions qui fait intervenir les quatre approches principales suivantes [17]:

- la segmentation basée sur la classification des pixels.
- la segmentation basée sur l'analyse des caractéristiques spatiales.
- la segmentation basée sur la morphologie mathématique.
- La segmentation spatio-colorimétrique.

La première approche de segmentation se distingue par la création de classes qui obéissent essentiellement à des propriétés spectrales. La deuxième approche s'appuie sur la notion de connexité. La troisième approche se base sur l'utilisation de l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Et la dernière approche se base sur la combinaison des approches de classification des pixels et d'une part des approches basées sur l'analyse des caractéristiques spatiales et d'autre part la morphologie mathématique [7].

Dans ce chapitre, nous détaillerons ces quatre grandes catégories en présentant les principales méthodes de segmentation d'images en régions que l'on peut trouver dans la littérature. Nous présentons leurs différentes applications ainsi que les points faibles de chacune d'elles.

II.2.1. Approche région

L'approche région cherche à regrouper les pixels en régions homogènes. Elle se caractérise par la mesure d'uniformité des régions construites dans l'image. Ces régions sont construites en évaluant la similarité entre les pixels et ceux d'une même région. On distingue les méthodes par croissance de régions, par division-fusion et par classification [6].

II.2.1.1. La segmentation basée sur la classification des pixels

Cette technique consiste à détecter des classes sur l'image en se basant sur l'information spectrale des pixels. Nous appelons une classe un ensemble de pixels $i p$ partageant un même ensemble de propriétés statistiques [7]. Un résultat de classification peut être défini comme suit:

Soit L le partitionnement de l'image I en NL classe $i L$:

$$L = \{L_1, \dots, L_{NL}\} \quad (1)$$

Nous admettons que les classes ne sont pas vides :

$$\forall j \in \{1, \dots, NL\}, L_j \neq \emptyset \quad (2)$$

Et que l'intersection de deux classes doit être vide c-à-d que les deux classes sont distinctes:

$$\forall i \neq j, \forall i, j \in \{1, \dots, NL\}, L_i \cap L_j = \emptyset \quad (3)$$

L'union de ces classes doit constituer l'image entière avec :

$$I = \bigcup_{i=1}^{NL} L_i \quad (4)$$

L_i est une classe de l'image qui est composée de $N_{L_j p}$ pixels où

$$P_{L_j}^K = \{P_{L_j}^1, \dots, P_{L_j}^{N_{L_j p}}\} \quad (5)$$

correspond à l'ensemble de pixels de la classe L_j :

$$\forall j \in \{1, \dots, NL\}, L_j = \bigcup_{k=1}^{N_{L_j p}} P_{L_j}^k \quad (6)$$

La classification est divisée en deux grandes catégories:

- les méthodes de « Clustering » qui consistent à regrouper tous les pixels ayant des couleurs similaires et qui forment un nuage de points bien identifiable dans l'espace couleur 3D ou dans l'espace 2D [15].
- les méthodes de « seuillage d'histogramme » qui se basent sur l'extraction des pics sur l'histogramme de l'image définissant ainsi une classe.

II.2.1.1.A Clustering

Le « clustering » est une opération qui tend à séparer différentes zones vérifiant des critères d'homogénéité donnés dans l'image afin d'organiser les pixels en groupes appelés « clusters » [7].

Ces critères peuvent être représentés par un degré de similarité de couleur, d'intensité ou de texture élevé.

L'un des algorithmes les plus connus, pour la classification est l'algorithme *K-means* largement adopté en traitement d'images vu sa simplicité de mise en œuvre et sa capacité à fournir une bonne approximation de la segmentation recherchée. C'est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque pixel et le centroïde de son « cluster ». Ces centroïdes sont initialement placés le plus loin possible les uns des autres afin d'optimiser la qualité des résultats obtenus [15]. Le principe de cet algorithme consiste à échanger des pixels entre deux classes jusqu'à ce que la somme des distances intra classes ne puisse plus diminuer [7]. Le résultat idéal serait un ensemble de « clusters » compacts et clairement séparés. Néanmoins cette méthode nécessite comme unique paramètre un nombre de classes K prédéfini *a priori* par l'utilisateur.

Un deuxième algorithme proposé dans la littérature et qui est issu de l'algorithme *K-means* est l'algorithme *Isodata*. L'avantage de ce dernier est qu'il permet de regrouper les pixels sans connaître *a priori* le nombre exact de classes présentes dans l'image. Ce nombre pourra être modifié au cours des itérations et pouvant aller au delà du nombre introduit par l'utilisateur [15].

La Figure 2 présente le résultat obtenu de l'application de l'algorithme *K-means* et *Isodata* sur une image test où le nombre de classe K a été choisi arbitrairement. Sur cette image, nous remarquons qu'un mauvais choix de la valeur de K conduira à un résultat qui n'a pas de rapport avec l'image originale [18].



Figure II. 2: (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec $K=3$, (c) l'image classée par k-means avec $K=5$ et (d) l'image classée par Isodata.

D'autres algorithmes de « clustering » utilisant des approches de classification statistiques, expriment le problème de la classification en termes probabilistes, où la classe est supposée suivre une distribution spécifique dans l'espace [16].

II.2.1.1.B Seuillage d'histogramme

Les méthodes de seuillage d'histogramme reposent sur l'exploitation de l'histogramme caractérisant la distribution spectrale de l'image. Elles ont pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes différentes où chaque pic de l'histogramme est associé à une classe [7]. La figure suivante représente une image naturelle et son histogramme de niveau de gris :

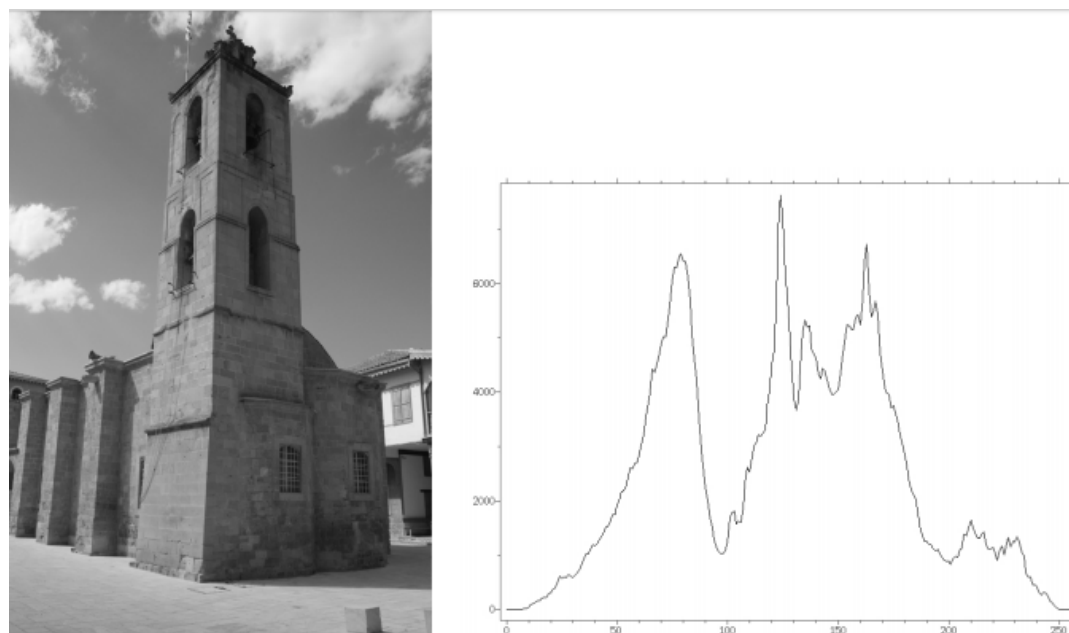


Figure II. 3 : Une image "naturelle" et son histogramme de niveaux de gris

Les approches existantes dans la littérature utilisent l'histogramme dans ces trois versions :

- **Seuillage d'histogramme tridimensionnel (3D)**

Ces méthodes d'analyses d'histogramme se basent uniquement sur l'aspect vectoriel de la couleur. Généralement l'extraction des modes d'histogrammes 3D se fait à l'aide des techniques issues de la morphologie mathématique qui sera présentée ultérieurement. Ces techniques de seuillage sont assez rares dans la littérature à cause du fort coût en temps de calcul et la complexité algorithmique qu'elles représentent [15].

Postaire et Zhang développent une méthode de seuillage d'histogramme 3D, basée sur la morphologie mathématique, permettant d'obtenir une image binaire dans laquelle les centres des classes apparaissent [7]. Dans ils proposent d'augmenter la différence entre les classes en procédant par une étape de prétraitement de l'histogramme 3D basée sur un filtrage morphologique. *Shafarenko et al.* Utilisent l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour segmenter des histogrammes 2D et 3D d'une image couleur suivie par une étape de post traitement.

- **Seuillage d'histogramme bidimensionnel (2D)**

Afin de réduire la complexité d'analyse d'images couleurs dans l'espace 3D, de nombreux auteurs n'hésitent pas à ignorer l'un des trois plans chromatiques et procèdent de façon à avoir une vue partielle de la corrélation entre les différentes composantes de l'espace mesuré [15].

Lezoray et al proposent une méthode de seuillage 2D dans l'espace couleur RVB, en combinant deux composantes telles que RV, RB, VB [7]. L'histogramme de chaque composante est simplifié par des opérations d'érosion morphologique pour extraire les pics significatifs de l'histogramme 2D. Dans ils proposent de filtrer l'histogramme 2D qui sera ensuite reconstruit par un processus de reconstruction morphologique. À partir de cet histogramme régularisé, les classes dominantes sont recherchées par l'intermédiaire de l'algorithme *K-means* [15].

- **Seuillage d'histogramme monodimensionnel (1D)**

Les méthodes d'analyse d'histogramme monodimensionnel sont les méthodes les plus utilisées en raison de leur capacité à réduire la complexité d'un traitement dans l'espace couleur 3D ou dans l'espace 2D. Cette approche est une approche marginale qui considère l'histogramme de chaque composante couleur séparément sur lequel des seuils sont calculés.

Les résultats sont combinés pour obtenir l'image finale classifiée selon plusieurs méthodes comme l'intersection, la théorie de l'évidence ou la théorie bayésienne [7].

Lezoray et al. Procèdent à une approche marginale qui tend à calculer les valeurs des seuils en divisant l'histogramme de chaque composante en différentes classes [7]. Ces seuils sont obtenus par l'application de l'algorithme de la ligne de partages des eaux qui sera détaillé dans la suite de ce travail. *Busin et al.* proposent une méthode de seuillage multidimensionnelle qui agit en sélectionnant différents espaces couleurs dans lesquels les modes de l'histogramme 1D correspondent effectivement à des régions dans l'image [7].

L'avantage de ces différentes approches de classification des pixels est qu'elles sont non supervisées et qu'elles sont largement exploitées en littérature. En revanche, elles souffrent du fait que l'information spatiale est négligée ainsi que la non prise en compte de la corrélation entre les différentes composantes de l'espace couleur dans le cas de segmentation marginale [18].

II.2.1.2. La segmentation basée sur l'analyse des caractéristiques spatiales

Toutes les méthodes de segmentation qui ont été présentées ci-dessus agissent selon l'information spectrale. Cependant une deuxième information spatiale semble être un critère indispensable pour améliorer la qualité de la segmentation.

Parmi les diverses définitions que l'on peut trouver dans la littérature, on peut retenir que la segmentation basée sur l'analyse des caractéristiques spatiales ou segmentation en régions [7] s'exprime de la manière suivante :

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

La condition spécifie d'abord que l'ensemble de régions segmentées $\bigcup_{n=1}^N R_n$ constitue l'image entière I [6].

Les algorithmes de segmentation basés sur l'analyse des caractéristiques spatiales existants dans la littérature sont divisés en deux grandes catégories [7] :

- la segmentation par croissance de régions.
- la segmentation par division-fusion.

II.2.1.2.A. La segmentation par croissance de régions

Les approches par accroissement de région partent de petits éléments de l'image, ou des pixels, et les regroupent suivant un critère d'homogénéité.

On va, pour cela, considérer chaque pixel de l'image que l'on va inclure dans les régions de pixels voisines si le critère est vérifié, ou dans une nouvelle région sinon, l'image est Parcourut de gauche à droite et de haut en bas [7]. Hormis sur le bord haut et le bord gauche de l'image, chaque pixel $I_{i,j}$ aura 3 pixels voisins, $I_{i-1,j-1}$, $I_{i-1,j}$ et $I_{i,j-1}$, préalablement associés à une région. On effectue alors le test d'homogénéité, qui peut être la variation d'intensité [6].

$$|I - I'| < s$$

Où I' est un pixel voisin de I , et s un seuil arbitraire à déterminer.

Le pixel est soit associé à une région existante, soit à une nouvelle région [6].

Pour les tests, on attribue une couleur distincte aléatoire à chaque région. On peut voir Figure 4 que le seuil s influence grandement le résultat final, faisant disparaître la porte du fond. Cette méthode étant naturellement affectée par le bruit, ou trop forte texture, l'application d'un filtre de *Perona-Malik* sur l'image de départ permet d'atténuer les bruits tout en préservant les formes géométriques, et donc d'obtenir un meilleur résultat (voir Figure II.5) [6]. Enfin, on peut également supprimer certaines régions, considérées comme trop petites, contenant un nombre de pixels inférieur à un certain seuil.

Légendes des figures:

- _ s est le seuil choisit pour la segmentation.
- _ *PM* signifie que l'image de départ est au préalable filtrée par *Perona-Malik*.
- _ *Sup* signifie que les régions de moins de *sup* pixels ont été supprimées.

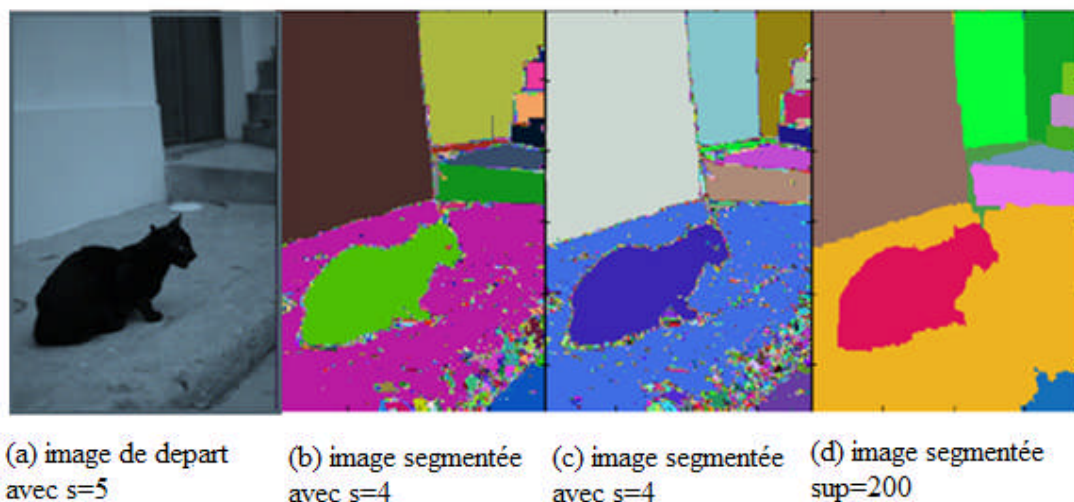


Figure II. 4: Segmentation d'images par accroissement de région

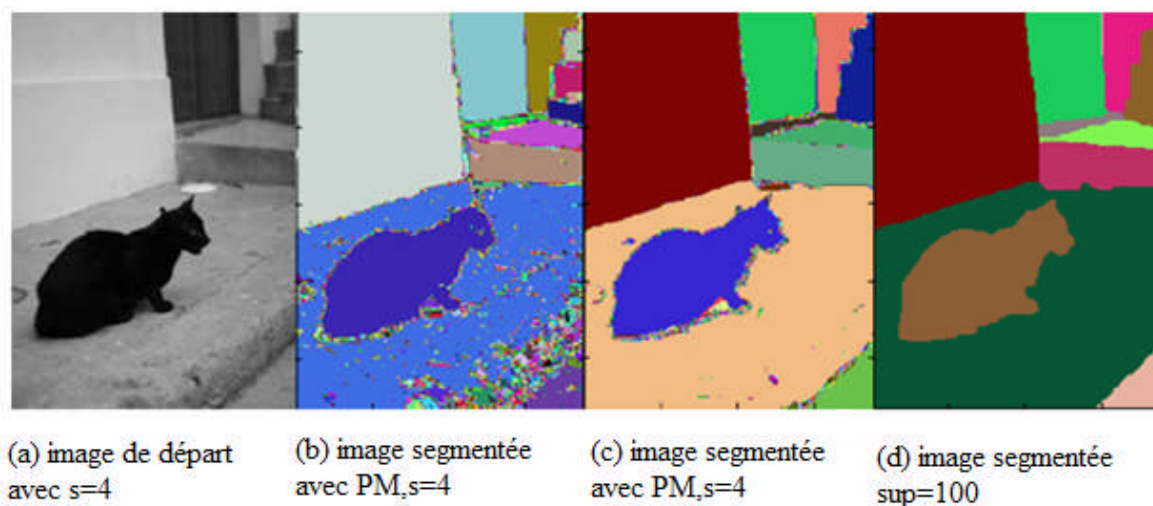


Figure II.5 : Segmentation d'images par accroissement de région

II.2.1.2.B Segmentation par division/fusion

Ce type de méthode consiste à deviser l'image, considérée comme une région initiale, en régions de plus en plus petites [6]. Le principe consiste à tester d'abord le critère d'homogénéité retenu sur l'image entière. Si le critère est valide, l'image est considérée comme segmentée, sinon, l'image est découpée en zones plus petites et la méthode est réappliquée sur chacune des nouvelles zones obtenues [6].

La division peut se faire en quatre parties, en six parties, en polygones, etc. La méthode la plus connue est la méthode de *quadtrees* où chaque zone est divisée par 4 [6]. L'inconvénient de ces méthodes est que deux parties adjacentes peuvent vérifier le même critère sans avoir été regroupées dans la même région.

Pour éviter ce problème, une procédure de fusion des petites régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement est appliquée.

La fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image présegmentée, constitué d'un ensemble de régions [15]. C'est une structure de donnée constituée d'un graphe non orienté dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions [6]. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion. **II.2.1.3. La segmentation basée sur la morphologie mathématique**

La morphologie mathématique est une théorie d'analyse des structures spatiales dont les premiers concepts ont été introduits par *Serra* pour étudier la forme et la structure des objets dans l'image [7]. Les outils de morphologie mathématique proposés ont été développés au départ pour le traitement d'images binaires en faisant appel à la morphologie mathématique ensembliste. Leur utilisation a été ensuite étendue aux images en niveaux de gris : on parle à ce moment, de morphologie mathématique fonctionnelle [12]. Désormais, certains opérateurs fonctionnent sur les images couleurs comme la ligne de partage des eaux.

La ligne de partage des eaux (LPE) constitue un des outils de base pour la segmentation d'images par morphologie mathématique. En premier temps, cette technique a été utilisée pour segmenter les images en niveau de gris [12]. Puis, son utilisation a été étendue aux images couleurs avec les travaux de (*Meyer*) ouvrant ainsi une nouvelle voie dans le traitement d'images couleurs [7]. Dans ce paragraphe, nous allons d'abord présenter quelques opérateurs basiques de la morphologie mathématique. Ensuite nous décrivons la méthode de segmentation par la ligne de partage des eaux.

II.2.1.3.1 Opérateurs basiques

❖ Dilatation et érosion

Soit X un sous-ensemble de E . La dilatation morphologique avec l'élément structurant B est définie comme la somme de *Minkowski* [12]:

$$\delta_B(X) = X \oplus B = \{x + b \mid b \in B, x \in X\} = \cup_{x \in X} B_x \quad (1)$$

Une autre formulation plus intuitive est :

$$\delta_B(X) = \{x \mid \check{B}_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (2)$$

La dilatation morphologique n'est, en général, pas inversible. L'opération qui en quelque sorte tente de produire l'inverse de la dilatation est l'érosion morphologique [8]:

$$\epsilon_B(X) = X \ominus B = \{x \mid B_x \subset X\} \quad (3)$$

La dilatation et l'érosion sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Pratiquement tous les autres peuvent être définis à l'aide de ceux-ci, en utilisant des compositions de fonctions et des opérations ensemblistes [12].

❖ Ouverture et fermeture

La composition d'une dilatation morphologique avec l'érosion par le même élément structurant ne produit pas, en général, l'identité, mais deux autres opérateurs morphologiques :

- **L'ouverture morphologique**

$$\gamma_B(X) = X \circ B = \delta_B(\epsilon_B(X)) \quad (4)$$

- **Fermeture morphologique**

$$\phi_B(X) = X \bullet B = \epsilon_B(\delta_B(X)) \quad (5)$$

L'ouverture peut être caractérisée géométriquement: elle donne l'union de tous les B_x inclus dans X . Ainsi, la forme de l'élément structurant permet de choisir les structures qui peuvent le contenir [8].

La fermeture est le dual de l'ouverture : la fermeture du complémentaire d'un ensemble est égale au complémentaire de l'ouverture de cet ensemble.

$X \subset \phi(X)$) La fermeture et l'ouverture sont des opérations croissantes et idempotentes, deux propriétés qui définissent les filtres morphologiques. La fermeture est extensive ($X \subset \phi(X)$), et l'ouverture est anti-extensive ($\gamma(X) \subset X$). [8]

Le Tableau 1 montre un exemple du processus d'application de ces opérations morphologiques sur une image test en niveau de gris. L'élément structurant est un disque de rayon 3 :







Opérateur	fonction	Résultat	
Erosion	Calcul le minimum des voisins de chaque pixel	Supprime les éléments qui sont plus petit que l'élément structurant. Rétrécit les frontières	
Dilatation	Calcule le maximum des voisins de chaque pixel	Supprime les trous à l'intérieur de l'objet qui ont une taille inférieure à l'élément structurant. Elargit la frontière	
Ouverture	Erosion suivie par une dilatation	Supprime les éléments qui sont plus petit que l'élément structurant. Les frontières sont peu modifiées à cause de la reconstruction.	
Fermeture	Dilatation suivie par une érosion	Supprime les trous dont la taille est inférieure à l'élément structurant. Les frontières sont peu modifiées à cause de la reconstruction.	
Ouverture-Fermeture	Ouverture suivie par une Fermeture	Supprime tous les éléments et les trous qui sont plus petit que l'élément structurant. Les frontières sont un peu modifiées à cause de la reconstruction.	

Tableau II.1 : Résultat de quelques opérateurs morphologiques

II.2.3.2. La ligne de partage des eaux

La ligne de partage des eaux utilise la description de l'image en terme géographique. L'idée de base est de considérer l'image comme un relief topographique, où la valeur du

niveau de gris représente l'altitude. Ensuite, elle cherche les lignes qui séparent les différentes zones de l'image [7].

La Figure II. 6 montre une image de cytologie et l'image d'altitude correspondante

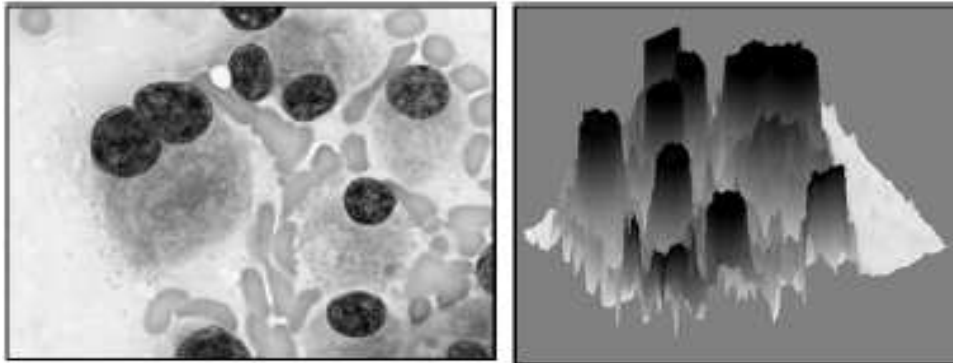


Figure II. 6: l'image de cytologie et l'image d'altitude correspondante.

II.2.1.4. La segmentation spatio-colorimétrique

On trouve dans la littérature des techniques de classification qui se positionnent entre les techniques basées sur la classification des pixels et les techniques de segmentation basées sur l'analyse des caractéristiques spatiales de l'image [13]. Le but de ces méthodes est de compléter la classification couleur à l'aide d'attributs extraits de la géométrie de l'image comme les informations de forme et de surface.

En vue d'introduire les informations spatiales, (*Chang et al*) proposent une généralisation de l'algorithme *k-means* [7].

II.2.2. Approche contour

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image [9].

L'extraction de contours, d'un point de vue algorithmique, est une fonction économique qui permet d'alléger considérablement les processus de reconnaissance et localisation d'objet.

Un contour peut être défini comme une « marche d'escalier » si le contour est net, comme une « rampe » si le contour est plus flou ou comme un « toit » s'il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

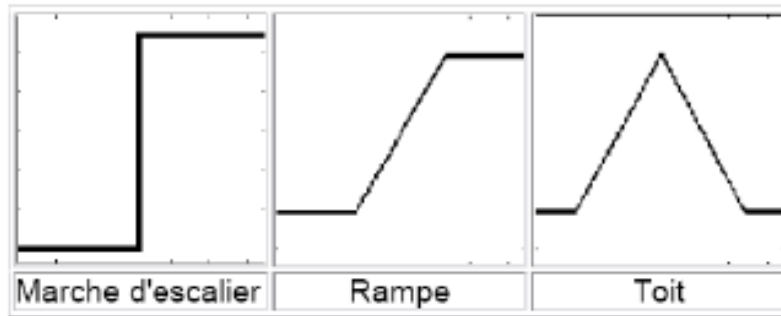


Figure II.7 : Différents formes de contours

Conclusion

Suite aux différentes méthodes de segmentation d'images que nous avons présentées dans ce chapitre, nous pouvons conclure qu'il n'y a pas une méthode universelle pour une segmentation générale d'images. Les méthodes existantes dans la littérature sont adaptées à des applications particulières et ne peuvent fonctionner que sous certaines hypothèses.

Chapitre III

Segmentation d'images par la Ligne

de Partage des Eaux

Introduction

La ligne de Partage des Eaux (LPE ou Watershed en anglais) est l'une des techniques de segmentation les plus puissantes de la morphologie mathématique [4]. En premier temps cette technique a été utilisée pour segmenter les images en niveaux de gris. Puis, son utilisation a été étendue aux images couleurs avec les travaux de *Meyer* ouvrant ainsi une nouvelle voie dans le traitement d'images couleurs. Dans ce chapitre nous allons tout d'abord définir et présenter la ligne de partage des eaux, sa construction et son amélioration.

III.1. Définition

La transformation par LPE se définit par rapport à un processus d'inondation, qui consiste à partitionner l'image en différentes zones homogènes appelées "bassins versants". Plus exactement, l'image peut être perçue comme une surface (un relief) topographique, contenant des monts, des plateaux et des vallées. La valeur de niveau de gris d'un pixel est interprétée comme son altitude dans la surface topographique. Les pixels sombres (de faible gradient) correspondent donc aux vallées et bassins du relief alors que les pixels clairs (de gradient plus fort) correspondent aux collines et lignes de crêtes [4].

La ligne de partage des eaux ne s'applique pas à l'image originale mais à son gradient.

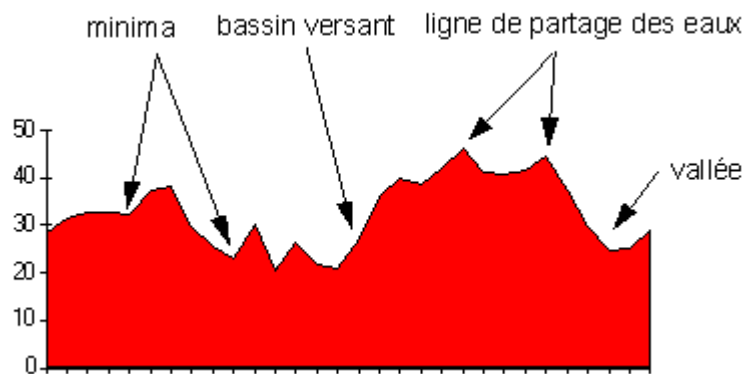


Figure III.1 : Ligne de Partage des Eaux

La transformation morphologique par LPE consiste alors à diviser cette surface topographique en différents bassins séparés par des Lignes de Partage des Eaux en faisant appel au principe d'immersion. L'idée de base est de percer le relief au niveau des bassins de capture et de l'immerger progressivement dans l'eau. A l'issue de ce processus, une fois que deux bassins de rétention se rencontrent (suite à une inondation à partir des minimas

locaux du relief), un barrage est créé pour les séparer. L'ensemble de ces barrages forment les Lignes de Partage des Eaux. Pour l'obtenir il faut imaginer l'immersion d'un relief dans l'eau [4].

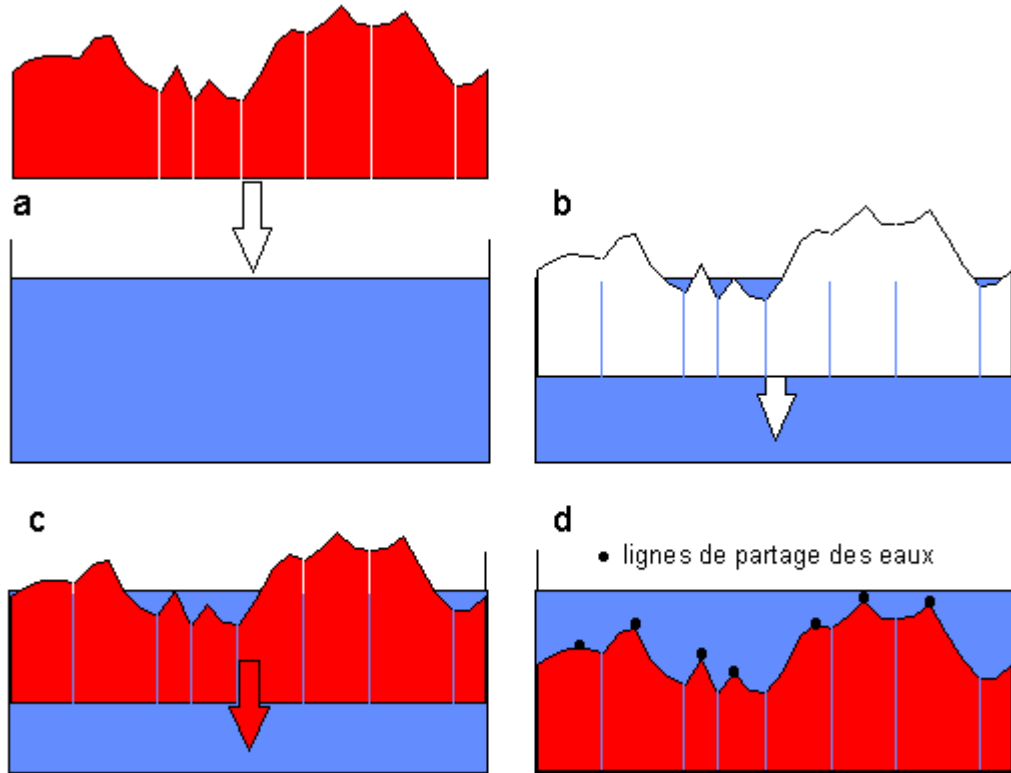


Figure III.2 : construction de la LPE

- Minimum local : c'est le point du plateau d'où on ne peut pas atteindre un point plus bas sans être obligé de remonter [9].
- Bassin versant : c'est la zone d'influence d'un minimum local. Une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum local [9].
- Ligne de partage des eaux : c'est la ligne séparant 2 bassins versants (de cette ligne, une goutte d'eau peut s'écouler vers au moins 2 minima locaux distincts) [9].

III.2. Construction de la LPE

La définition de la ligne de partage des eaux en termes d'inondation présente l'avantage d'être opératoire et de fournir un algorithme direct pour sa construction [14]. Cet algorithme est basé sur la reconstruction des seuils successifs de la fonction f (sachant que f une fonction numérique quelconque, qui peut être, par exemple, la représentation d'une image

a niveaux de gris) a l'aide d'une transformation morphologique appelée squelette par zone d'influence géodésique (SKIZ géodésique). Découvrons-le à l'aide d'un exemple [10].

Soit f une fonction digitalisée, et désignons par $Z_i(f)$ l'ensemble des points x d'altitude inférieure ou égale à i [10].

$$Z_i(f) = \{x : f(x) \leq i\}$$

Considérons la plus petite altitude i_0 correspondant à un seuil $Z_{i_0}(f)$ non vide. $Z_{i_0}(f)$ peut avoir plusieurs composantes connexes, chacune d'elles étant alors par définition un minimum régional de f . examinons alors le seuil $Z_{i_0+1}(f)$ immédiatement supérieur. Ce dernier seuil contient évidemment le précédent. Soit Z , une composante connexe de $Z_{i_0+1}(f)$. il ya trois relations possible entre Z et $Z_{i_0}(f)$ [10].

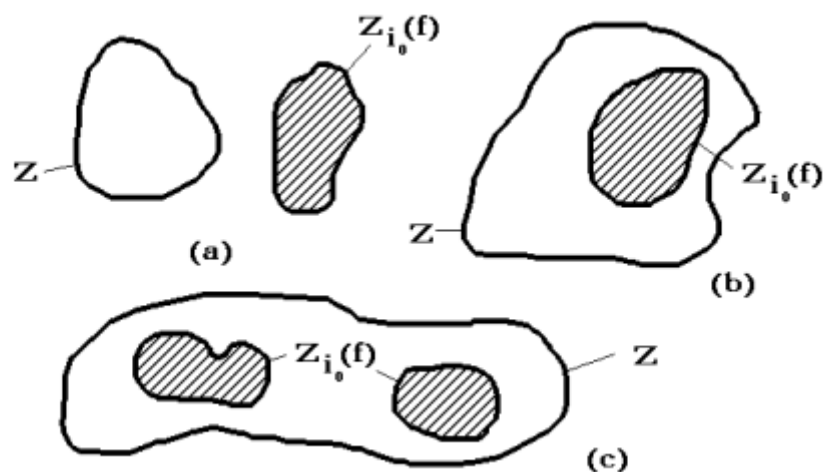


Figure III.3 : relations entre les composantes connexes de deux seuils successifs d'une fonction

- Ou bien, $Z \cap Z_{i_0}(f)$. dans ce cas, Z est un minimum régional de f a l'altitude i_0 .
- Ou encore, $Z \cap Z_{i_0}(f)$ est non vide et connexe. Dans ce cas, Z représente le niveau ($i_0 + 1$) du lac produit par l'inondation du minimum régional $Z \cap Z_{i_0}(f)$
- Enfin $Z \cap Z_{i_0}(f)$ 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 $Z \cap Z_{i_0}(f)$. Comme cette jonction n'est pas autorisée, il faut donc construire la ligne de partage des eaux séparant ces différents lacs [10].

Pour cela, on construit les zones d'influence géodésique de $Z \cap Z_{i_0}(f)$ dans Z comme le montre la figure suivante [10] :

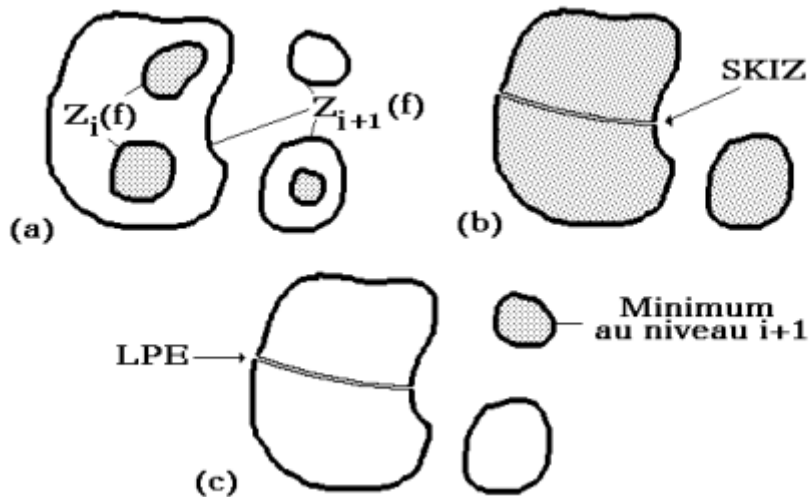
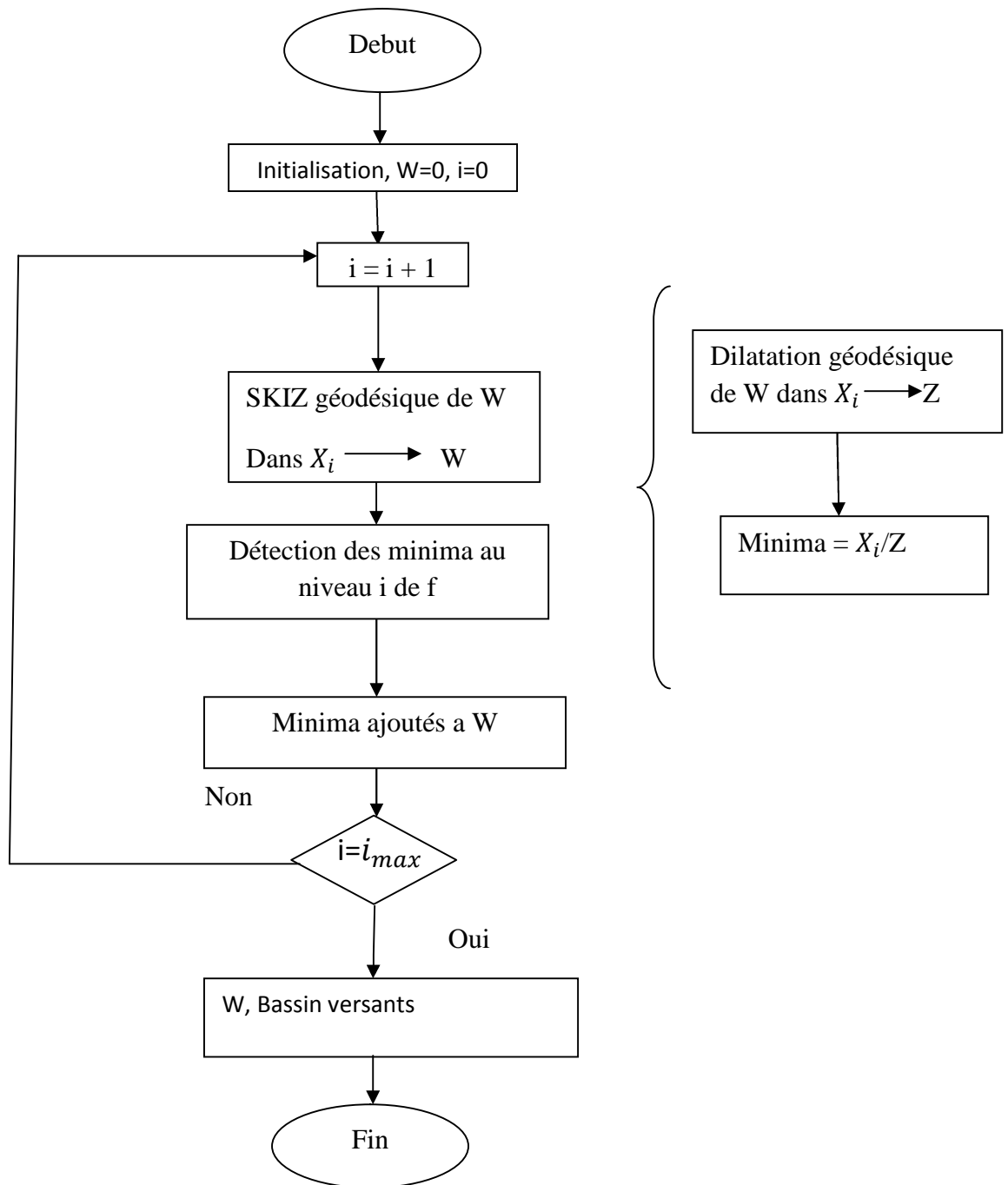


Figure III.4 : construction de la LPE par SKIZ géodésique-étape initiale(a), SKIZ géodésique du seuil i dans le seuil $i+1$ (b), ajout des minima à ce niveaux (c)

Une zone d'influence d'une composante connexe de $Z \cap Z_{i_0}(f)$ est constituée des points de Z plus proche au sens de la distance géodésique de cette composante connexe que de toute autre composante connexe de $Z \cap Z_{i_0}(f)$. Chaque zone d'influence constitue alors un bassin versant, ou du moins sa restriction au niveau $i_0 + 1$, associé à chaque minimum régional (composante connexe) de $Z \cap Z_{i_0}(f)$ [10].

Reprenons alors la totalité du seuil Z_{i_0+1} . Comme ce qui vaut pour une composante connexe de $Z_{i_0+1}(f)$, vaut pour tous les bassins versants de f au niveau i_0+1 seront constitués de zones d'influence géodésique de $Z_{i_0}(f)$ dans $Z_{i_0+1}(f)$ auxquelles viennent s'ajouter les minima régionaux au niveau i_0+1 , c'est-à-dire les composantes connexes de $Z_{i_0+1}(f)$ d'intersection vide avec $z_{i_0}(f)$. Il suffit alors de réitérer cette procédure de construction pour les niveaux i_0+2 , i_0+3 , etc....De façon plus formelle, on peut décrire cet algorithme à l'aide de l'organigramme suivant (f sera supposée prendre ses valeurs entre 0 et N) [10].



Organigramme de construction de la LPE

III.3. Amélioration de la LPE

Observant le résultat de la LPE sur une image naturelle simple

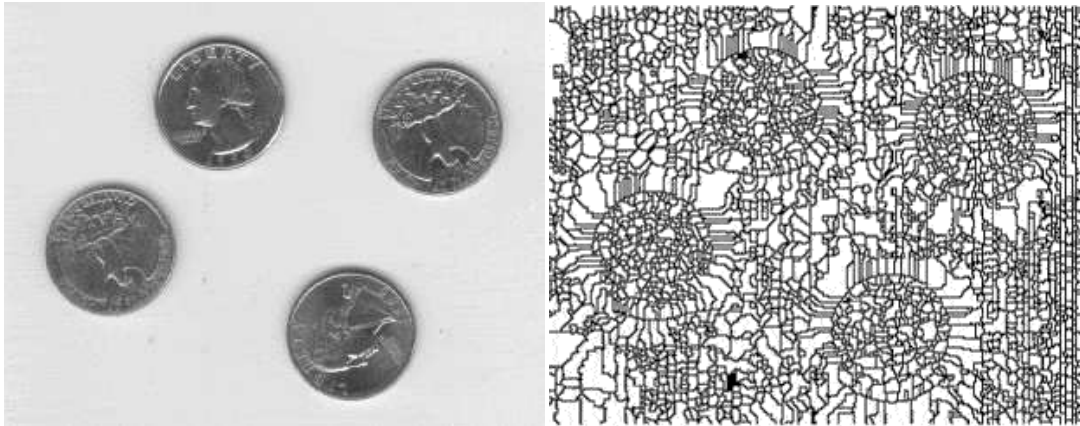


Figure III.5: illustration de la sur-segmentation

La LPE du gradient est sur-segmentée, ceci est dû au fait que les images gradient des images naturelles contiennent un grand nombre de minima, chaque minimum génère un bassin versant dans la LPE.

Il existe plusieurs méthodes qui permettent de pallier à cette sur-segmentation

- La première consiste à filtrer l'image originale afin de supprimer tous les minima non-significatifs : c'est l'approche filtrage.
- La deuxième consiste à choisir le nombre de minima locaux et donc le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE : c'est l'approche marqueurs [14].
- Enfin une première LPE peut servir de marqueur pour une seconde, et la zone qu'elle délimite donne lieu à une image mosaïque. Cette image n'est plus construite par pixels, mais comme graphe planaire. Elle est susceptible à son tour d'être traitée par LPE. C'est un processus itératif qui donne donc lieu à une segmentation hiérarchique.

III.3.1. Marqueur

Les objets placés dans une image apparaissent comme des régions à niveau de gris homogène. Ces régions sont mises en évidence par le gradient morphologique, dont les minima définissent en fait des marqueurs. Néanmoins le gradient morphologique comporte bien trop de minima non-significatifs que l'on va donc chercher à supprimer. L'idée de l'approche par marqueur est de contraindre la LPE à considérer un ensemble de marqueurs préalablement et judicieusement choisis [11].

La réalisation de cette idée exige deux choses : dans un premier temps, construire les marqueurs et ensuite intégrer cette information dans l'image originale.

Par la reconstruction géodésique de l'image originale par l'image de marquage on obtient une image modifiée dont les minima correspondent à ceux définis par l'image de marquage [11]. La reconstruction géodésique consiste à reconfigurer les minima d'une image. Le procédé de reconstruction crée une image égale à l'originale dans les zones d'intérêt et élimine les minima non marqués. On opère alors une LPE sur cette image modifiée.

On sélectionne les marqueurs qui seront sources de l'immersion dans la LPE. Il faut qu'un seul minimum du gradient apparaisse à l'aplomb de chaque tache et qu'un seul minimum soit présent dans le fond.

III.3.1.1. Construction de marqueurs

On cherche des ensembles connexes de points faisant partie des objets à segmenter. Quand les minima sont remplacés par des marqueurs il est primordial de contrôler la place de ces marqueurs. On doit choisir les marqueurs en s'assurant que les marqueurs contiennent les minima significatifs de l'image [11]. Les marqueurs doivent être choisis tels qu'ils soient contenus dans les sous bassins versant, c'est à dire les parties du bassin inondées avant le premier débordement.

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

- **Méthode du chapeau haut de forme**

Dans cette méthode, on extrait les éléments plus petits que l'élément structurant (utilisé pour l'ouverture). C'est-à-dire qu'on considère comme marqueurs les éléments qui sont à l'intérieur du chapeau haut de forme. Cette transformation est définie comme la différence entre l'image f et son ouvert de taille λ [11].

- **Méthode des h minima**

Cette méthode consiste à déterminer les régions minimales de l'image obtenue par reconstruction géodésique par érosion de l'image source I par J , translatée de I d'un niveau h (offset h de rehaussement de niveau gris) [11].

Cette reconstruction géodésique a pour effet de "comblent" les bassins versant non significatifs (ce qui suppose un bon choix de h) pour ne conserver que les minima intéressants [11].

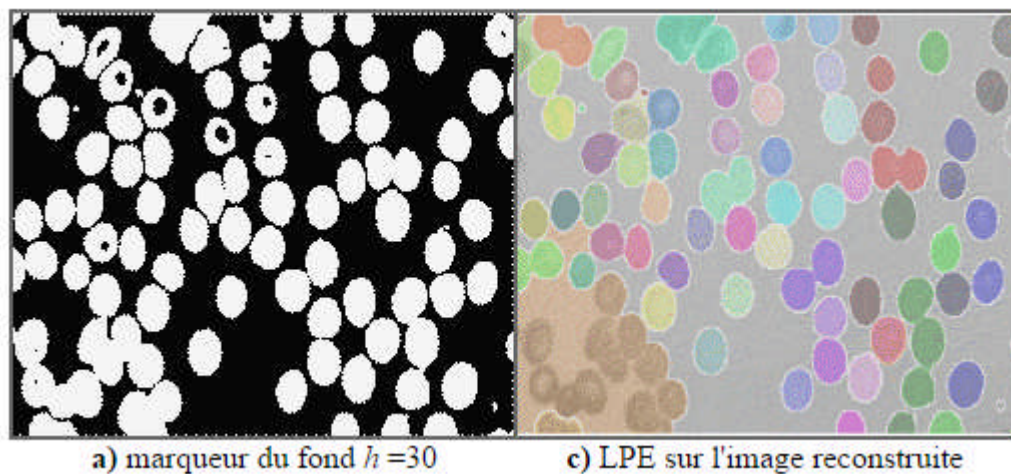


Figure III.6: application de la LPE avec marqueur méthode des h minima sur l'image *cell*

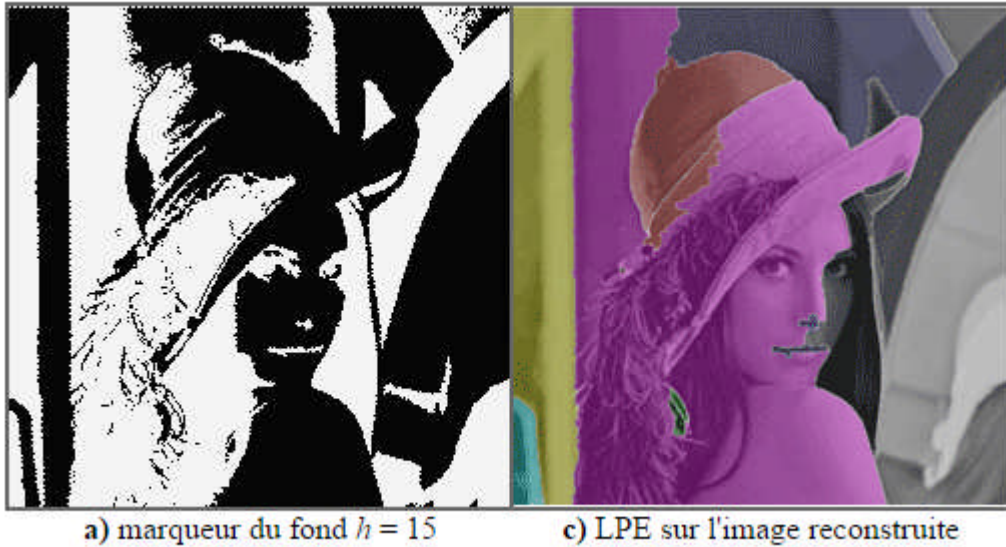


Figure III.7 : application de la LPE avec marqueur méthode des h minima sur l'image *lena*

- **Choix manuel**

Une solution intéressante pour le choix des marqueurs est la délimitation grossière et manuelle des zones d'intérêt de l'image source. Cette méthode s'applique lorsque la forme ou la position des objets à détourner est très complexe [18].

- **Contrainte par le contraste : Seuillage des dynamiques de bassins**

Le but de cette méthode est de supprimer les minima à faible contraste. On crée un élément structurant disk de taille 15. On fait la transformée chapeau haut de forme et chapeau bas de forme. La transformée chapeau haut de forme trouve les objets qui se placent dans l'élément structurant et la transformée chapeau bas de forme calcule les fossés (gaps en anglais) entre les objets. Afin de maximiser le contraste entre les objets on ajoute l'image du chapeau haut de forme à l'image originale et on soustrait le résultat à l'image du chapeau bas de forme. On fait en suite le complément de l'image trouvée pour mettre l'accent sur les vallées. En utilisant la fonction `imextendmin` on supprime les minimax locaux en seuillant l'image obtenue précédemment avec un seuil égale à 22 et on impose les minima globaux à l'image. Au final l'application de la LPE permet de détecter toutes les régions contenant un minima imposé. [11].

III.3.2. Hiérarchique

L'idée est de créer une mosaïque de zones plates qui ressemble à l'image de départ, éliminant ainsi les variations d'intensité à l'intérieur de chaque carreau de la mosaïque. La LPE d'une telle image sera ainsi bien moins sur-segmentée [11].

- **Construction d'une image mosaïque**

On construit une image mosaïque de la manière suivante : On applique d'abord la LPE à l'image gradient d'une image, puis pour chaque minimum du gradient et donc pour chaque bassin versant on détermine le niveau de gris dans l'image initiale et on remplit le bassin versant avec cette valeur comme le montre la figure suivante :

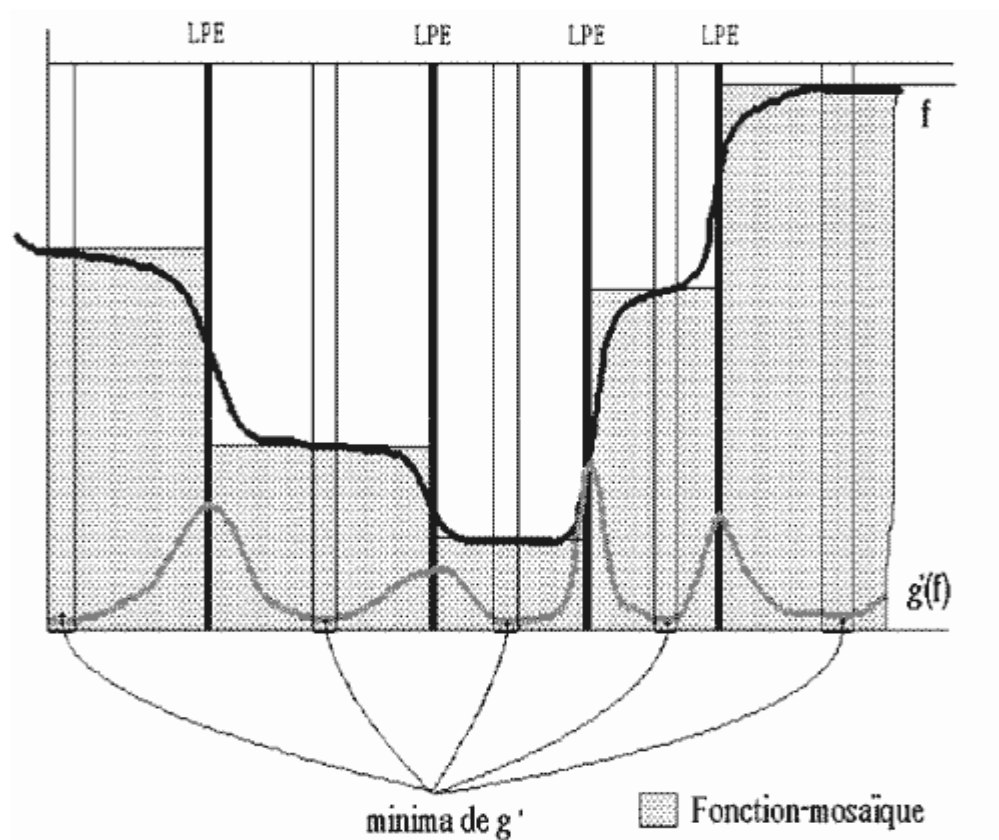


Figure III.8: attribution des niveaux de gris de l'image mosaïque

- **LPE sur image mosaïque**

L'idée est que même si la LPE est totalement illisible, elle engendrera une mosaïque bien structurée [18].

Considérant le gradient de l'image mosaïque, formé de minces parois verticales dont la valeur est celle du gradient mosaïque représentée dans la figure ci-dessous, on supprime les murs les plus bas que tous ceux qui l'entourent. Cette opération s'interprète comme une LPE sur un graphe planaire et valué [18].

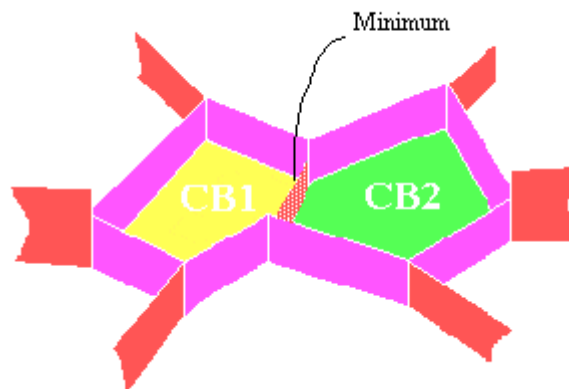


Figure III.9: graphe associé au gradient de l'image mosaïque

On peut à nouveau appliquer la même démarche à l'image obtenue (image mosaïque+LPE), on obtient ainsi des niveaux de hiérarchie croissants dans lesquels la sur-segmentation est à chaque fois diminuée.

III.3.3. Filtrage

Les minimas non significatifs de l'image sont éliminés. En ce sens on cherche donc d'une certaine manière à moyenner localement l'image. Notamment de bruit, de flou, ou encore des pertes de qualité.

Dans une image, les détails se répètent fréquemment sur un petit nombre de pixels, on dit qu'ils ont une fréquence élevée : c'est le cas pour les textures fines et certains contours de l'image. Au contraire, les fréquences basses correspondent à des faibles variations étendues sur de grandes parties de l'image, par exemple des variations de fond de ciel.

Différentes méthodes de filtrages ont été développées suivant le type de l'intensité du bruit.

Ces filtres possèdent des caractéristiques spectrales ; on parle ainsi des filtres linéaires et des filtres non linéaires

III.3.3.1. Filtrage linéaire

L'information contenue dans l'image peut être représentée de différentes façons afin de mieux mettre en évidence certaines propriétés des images

Le filtre linéaire correspond à la première opération utilisant le proche voisinage qui vient à l'esprit. Il consiste, en effet à remplacer la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire des valeurs des pixels voisins. Nous avons vu qu'une des principales sources du phénomène de sur-segmentation est le bruit présent dans les images naturelles [16]. Afin de pallier à ce bruit on opère un moyennage spatial à l'aide d'un filtre gaussien, qui est l'un des filtres linéaires :

- **Diffusion gaussienne (linéaire)**

Soient $U(x)$ le niveau de gris en un point x de l'image à traiter et G_σ la gaussienne d'écart type σ donnée par la formule suivante [11] :

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

Le filtrage gaussien de l'image résulte de la convolution de cette fonction avec des gaussiennes en chaque point de l'image [11]:

$$U(x, \sigma) = (G_\sigma * U_0)(x) = \int_{\mathbb{R}^2} G_\sigma(x - y)U_0(y)dy$$

Cette convolution est une opération régularisant. En pratique, cette régularisation de U permet de lisser de manière grossière, en affaiblissant l'information qui présente des variations spatiales sur des échelles inférieures à σ [11].

III.3.3.2. Filtrage non- linéaire

Contrairement au filtrage par convolution, le filtrage non –linéaire fait intervenir les pixels voisins suivant une loi non-linéaire. Les filtres non linéaires opèrent sur un voisinage donné. Lorsqu'un masque de convolution est lui-même fonction des pixels de l'image, le filtrage devient non-linéaire [9]. Seuls les filtres non-linéaires peuvent permettre de préserver des contours en s'adaptant au contenu des images.

Il existe ainsi une infinité de filtres non- linéaires, parmi les plus utilisées celui qui regroupe les opérations morphologie mathématique.

- **Filtre alterné-séquentiel (morphologique)**

Ce filtre est un filtre morphologique qui consiste à faire une succession d'ouvertures et de fermetures par des sphères de rayons croissants [12].

Plus précisément, en désignant par f l'image considérée, la boucle itérée de base du Filtre Alterné Séquentiel (ASF) est définie par [11] :

$$\text{ASF}(f) = \text{ouverture}(\text{fermeture}(f))$$

On remarquera que la première opération est une fermeture afin de privilégier la suppression des minima sur-numéraires.

Les paramètres sont : la taille de l'élément structurant avec lequel on effectue les opérations morphologiques mais aussi le nombre d'itérations. On utilisera pour l'élément structurant du gradient un cercle de diamètre 5 pixels (pour des images de dimensions d'env. 500 pixels) et un élément structurant de même type de taille initiale 3 pour le FAS [12].

Conclusion

La ligne de partage des eaux fournit par définition des contours fermés. Même si la LPE produit une très forte sur-segmentation, tous les contours effectivement présents dans l'image font partie de la partition obtenue par l'algorithme. Ce qui sous-entend que toute l'information nécessaire est présente dans cette transformation morphologique et qu'il faut, enfin pouvoir l'exploiter correctement, éliminer toute l'information non significative.

Effectuer un prétraitement revient donc toujours d'une certaine façon à éliminer certains contours non pertinents.

Puisque la segmentation a partir de la LPE se fait a partir des minima du gradient de l'image, il est naturel que les prétraitements s'attachent à modifier ces minima. Soit directement dans l'image, ce sera ici le filtrage, soit en imposant un ensemble de marqueurs qui par reconstruction géodésique de l'image initiale donneront une image synthétique, paramètre d'entres de la LPE.

Chapitre IV

Résultats et discussion

Introduction

La segmentation est un point central de l'analyse d'image. Etape obligée de tout système d'analyse intelligente de scènes. Analyser et comprendre une scène sous-entend d'abord extraire, segmenter et mettre en correspondance les différentes régions. En morphologie mathématique, la segmentation d'image est presque essentiellement basée sur une méthode : la Ligne de Partage des Eaux (LPE) calculée sur une image gradient à partir de marqueurs des régions à extraire [12]. Dans ce chapitre on donnera les résultats de l'application de la LPE.

IV.1. Présentation des données

L'application de l'algorithme de la LPE sur deux types d'images, est présentée dans cette partie, les images sont :

- 'fleur' : image couleurs ;
- 'lena' : image aux niveaux de gris.



Figure IV.1 : image 'lena'



Figure IV.2 : image 'fleur'

IV.2. Application de la méthode

En traitement d'images, la segmentation par ligne de partage des eaux désigne une famille de méthodes de segmentation d'image issues de la morphologie mathématique qui considèrent une image à niveaux de gris comme un relief topographique, dont on simule l'inondation.

- **Principe**

Technique de l'immersion

- On perce chaque minimum local de la surface.
- On inonde la surface à partir des minima locaux, l'eau montant à vitesse constante et uniforme dans des bassins versants.
- Quand les eaux issues de 2 minima différents se rencontrent, on monte une digue pour qu'elles ne se mélangent pas.
- A la fin de l'immersion, l'ensemble des digues constituent la de partage des eaux.

- **Organigramme**

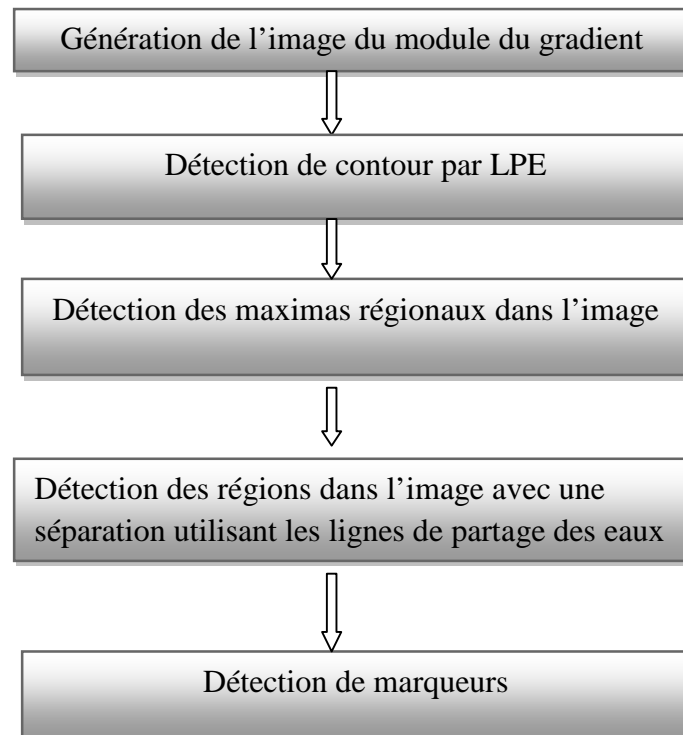


Figure IV.3: les principales étapes de l'algorithme de la Ligne de Partage des Eaux

- **Application**

On commence par générer l'image du module du gradient c'est-à-dire les crêtes correspondantes aux contours, on obtient alors la figure suivante :

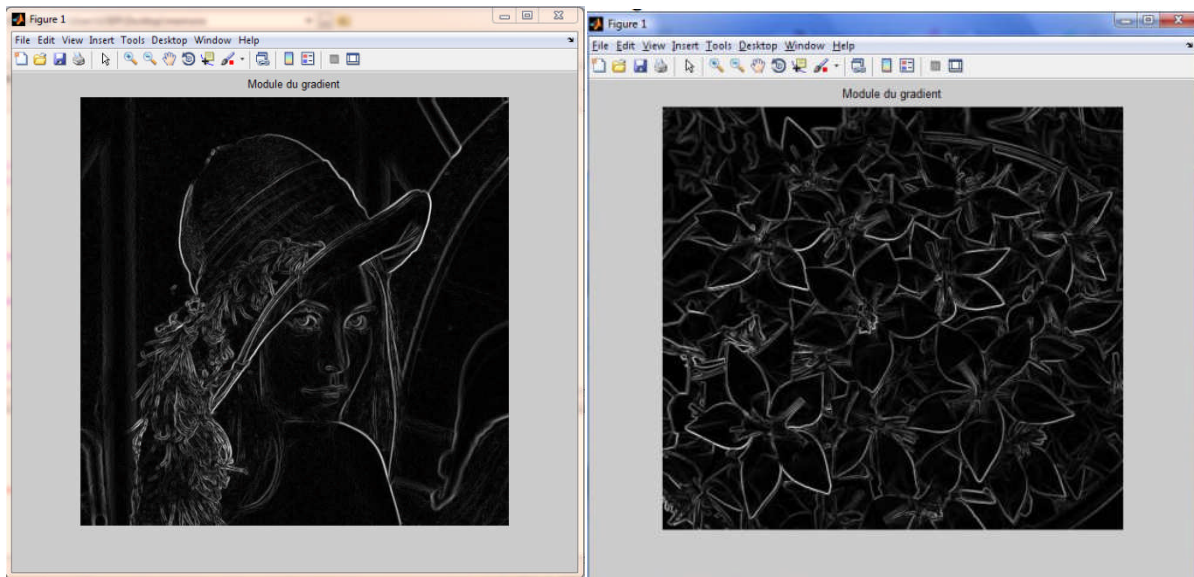


Figure IV.4 : module du gradient

Puis on procède à une évaluation de la détection de contours par la LPE et cela en détectant les contours fermés et faisant de la sur-segmentation

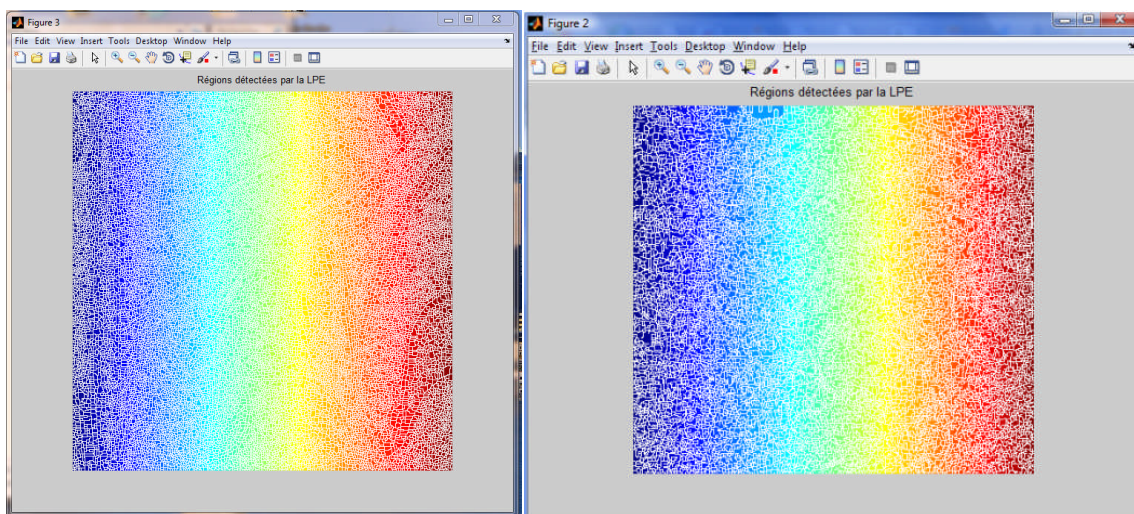


Figure IV.5 : régions détectées par la LPE : sur-segmentation

L'application d'une dilatation et d'une érosion nous servent à détecter les maxima régionaux dans l'image

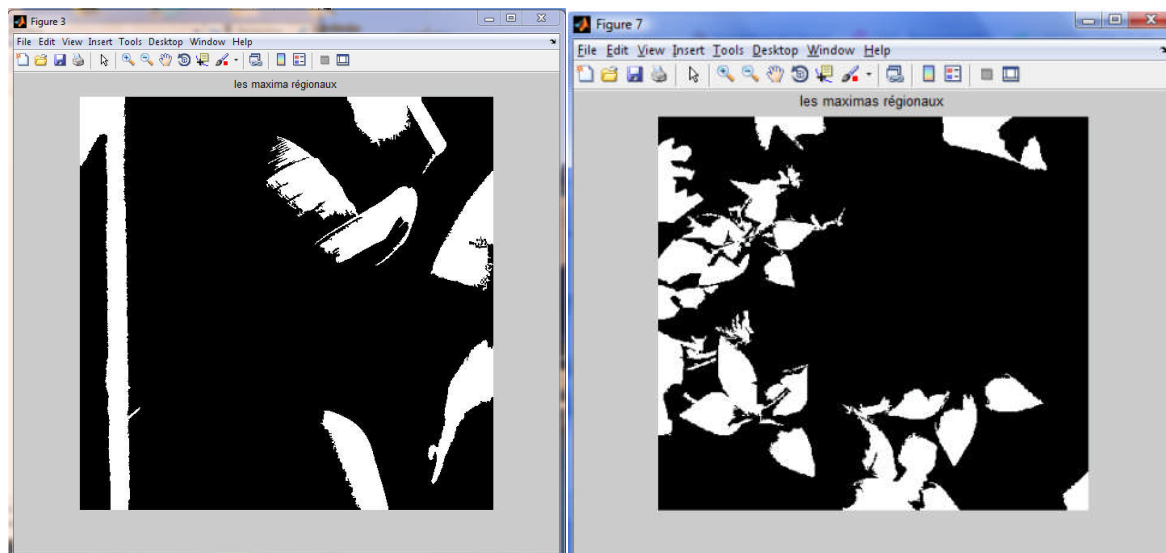


Figure IV.6 : les maxima régionaux

On procède ensuite à la superposition des maxima régionaux sur l'image d'origine puis on refait les mêmes opérations de dilatation et d'érosion. Ces différentes opérations nous permettent de détecter les régions dans l'image et on les sépare en utilisant des lignes appelées des lignes de partage des eaux.

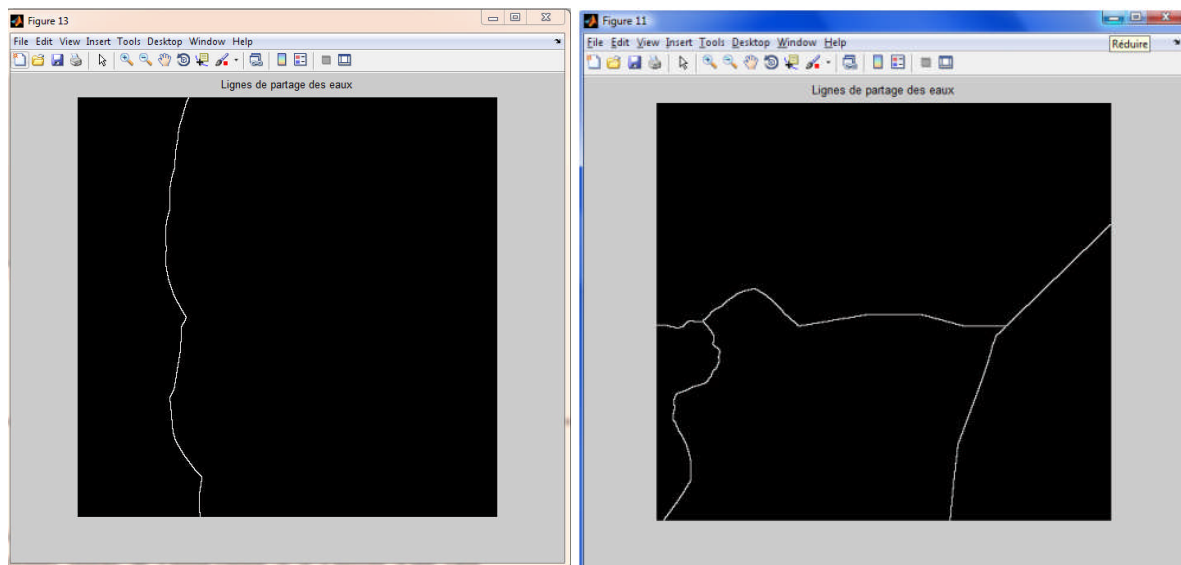


Figure IV.7 : Lignes de Partage des Eaux

On s'intéresse à présent à ce qu'on appelle marqueurs qui existent dans les objets recherchés dans l'image.

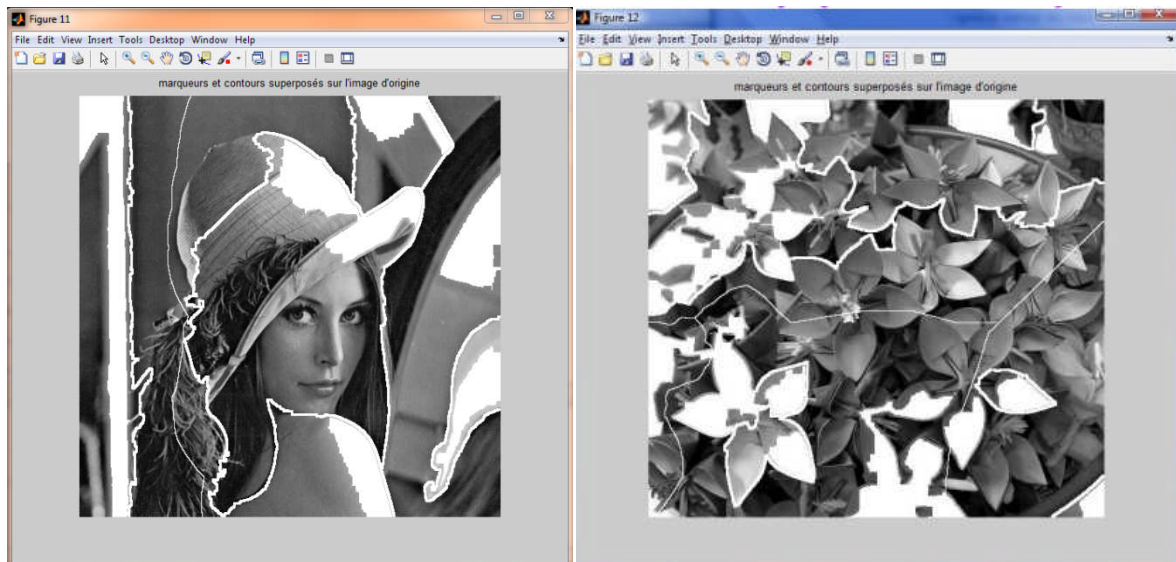


Figure IV.8: superposition des marqueurs et Lignes de Partages des Eaux sur l'image

VI.3. Marqueur

- **Méthode du chapeau haut de forme**

On choisit la valeur de λ en fonction de la taille des éléments à mettre en évidence. Par exemple pour l'image *cell*, la taille du chapeau haut de forme est réglée à 40 afin que les cellules puissent rentrer à l'intérieur. La segmentation est de bonne qualité. Elle ne permet cependant pas de différencier les cellules en haut à gauche et en bas à droite de l'image *cell* et beaucoup de contours de l'image *lena* ne sont pas pris en compte.

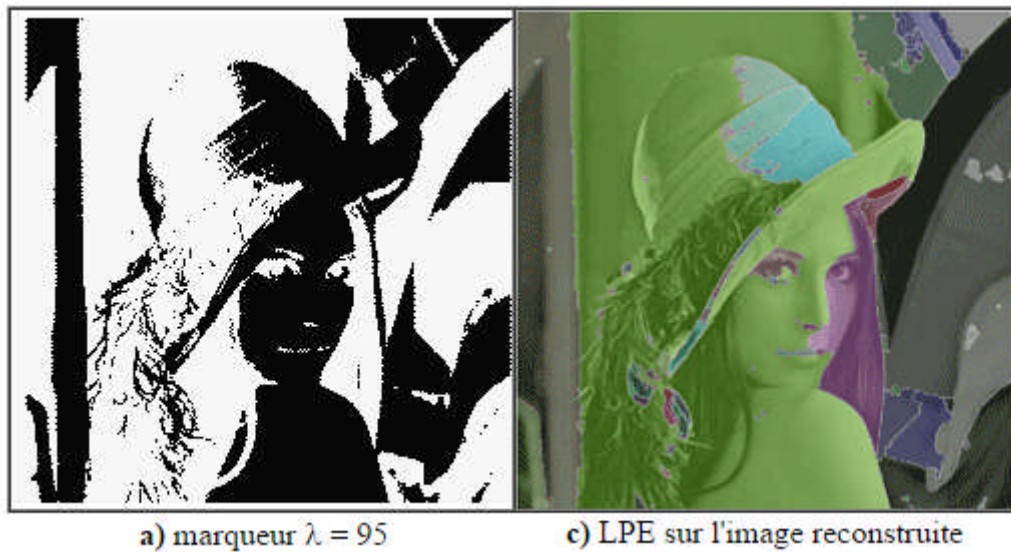


Figure IV.9 : application de la LPE avec marqueur méthode du chapeau haut de forme sur l'image *lena*

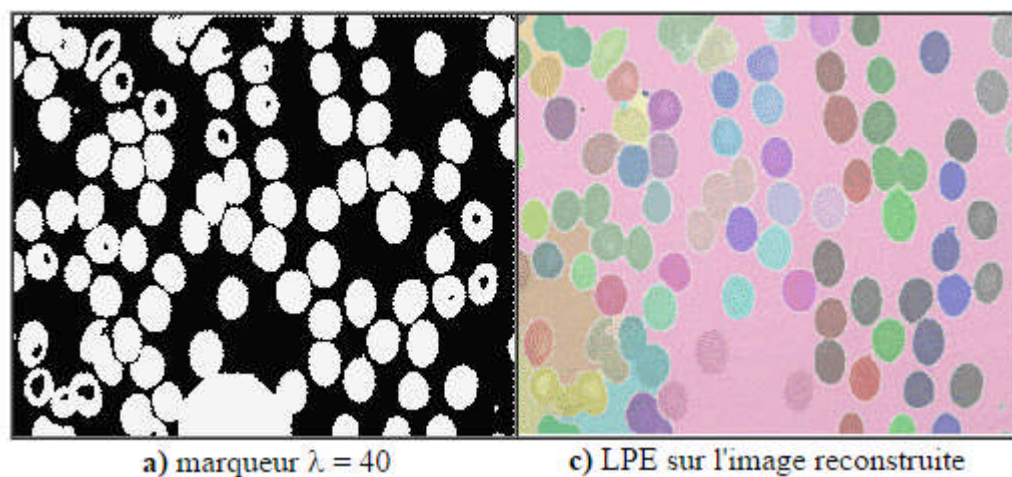


Figure IV.10: application de la LPE avec marqueur méthode du chapeau haut de forme sur l'image *cell*

- **Méthode du choix manuelle**

Méthode testée sur l'image *lena*. A gauche l'image de marquage utilisée pour la reconstruction de l'image originale et à droite le résultat de la LPE effectuée sur cette image.

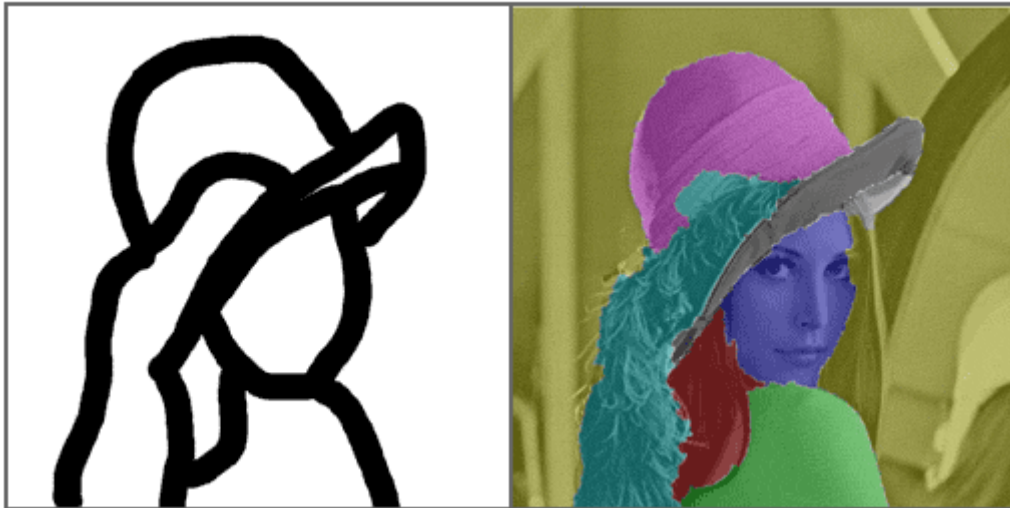


Figure IV.11 : application de la LPE avec marqueur méthode choix manuel

Cette méthode est particulièrement efficace. En effet on a choisit manuellement la position des minimum du gradient ou plutôt on a exclu les zones ou l'on ne voulait pas que l'algorithme cherche. Ainsi les cheveux coté miroir ne sont pas détectés.

- **Contrainte par le contraste : Seuillage des dynamiques de bassins**

La segmentation de l'image *afmsurf* est très satisfaisante. Par contre concernant l'image *lena*, bien que la sur-segmentation soit considérablement diminuée, elle demeure insuffisante.

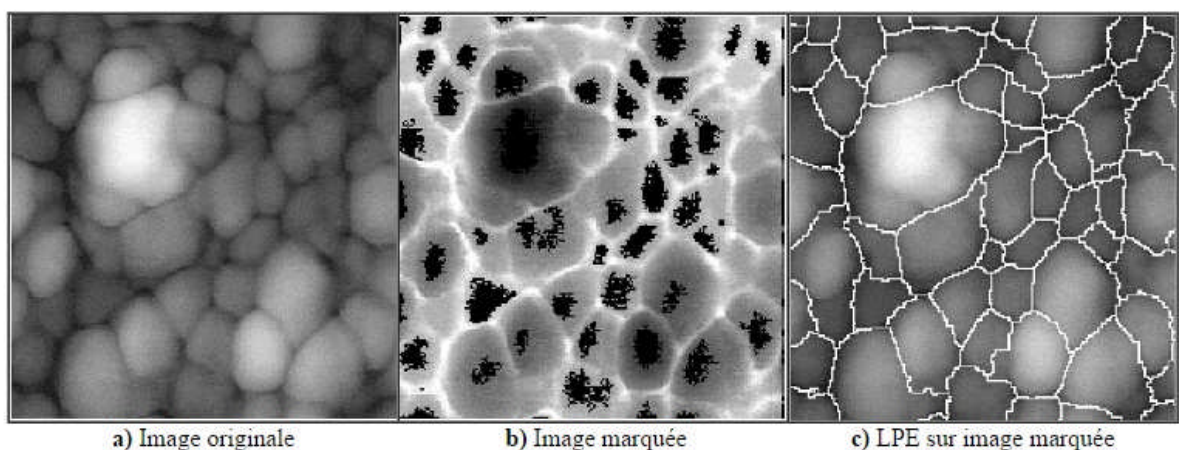


Figure IV.12 : segmentation image *amsurf*

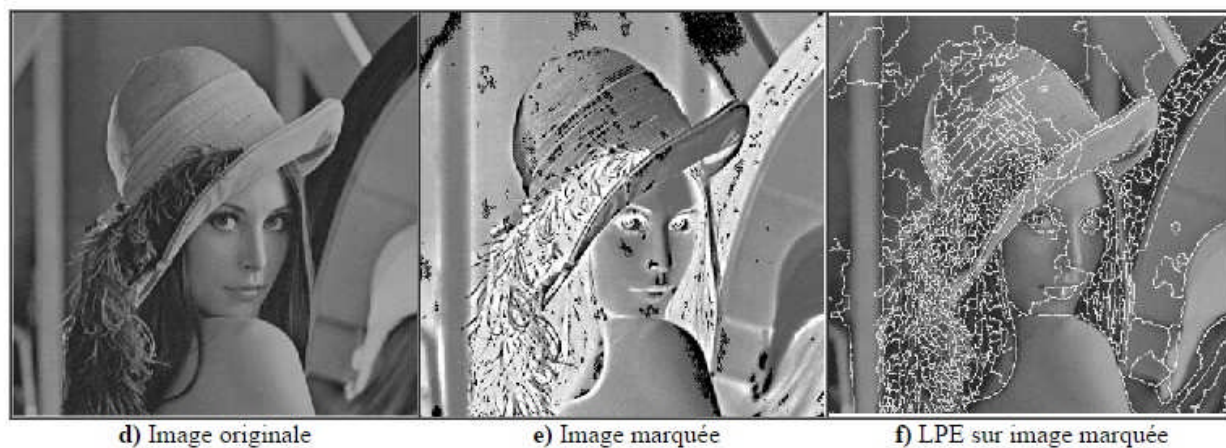


Figure IV.13: segmentation image *lena*

VI.4. Hiérarchique

- Construction d'une image mosaïque

Application de cette démarche sur l'image *lena* donne le résultat suivant :



Figure IV.14: image mosaïque de *lena*

- **LPE sur image mosaïque**

Ci-dessous les résultats obtenus sur l'image de *lena*, et sur l'image *cell*. A chaque itération on calcule l'image mosaïque à partir du gradient diminué d'une hauteur $h=9$.

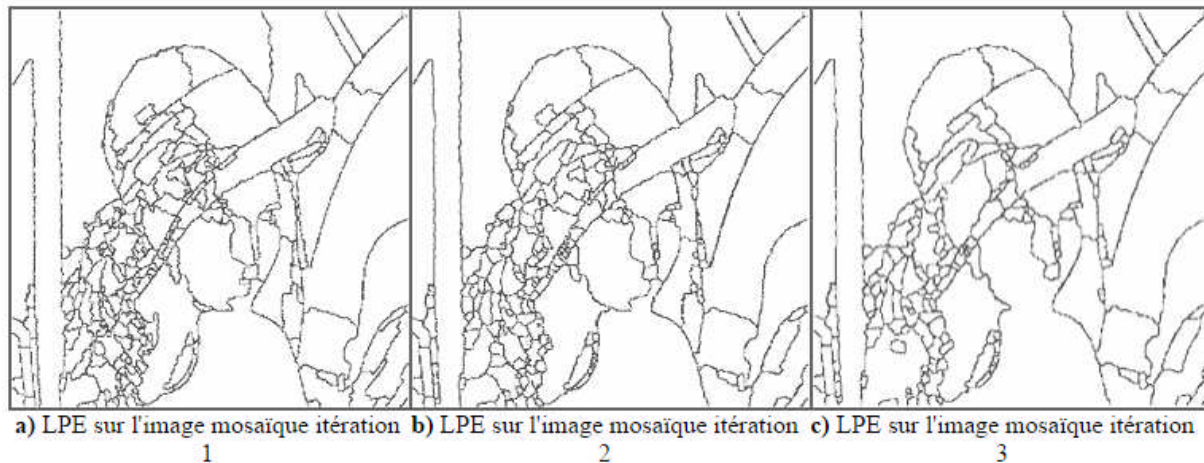


Figure IV.15: résultat de la LPE sur l'image mosaïque *lena* avec différentes itérations

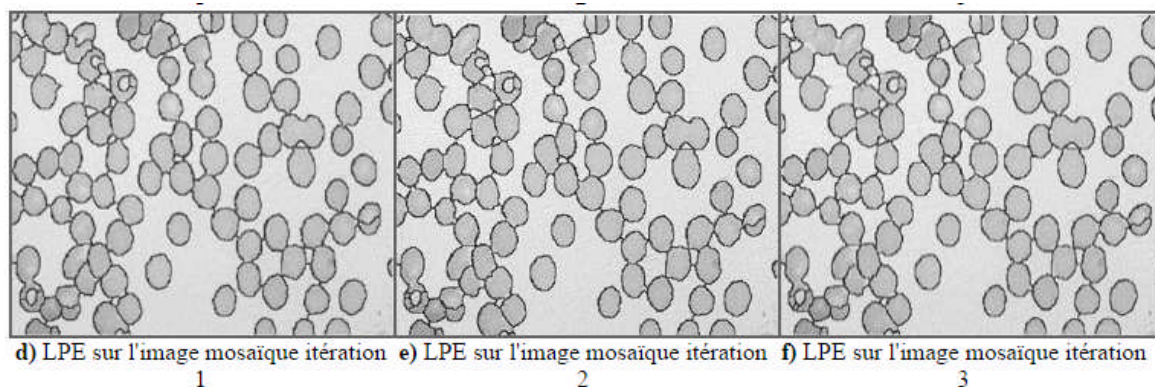


Figure IV.16: résultat de la LPE sur l'image mosaïque *cell* avec différentes itération

La segmentation devient de plus en plus simple au fil des itérations, jusqu'à la disparition de certains éléments essentiels de l'image. Sur l'image *cell* par exemple de l'itération 1 à l'itération 2 les cellules en haut à gauche ne sont plus différenciées.

Les paramètres sont, le nombre d'itérations, la hauteur h de laquelle on diminue le gradient et bien sûr toujours l'élément structurant utilisé pour le calcul du gradient morphologique.

Il est à noter que ce type de segmentation permet que l'on modifie l'image mosaïque obtenue à chaque itération en lui appliquant l'une des méthodes de prétraitements déjà vues précédemment.

VI.5. Filtrage

VI.5.1. Filtrage linéaire

- **Diffusion gaussienne (linéaire)**

Un inconvénient évident du filtrage gaussien est qu'il ne lisse pas uniquement le bruit, mais il gomme aussi les contours, les rendant difficilement identifiables [9].

Observant l'influence d'un tel filtrage sur l'image *lena*. L'image est lissée avec une gaussienne de dimension 10 pixels et d'écart-type de 10.



a) Image lissée

b) LPE sur l'image lissée

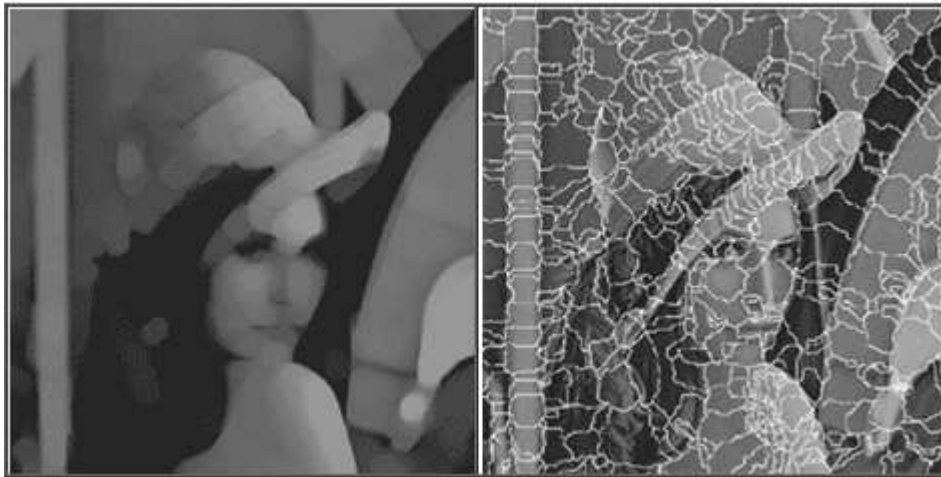
Figure IV.17: image lissée avec une gaussienne de dimension 10 et d'écart-type de 10.

Ce défaut est inhérent au principe de filtrage linéaire et on ne peut y remédier qu'en changeant de méthode de traitement. Une solution consiste à autoriser des opérations non-linéaires entre les voisins, c'est ce qu'on appelle le filtre non-linéaire.

IV.5.2. Filtrage non-linéaire

- **Filtre alterné-séquentiel (morphologique)**

Ce filtrage réduit sensiblement la sur-segmentation mais ses performances restent néanmoins en dessus des autres prétraitements déjà testés.



a) image lissée

b) LPE sur l'image lissée

Figure IV.18 : image lissée de taille initiale 3 pour le FAS

Conclusion

L'application des différentes méthodes de segmentation liées à l'algorithme de partage des eaux nous donne une segmentation de bonne qualité. L'inconvénient rencontré reste le filtrage linéaire gommant les contours rendant l'interprétation difficile.

En comparant les résultats trouvés avec ceux obtenues en utilisant d'autres méthodes, nous pouvons dire que la technique développée est efficace pour le type d'image que nous avons choisis.

Conclusion générale

Conclusion générale

En analyse d'image, la segmentation est en aucun doute la tâche qui immobilise le plus d'effort, elle nécessite des connaissances sur le type et la qualité d'images à traiter, et la structure à segmenter.

Dans ce mémoire, nous avons données l'application et les résultats d'un algorithme de segmentation basé sur la morphologie mathématique qui est la LPE.

En premier temps, en définissant l'image nous nous sommes intéressées à ces différentes méthodes de traitement.

Pour la suite, nous avons abordées la notion de segmentation et plus précisément la segmentation par la Ligne de Partage des Eaux, qui considère l'image comme un relief topographique.

Cette technique s'applique sur le gradient de l'image à traiter. Elle est une des méthodes de segmentation les plus satisfaisante, même si l'inconvénient qui revient le plus souvent est la présence d'une sur-segmentation liée au bruit présent dans l'image naturelle.

Comme perspective, généralisation à d'autres domaines tels que le domaine médical.

Nous espérons que notre travail peut servir pour les promotions à venir.

Référence bibliographique

Références bibliographiques

[1] : V.Barra, « *cours de traitement d'images* », Institut Supérieur d'Informatique, Modélisation et de leurs Applications(ISIMA), Ecole d'ingénieur à Aubière, France.

[2] : http://media.education.gouv.fr/file/special_8_men/99/0/physique_chimie_S_195999.pdf

[3] : Z.Ameur, « *cours de traitement d'images 1ere année Master Electronique Biomédical* », Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2015.

[4] : Y.EL Merabti, « *segmentation d'images couleur par combinaison LPE-régions/LPE-contours et fusion de régions- Application à la segmentation de toitures à partir d'orthophotoplans* », thèse de Doctorat, Université de technologie Belfort-Montbéliard, 2013.

[5] : http://fr.Wikipedia.org/Imagerie_médicale

[6] :K. Larbi, « *Segmentation d'image basée sur la modélisation statistique d'histogramme* », Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2012

[7] :S.Ghandour, « *Segmentation d'image couleurs par morphologie mathématique : Application aux images microscopiques* », Doctorat de l'université de Toulouse III. Paul Sabatier, 2010

[8] : http://fr.wikipedia.org/wiki/Morphologie_Mathématique.

[9] :B.Salah Eddine, « *Reconnaissance d'objets dans une image application au Tri/contrôle de qualité* », Mémoire de Magister, Université Hadj Lakhdar Batna Faculté de Technologie Département Génie Industriel, 2011

[10] : B. Serge, L .Febrice, S. Raphael, « *réalisation de la Ligne de Partage des Eaux par file d'attente hiérarchique parallèle* », 1997.

[11] : <http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/lpe2/lpe/lpe.htm>

[12] : Antoine Manzanera ; cours de Morphologie Mathématique. Année 2005.

[13] : PYaovi Gagouy,cours de traitement d'image, Année 2007-2008.

[14] : Pecaud Christopher, « *seuillage et sementation d'images texturées* », Année 2001.

[15]: K.Takahashi, H. Nakatani and K. Abe. *Color image segmentation using ISODATA clustering method*. 2nd Asian Conf. On Computer Vision, vol. 1, pp 523-527, 1995.

[16]: E. Romain, « *Méthodes de segmentation* », Master 2 Automatique, Année 2010.

[17] : J. Gadeyne & A. Nassar, « *Segmentation d'image naturelle texturée localement par fusion bayésienne de segmentation locale en deux classes* ». Année 2009.

[18] : A. Desolneux. « *Quelques méthodes de segmentation d'image* ». Université Paris 5. Année 2006.