

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou



Faculté de Génie électrique et Informatique
Département d'Electronique

Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du
Diplôme d'Ingénieur d'état en Electronique
Option : communication

Thème

*Application des opérateurs
morphologiques et des contours actifs à la
segmentation d'images.*

Proposé et dirigé par :
Melle S.Amer Medjkane

présenté par :
Mr : Aouiche samir
Mr : Baleh Yazid

Promotion 2010/2011

REMERCIEMENTS

Nous tenions à remercier au premier lieu le bon DIEU qui nous a accordé la force et le courage durant toutes nos années d'études, et en deuxième lieu notre promotrice Melle : Amer Medjkane .S. pour son encadrement, son orientation de notre travail, ainsi que pour sa gentillesse.

Nous voudrions exprimer aussi notre sincère gratitude aux membres du jury qui ont accepté de valoriser notre travail.

D'autre part, nous voudrions remercier tout les enseignants du département d'électronique qui ont contribué à notre formation.

Nos remerciements vont également à toute personne, qui d'une manière ou d'une autre, nous a aidée et encouragée pour l'aboutissement de ce travail

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à toutes les personnes qui me sont très chères :

- ✚ A mes grands parents paternels et ma grande mère maternelle (paix à leurs âmes)...*
- ✚ A mes très chers parents, je vous dis mille mercis pour tous vos sacrifices, aides et encouragements tout au long de mes études.*
- ✚ A mes sœurs Samia et Rachida qui n'ont pas pu être là aujourd'hui et son fils Mitou.*
- ✚ A mon frère Rachid.*
- ✚ A Jédi Mohamed.*
- ✚ A khalti Dahbia, Ouiza et Zahia.*
- ✚ A mon ami et frère Karim.*
- ✚ A Melle Menouche .T qui m'a soutenu et encouragé tout au long de ce travail.*
- ✚ A Toute ma famille Aouiche et Adryen.*
- ✚ Sans oublier toute la promotion 2011, département d'électronique.*

Samir.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail en particulier à :

- ✚ .Mon père (paix à son âme) à qui je dois tout.*
- ✚ Djeddi Mohand et Djeddi Rabah (paix à leurs âmes).*
- ✚ Ma très chère mère qui de son courage me donne l'envie de continuer à me battre.*
- ✚ Ma très chère femme Sonia qui m'a soutenu et encouragé tout au long de ce travail.*
- ✚ Mes frères Mohand et Rabah, ma sœur Lisa pour qui je souhaite la même réussite dans leurs études.*
- ✚ Tsitsis et Mani que dieu nous les gardes.*
- ✚ Toute ma famille BALEH, HADDAD et ma belle famille CHERTOUH.*
- ✚ Sans oublier toute la promotion 2011, département d'électronique.*

Yazid.



Sommaire.

Sommaire

Introduction.....	1
Chapitre I : Généralité sur le traitement d'image.....	3
1. Image numérique.....	3
1.1. Définition.....	3
1.2. Le pixel.....	3
1.3. Caractéristique d'une image numérique.....	3
1.3.1. Dimension.....	3
1.3.2. Résolution.....	4
1.3.3. Contour.....	4
1.3.4. Luminance.....	4
1.3.5. Contraste.....	4
1.3.6. Voisinage.....	5
1.4. Type d'image.....	5
1.4.1. Image binaire.....	5
1.4.2. Image en niveau de gris.....	5
1.4.3. Image en couleur.....	6
1.5. Traitement d'image.....	6
1.5.1. Acquisition.....	7
1.5.2. Prétraitement.....	7
1.5.3. Le traitement numérique.....	7
1.5.4. Poste traitement.....	7
1.5.5. visualisation, transmission, stockage.....	7
1.6. Le seuillage.....	8
1.7. Histogramme.....	8

1.7.1. Type d'histogramme.....	9
a) Histogramme uni modal.....	9
b) Histogramme bimodal.....	9
c) Histogramme multimodal.....	9
1.7.2. Egalisation d'histogramme.....	9
1.8. Le bruit.....	10

Chapitre II : Description des operateurs morphologiques.

Introduction.....	11
Principe.....	11
2.2. Transformations morphologiques ensemblistes.....	11
2.2.1. Transformation par érosion.....	11
2.2.2. Transformation par dilatation.....	12
2.2.3. Transformation par fermeture.....	13
2.2.4. Transformation par ouverture.....	14
2.2.5. érodé ultime.....	14
2.3. Transformations morphologiques fonctionnelles.....	15
2.3.1. érosion numérique.....	15
2.3.2. Dilatation numérique.....	16
2.3.3. Ouverture numérique.....	17
2.3.4. Fermeture numérique.....	17
2.4. Chapeau haut de forme.....	18
2.5. Le gradient morphologique.....	19
2.6. Squelettisation.....	20
2.6.1. Squelette par boule maximale.....	20
2.6.2. Squelette par zone d'influence.....	21

2.7. Les filtres morphologiques.....	22
2.7.1. Les filtre alternés.....	22
2.7.2. Les filtres alternés séquentiels.....	22
2.8. Transformation géodésique.....	23
2.8.1. Dilatation géodésique binaire.....	24
2.8.2.érosion géodésique binaire.....	24
2.8.3. Dilatation et érosion géodésique binaire.....	25
2.9. Transformation par reconstruction.....	25
2.9.1. Reconstruction binaire.....	25
2.9.2. Reconstruction numérique.....	25
2.9.3. Ouverture par reconstruction.....	26
2.9.4. Fermeture par reconstruction.....	26

Chapitre III : segmentation

Partie A : Segmentation par la ligne de partage des eaux

Introduction	28
A.3.1. définition des extrema d'une fonction.....	28
A.3.2. ligne de partage des eaux(LPE).....	31
A.3.2.1.définition de la LPE.....	31
A.3.2.2.construction de la LPE.....	32
A.3.2.3.utilisation de la LPE.....	34
A.3.3. amélioration de la segmentation morphologique par la LPE.....	34
A.3.3.1.la LPE par filtrage.....	35
A.3.3.1.1.filtre alterné séquentiel.....	36
A.3.3.1.2.filtre par reconstruction.....	36
A.3.3.2.La LPE avec marqueurs.....	36
A.3.3.2.1. l'extraction des marqueurs.....	36
A.3.3.2.2. Méthode du chapeau haut de forme.....	37

A.3.3.2.3.Méthode des h-minima.....	37
A.3.3.3.Intégration des marqueurs dans l'image originale.....	37

Partie B : contours actifs

Introduction.....	38
B.3.1. Définition.....	38
B.3.2. Energies.....	39
B.3.2.1.Energie interne.....	39
B.3.2.2.Energie externe.....	40
B.3.2.2.1. Gradient.....	40
B.3.2.2.2.Intensité.....	40
B.3.2.2.3.Gradient vector flow.....	41
B.3.2.3. Energie de contexte.....	41
B.3.3. Implémentations classiques.....	42
B.3.4. Différences finies.....	42
B.3.4.1.Continuité.....	43
B.3.4.2.Courbure.....	43
B.3.5.Approche variationnelle.....	44
B.3.6. Programmation dynamique	47
B.3.7. Algorithme "greedy"	48
B.3.8.Contour actif de base.....	50

Chapitre IV : Résultats de la segmentation

4.1. Présentation du logiciel MATLAB.....	52
4.2. Présentation des images tests.....	53
4.3. Présentation des résultats de la segmentation.....	54
Test 1 : sur l'image « Trèfle ».....	54

-méthode LPE.....	54
-méthode de contour actif.....	57
-comparaison entre la LPE et le contour actif.....	58
Test 2 : sur l'image « Monkey ».....	59
-méthode LPE.....	59
-méthode de contour actif.....	62
-comparaison entre la LPE et le contour actif.....	63
Discussion.....	64
Conclusion générale..	66
Bibliographie.	



Introduction générale.

La dernière décennie a été marquée 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 derniers 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 consacrés au développement de chaînes 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'autres 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.

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel. Le traitement d'images est né de l'idée et de la nécessité de remplacer l'observateur humain par une machine. L'image ou les signaux provenant des capteurs ont alors été numérisés pour pouvoir être traités par l'ordinateur. L'analyse d'une image numérique est basée sur des concepts mathématiques qui permettent de la décrire quantitativement afin d'extraire des informations pertinentes en regard de l'application concernée, les traiter puis les interpréter. Il est donc possible de l'utiliser dans les disciplines très variées, aussi bien dans le domaine de la recherche que dans celui de la fabrication industrielle.[7]

Les méthodes et techniques d'analyse employées dépendent essentiellement de la nature des images à analyser et du but que se fixe l'expérimentateur.[1]

La segmentation est une phase fondamentale dans le traitement d'images qui permet de réaliser une partition de l'image 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 :

- à la nature de l'image (éclairage, présence du bruit).
- aux opérations situées en aval segmentation (reconnaissance de forme, interprétation)
- aux primitives à extraire (contour, texture).
- à la contrainte d'exploitation (complexité de l'algorithme, la taille de la mémoire disponible).

A cet effet, de nombreuses méthodes de segmentation d'images ont été proposées reposant sur les différentes approches contour et région.

Dans ce mémoire, nous présentons deux techniques de segmentation, l'une basée sur les opérateurs de la morphologie mathématique qui s'appuie sur le concept de la ligne de partage des eaux (LPE) et l'autre sur les contours actifs (snack).

Suite à la présentation qui vient d'être faite, les différents chapitres de ce travail sont organisés de la manière suivante :

Le premier chapitre est consacré aux notions de base utilisées en traitement d'images.

Le deuxième chapitre aborde les notions de base de la morphologie mathématique dans le cadre ensembliste et fonctionnel.

Le troisième chapitre décrit la méthode de segmentation d'image par la ligne de partage des eaux et celle des contours actifs.

Le dernier chapitre englobe les différents résultats obtenus par les deux(2) techniques de segmentation abordées.

Enfin, nous terminerons notre travail par une conclusion.



Chapitre I
Généralités.

L'image est un moyen de communication universel le plus efficace, dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

Initialement, l'image est une représentation partielle d'une scène réelle (à un instant donné) dans un espace bidimensionnel acquise à l'aide d'un système de production d'image (appareils photographique, caméra, radio graphes, scanner,...). Sa forme peut être analogique (ex : photographie, vidéo,...) ou numérique (ex : image numérisée suivant divers format, image compressée,...).

L'opération de numérisation (ou digitalisation) est une opération qui permet de transformer une image analogique (signal analogique) en une image numérique ou discrète représentée par une série de bits afin de reproduire une image aussi fidèle que possible à celle d'origine

1. Image numérique

1.1. Définition :

Une image numérique est définie comme un signal fini bidimensionnel échantillonné à valeurs quantifiées dans un certain espace de couleurs. Elle est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels de coordonnées x et y auxquels est associée la valeur en ce point (x, y) d'une fonction qui traduit l'information portée par la scène. Elle est représentée par une matrice dont les éléments sont associés aux coordonnées cartésiennes de chaque point de l'image.

1.2. Le pixel :

Dans une photo conventionnelle, le plus petit élément est le grain, l'élément digital équivalent dans une image numérique est le pixel. Le pixel (abréviation de l'expression anglo-saxonne " Picture éléments " (« pix » vient de « Picture » et « el » de « élément ») est le plus petit point de l'image numérique. C'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. L'image numérique est défini par :

Le nombre de pixels qui la compose en hauteur et en largeur.

Le nombre de valeurs possibles de l'intensité lumineuse ou de couleur que peut prendre chaque pixel.

1.3. Caractéristiques d'une image numérique :**1.3.1. Dimension :**

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

1.3.2. Résolution :

C'est la détermination du nombre de points par unité de surface exprimée en point par pouce (**PPP**, en anglais DPI pour Dots Per Inch). Plus le nombre de pixels par unités de longueur de la structure à numériser est élevé, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante, plus la résolution est élevée. Il y a deux types de résolutions : la résolution spatiale et la résolution tonale.

Résolution spatiale : La résolution spatiale dépend de la surface que représentent les pixels. Plus la surface est grande plus la résolution diminue et cette résolution dépend aussi de l'échantillonnage.

Résolution tonale : La résolution tonale représente le nombre de niveaux de gris présent dans l'image. Cette résolution dépend de la quantification.

1.3.3. Contour :

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris présentent une différence significative. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux régions différentes.

1.3.4. Luminance :

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

Des images lumineuses (brillantes).

Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.

L'absence de parasites.

1.3.5. 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 L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

1.3.6. Voisinage :

Le voisinage est défini comme étant l'ensemble des pixels qui entourent dans toutes les directions possibles un pixel donné de coordonnées (i, j). On peut trouver 4-voisinages, 6-voisinages et 8-voisinage. La figure 1.3 illustre la répartition des voisins selon le pavage



Figure.I.3. La répartition des voisins selon le pavage :

(a) carré selon deux direction, (b) : hexagonale.

1.4 .Types d'image :

1.4.1. Image binaire :

Une image binaire (dite aussi image en noir et blanc) est une image représentée sous forme d'une matrice dont les éléments valent 0 ou 1. Les 0 sont représentés par du noir et les 1 par du blanc. Chaque pixel est codé sur un bit.

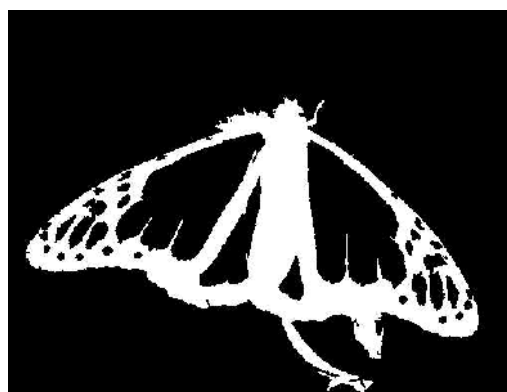


Figure. I.2. Image binaire

1.4.2. Image en niveaux de gris :

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet (8 bits).



Figure. 1.3. Image en niveau de gris

1.4.3. Image couleur :

Une image couleur contient trois plans de couleur le rouge, le vert et le bleu (RVB). Chaque plan est codé comme une image en niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel est représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu.



Figure. 1.4. Image couleur

1.5. Traitement d'images :

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

Un système de traitement d'images est composé de plusieurs parties, les différentes étapes sont :

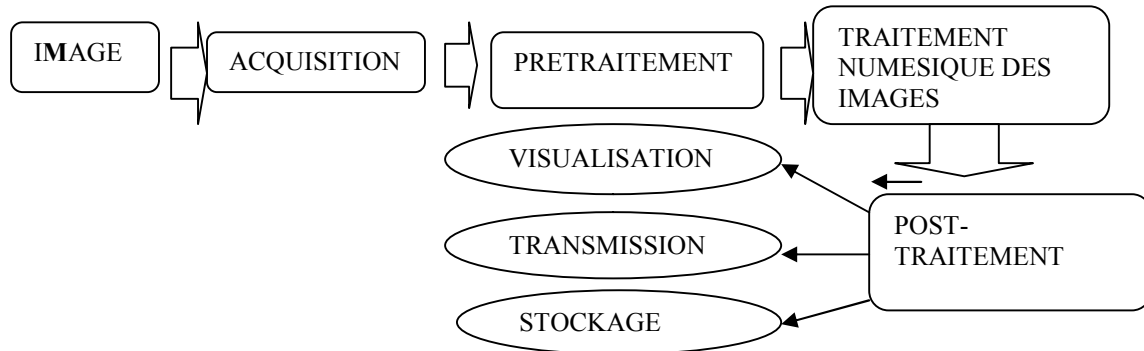


Figure I.5. Schéma synoptique d'un système de traitement d'image

1.5.1. Acquisition :

L'acquisition d'une image est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à une représentation numérique. Ce passage (appelé aussi numérisation) est la transformation d'un signal analogique en un signal numérique. Elle est réalisée en plusieurs étapes.

Le transfert des images optiques.

Opération permettant de transformer le signal optique en un signal analogique.

L'échantillonnage : Opération qui consiste à multiplier le signal analogique par une série d'impulsion unité dans le but d'avoir des échantillons du signal.

Quantification : Est une traduction des échantillons en valeurs numériques selon une règle de codage choisi.

1.5.2.Prétraitement :

L'opération de prétraitement a pour but principal la correction de l'imperfection du système d'acquisition. Les techniques de prétraitement les plus utilisées reposent principalement sur le filtrage et le rehaussement de contraste afin de retrouver à partir d'une image dégradée, celle qui est la plus proche de l'image originale.

1.5.3.Le traitement numérique :

Le traitement numérique d'images est l'ensemble des méthodes qui permettent de décrire quantitativement le contenu d'une image .Les traitements applicables aux images sont nombreux et souvent sont en fonction du domaine d'application, les plus utilisés sont principalement les opérations de convolution et de segmentation.

I.5.4. Post-traitement :

Le post-traitement concerne les images numériques traitées, toutes les opérations utilisées en prétraitement, le sont aussi en post-traitement.

I.5.5. Visualisation, transmission et stockage :

Visualisation : Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. L'utilisation de différents reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur.

Transmission : L'image peut être transmise vers une station d'archivage ou de traitement qui peut être différente de la station d'acquisition.

Stockage : L'image numérisée est traitée peut aussi être archivée en la stockant sur des supports destinés à cet effet comme par exemple les bandes magnétiques, les disques durs.

1.6. Le seuillage :

Le seuillage (ou binarisation) consiste à déterminer un niveau de seuil S (*threshold* en anglais) afin de mettre à zéro tout les pixels ayant un niveau de gris inférieur à S et à mettre à 1 tous les autres pixels. Ainsi, le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs.



Figure I.6. Les différents seuillages d'une image à 256 niveaux de gris, 90 et 120.

On binarise généralement une image pour faire apparaître certains détails ou tout simplement pour détacher du fond un objet ou des primitives. Le problème de seuillage réside dans le choix optimal de seuil de binarisation.

1.7. Histogramme :

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des niveaux de gris des pixels d'une image. Par convention les niveaux de gris sont représentés en abscisses et le nombre d'apparition en ordonnées.

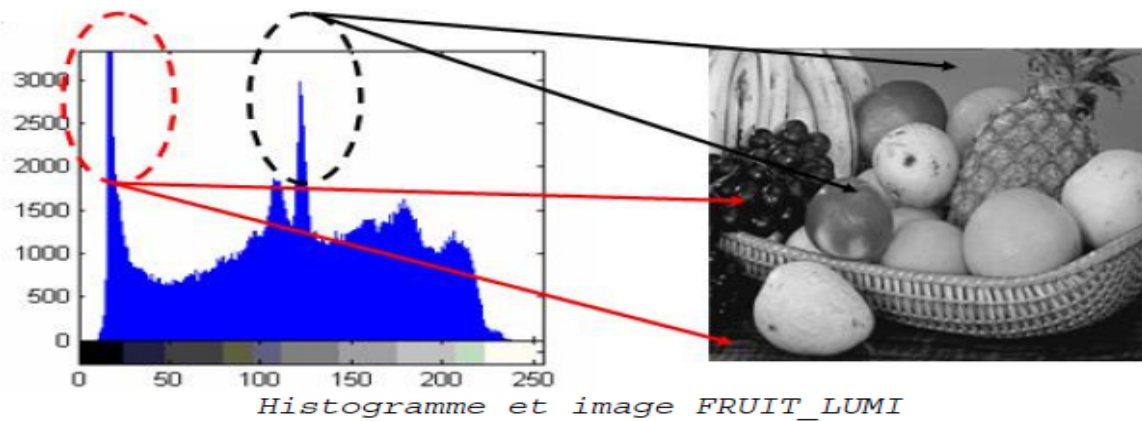


Figure. 1.7. Histogramme d'une image en niveau de gris

1.7.1. Types d'histogrammes :

a) **Histogramme uni modal** : Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il présente soit un objet, soit un fond.

b) **Histogramme bimodal** : IL est formé de deux modes bien séparés (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

c) **Histogramme multimodal** : Il est formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

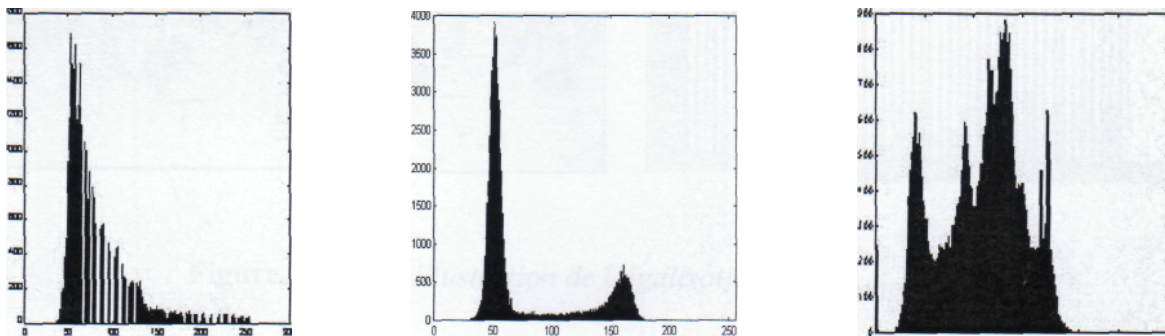


Figure. 1.7. Différents types d'histogrammes : (a) : uni-modal, (b) : bimodal et (c) : multimodal

1.7.2. Egalisation d'histogramme :

La transformation d'égalisation est construite de telle façon à ce que l'histogramme de l'image transformé soit le plus plat possible. Cette technique améliore le contraste et permet d'augmenter artificiellement la clarté d'une image grâce à une meilleure répartition des intensités relatives.

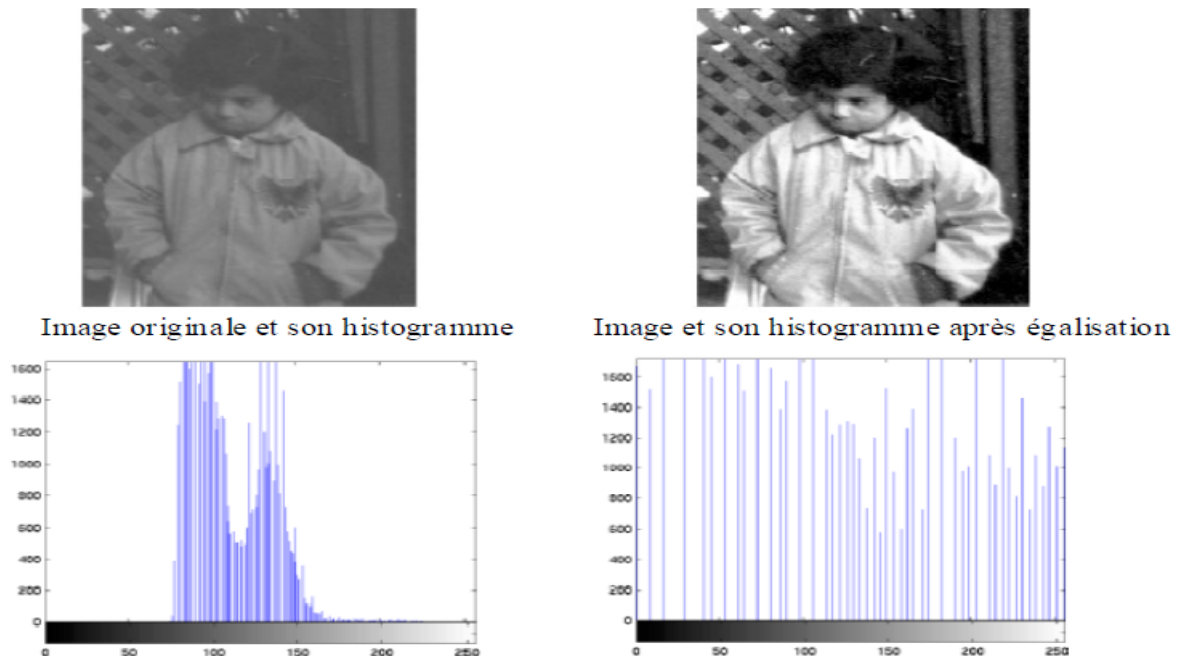


Figure.I.8 .Illustration de l'égalisation d'histogramme

1.8. Le bruit :

Un bruit (ou parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. On peut trouver :

Bruit lié au contexte de l'acquisition.

Bruit lié au capteur.

Bruit lié à l'échantillonnage.

Bruit lié à la nature de la scène.

Avec les différents filtres qui sont disponibles en traitement d'images, on arrive à diminuer les informations parasites dans l'image. Même si parfois on n'arrive pas à les supprimer tous, mais on essaye d'avoir une image plus nette et plus claire.

Dans ce chapitre, nous avons défini quelques notions générales qui sont liées à l'image ainsi qu'à son traitement et qui sont nécessaires pour notre étude.



Chapitre II

*Descriptions des opérateurs
morphologiques.*

Introduction :

La morphologie mathématique a été inventée en 1964 par **Georges Matheron** et **Jean Serra** dans les laboratoires de **Mines Paris Tech**. Son développement a toujours été fortement motivé par des applications industrielles, le domaine de l'exploitation est diversifié à l'heure actuelle : biologie, imagerie médicale, sciences des matériaux, vision industrielle, multimédia, télédétection et géophysique constituent quelques exemples de domaines dans lesquels la morphologie mathématique a apporté une contribution importante.

2.1. Principe :

Élément structurant : Un **élément structurant** est un masque binaire (constitué de pixels blancs et noirs) muni d'un point d'ancrage. A chaque position de l'élément structurant, on examine s'il touche ou s'il est inclus dans l'ensemble initial. En fonction de la réponse, on construit un ensemble de sortie. On obtient ainsi des opérateurs de base qui sont **la dilatation** et **l'érosion**. Ces opérateurs de base sont appliqués sur des images binaires (la morphologie mathématique ensembliste) et sur des images en niveau de gris (la morphologie mathématique fonctionnelle).

2.2. Les transformations morphologiques ensemblistes :

La morphologie mathématique ensembliste étudie les images binaires et fait appel à la théorie des ensembles. Elle utilise l'élément structurant de centre x , de géométrie et de taille connues.

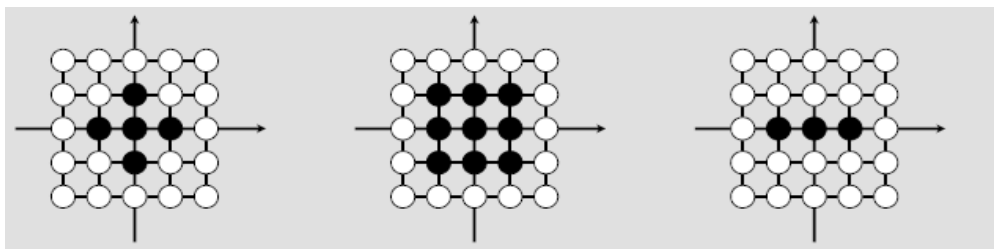


Figure .II.1.Exemple d'élément structurant

L'élément structurant choisi est déplacé de façon à ce que son centre x passe par toutes les positions dans l'image binaire à analyser. Pour chacune des positions de x , on se pose une question relative à l'union ou à l'intersection de l'élément structurant avec les objets de l'image. L'ensemble des points correspondants à une réponse positive permet de construire une nouvelle image qui constitue l'image résultat.

2.2.1. Transformation par érosion :

Plaçons-nous dans un espace euclidien R^2 partiellement occupé par un ensemble X et soit B_x l'élément structurant centré en un pixel x . L'opération d'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, appelé **érodé de X par B**. Cet ensemble satisfait l'équation :

$$Y = \{x \in X : B_x \subset X\}$$

$$Y = E_B(X)$$

On note l'érosion d'un ensemble X par : $E_B(X)$ ou bien par $X \ominus B$.

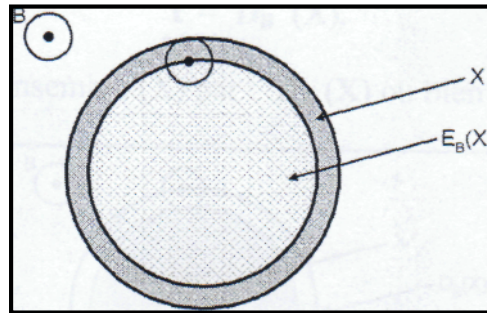
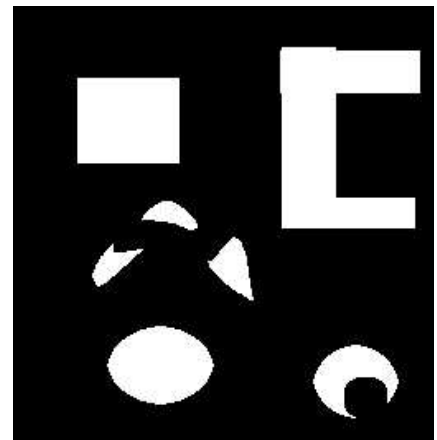


Figure II.2. Erosion ensembliste



(a) : Image binaire



(b) : Image érodée

Figure.II.3. Erosion binaire

L'érosion fait disparaître les petits objets plus petits que l'élément structurant et amincit les objets restants.

2.2.2. Transformation par dilatation :

L'opération de dilatation se définit de manière analogue à l'érosion. Avec le même élément structurant B_x , on pose en chaque pixel x la question : « **B_x touche-t-il X ?** ».

L'ensemble des points de l'image correspondant aux réponses positives forme le nouvel ensemble Y, appelé **dilaté de X par B**. Cet ensemble satisfait l'équation :

$$Y = \{x \in X : B_x \cap X \neq \emptyset\}$$

$$Y = D_B(X).$$

On note la dilatation d'un ensemble (X) par : $D_B(X)$ ou bien par : $X \oplus B$.

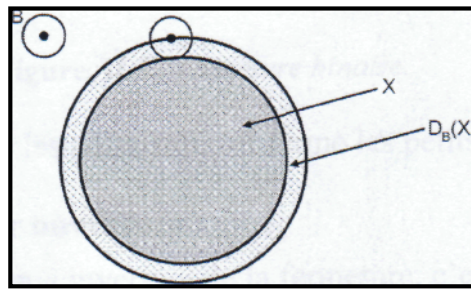


Figure.II.4. Dilatation ensembliste



(a) Image binaire



(b) Image dilatée

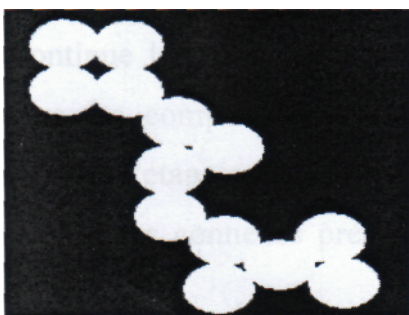
Figure.II.5. Dilatation binaire

La dilatation binaire fait disparaître les petits trous et les petits détroits, et fait grossir les objets.

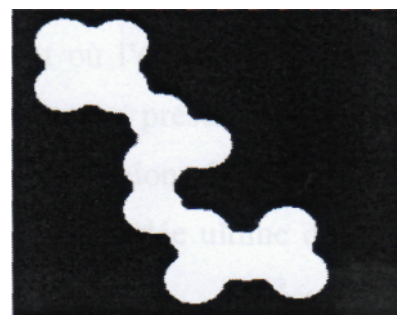
2.2.3. Transformation par fermeture :

La fermeture consiste à appliquer une dilatation suivie d'une érosion en gardant le même élément structurant.

$$F_B(X) = E_B(D_B(X))$$



(a) Image originale



(b) Image binaire fermée

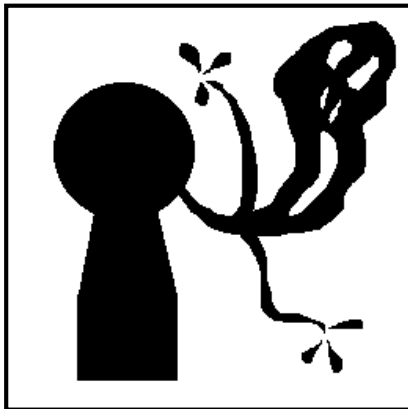
Figure.II.6. Fermeture binaire

La fermeture binaire bouche les petits trous et ferme les petits détroits.

2.2.4. Transformation par ouverture :

L'ouverture est l'opération « inverse » de la fermeture, c'est une composition d'une érosion suivie d'une dilatation avec le même élément structurant.

$$O_B(X) = D_B(E_B(X))$$



(a) : Image binaire



(b) : Image ouverte

Figure.II.7. Ouverture binaire

L'ouverture binaire élimine les petites composantes et ouvre les petits isthmes.

2.2.5. Érodé ultime :

C'est la réunion de composantes qui disparaissent d'une érosion à l'autre dans une séquence d'érosions c'est-à-dire lorsqu'on applique n érosions successives avec le même élément structurant à l'image initiale, elle se divise en composantes connexes.

On continue le processus d'érosion jusqu'au moment où l'érosion suivante ferait disparaître les composantes de l'image. La partie encore présente dans chaque composante à l'étape précédente est son érodé ultime. La réunion des érodés ultimes des composantes connexes présentes dans l'image X est l'érodée ultime de X il est noté par : $Ult(X)$.

En pratique elle est utilisée pour séparer les particules qui se chevauchent et qui se touchent.

2.3. Transformations morphologiques fonctionnelles :

La morphologie mathématique fonctionnelle, à la différence de la morphologie mathématique ensembliste, s'applique aux images en niveaux de gris. Les transformations d'images en morphologie mathématique fonctionnelle se pratiquent comme pour la morphologie mathématique ensembliste: l'élément structurant B est déplacé 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 d'une érosion) soit la valeur maximale (lors d'une dilatation).

Une image en niveau de gris peut se présenter par une fonction f , le graphe de la fonction est

défini par :

$$f(x) = \{x, t/ t=f(x)\}$$

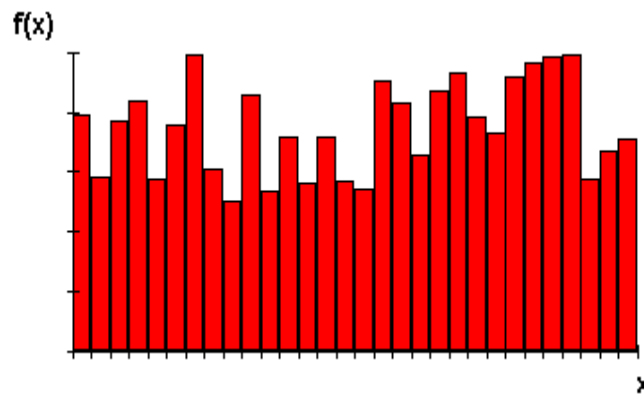


Figure.II.8. Représentation d'une fonction de niveau de gris.

2.3.1. 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 et cela, à chaque nouveau déplacement de B.

L'image suivante illustre l'érosion de la fonction f(x) par un élément structurant B plat.

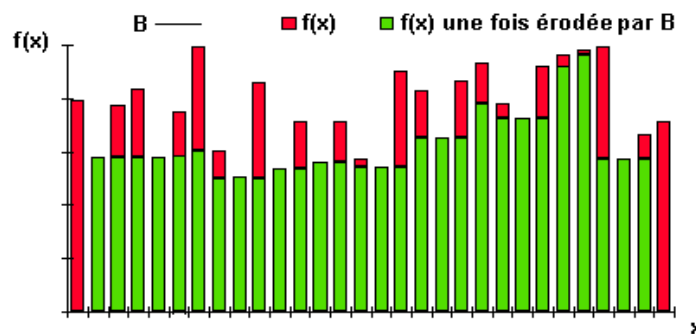
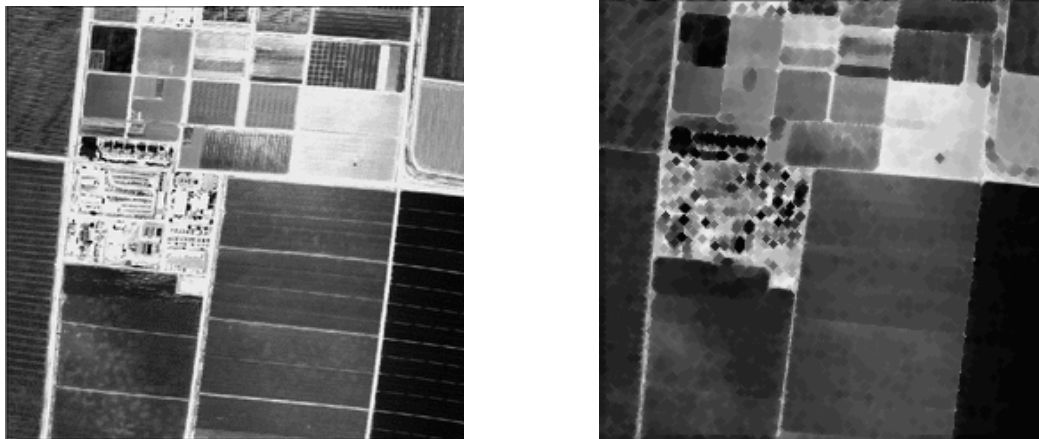


Figure.II.9. Erosion en niveau de gris

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.



(a) : image originale

(b) : image érodée

Figure.II.10. Erosion numérique

L'érosion en niveau de gris réduit la luminosité des pixels qui sont entourés de voisins de moindre intensité.

2.3.2. 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 et ce, à chaque nouveau déplacement de B . L'image suivante illustre la dilatation de la fonction $f(x)$ par un élément structurant B plat.

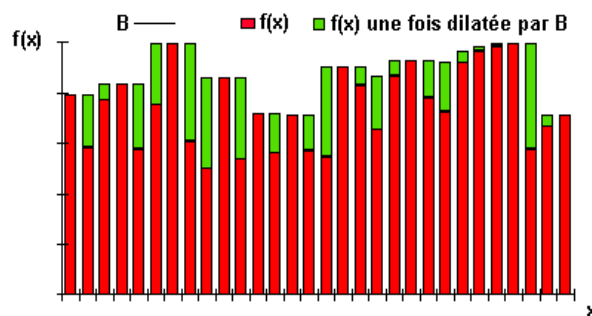
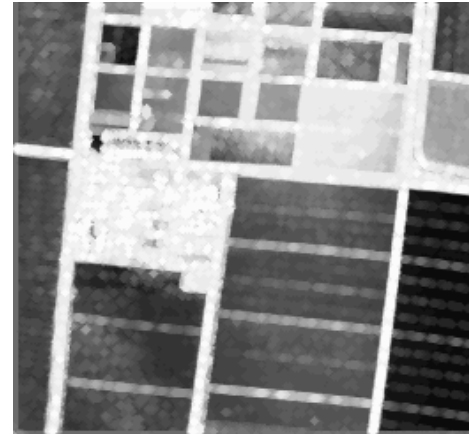


Figure.II.11 .Dilatation en niveau de gris

Cette transformation comble les "vallées" et épaissit les "pics" : elle homogénéise l'image, l'éclaircit et tend à faire disparaître les objets sombres.



(a) Image originale



(b) Image dilatée

Figure.II.12. Dilatation numérique

2.3.3. Ouverture numérique :

Comme en morphologie mathématique ensembliste, l'ouverture consiste en une érosion suivie d'une dilatation.

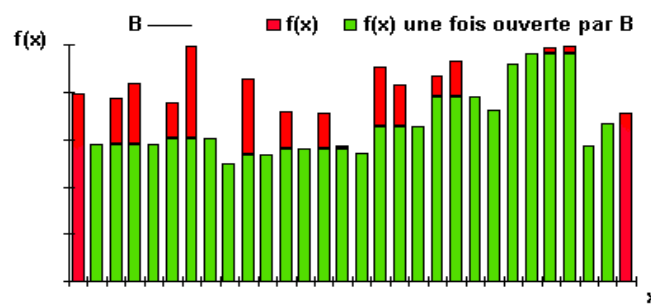
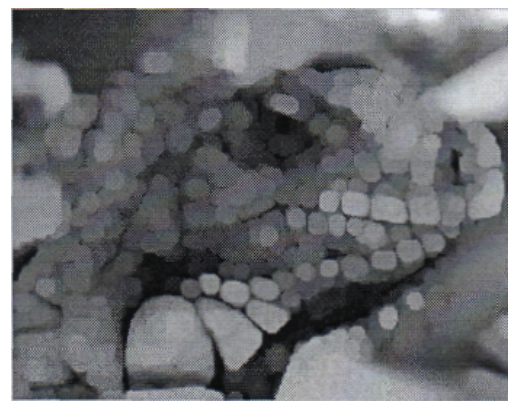


Figure.II.13. Ouverture en niveau de gris

L'ouverture de $f(x)$ par l'élément structurant B supprime les pics mais préserve les vallées, elle homogénéise l'image mais préserve les objets sombres.



(a) : Image originale



(b) : Image ouverte

Figure.II.14. Ouverture numérique

2.3.4. Fermeture numérique :

La fermeture en niveau de gris consiste en une dilatation suivie d'une érosion.

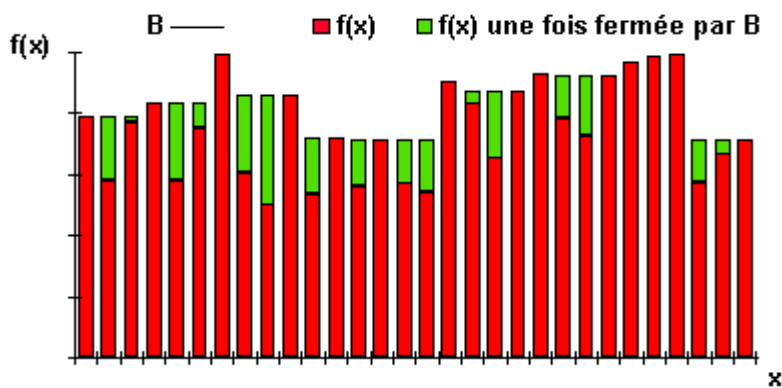
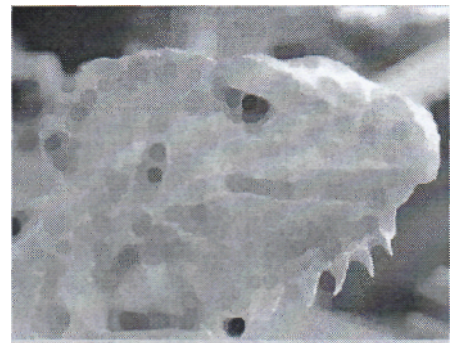


Figure.II.15. Fermeture en niveau de gris

La fermeture comble les vallées, elle homogénéise et éclaircit l'image comme l'illustre la séquence d'image.



(a) : image originale



(b) : image fermée

Figure.II.16. Fermeture numérique

2.4. Chapeau haut de forme :

La transformation « chapeau haut de forme » est définie comme étant la différence entre une fonction f et son ouvert (après une ouverture numérique).

$$\text{HDF} = f - O_B(f).$$



(a) : Image originale



(b):chapeau haut de forme

Figure.II.17. Chapeau haut de forme

Elle peut se diviser en chapeau haut de forme noir de son terme anglais « black top-hat » et en chapeau haut de forme blanc de son terme anglais « White top-hat ».

Le chapeau haut de forme noir (HDFN) correspond à la différence seuillée à une valeur (z) de l'image fermée et l'image initiale. Cette transformation permet la détection des zones foncées de l'image.

Le chapeau haut de forme blanc (HDFB) correspond à la différence seuillée à une valeur (z) de l'image initiale et l'image ouverte.

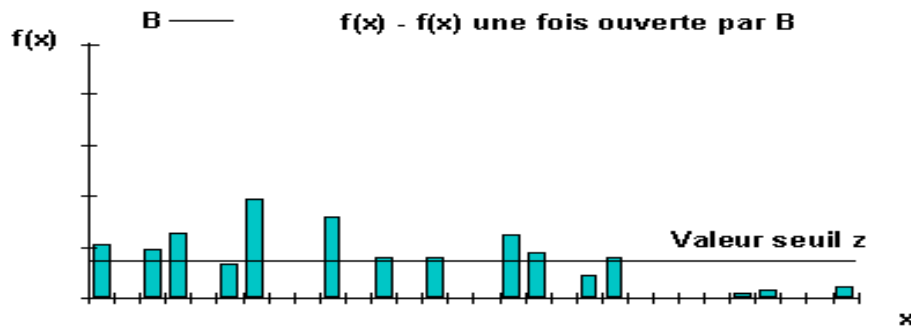
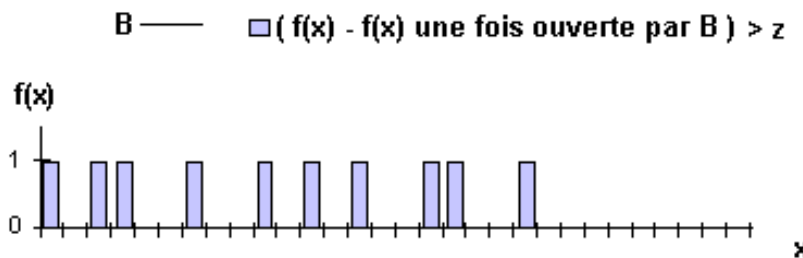


Figure.II.18. Différence entre $f(x)$ et l'ouvert de $f(x)$

On commence par faire la différence entre la fonction $f(x)$ de départ et la fonction $f(x)$ ouverte. Ensuite, on attribut la valeur 1 aux objets qui ont l'intensité en niveaux de gris supérieure à ce seuil et 0 aux autres.



On ne s'intéresse qu'à la transformation chapeau haut de forme blanc car elle est insensible aux variations de niveaux de gris. Le chapeau haut de forme permet d'extraire les pics, elle est appliquée aux images mal éclairées ou avec un fond variable.

2.5. Le gradient morphologique :

Le gradient morphologique trouve ses applications dans la détection des contours. Il existe trois demi gradients :

Le gradient par érosion (semi gradient intérieur) : met en évidence le contour interne. C'est le résidu obtenu entre l'image initial et son érodé par B.

$$g^-(f) = f - E_B(f).$$

Le gradient par dilatation (semi gradient extérieur) : renforce le contour extérieur, c'est le résidu obtenu entre le dilaté de l'image par B et l'image initiale.

$$g^+(f) = D_B(f) - f$$

Le gradient de Beucher ou large gradient : c'est la différence entre le dilaté de l'image par l'élément structurant B et son érodé.

$$G(f) = D_B(f) - E_B(f).$$

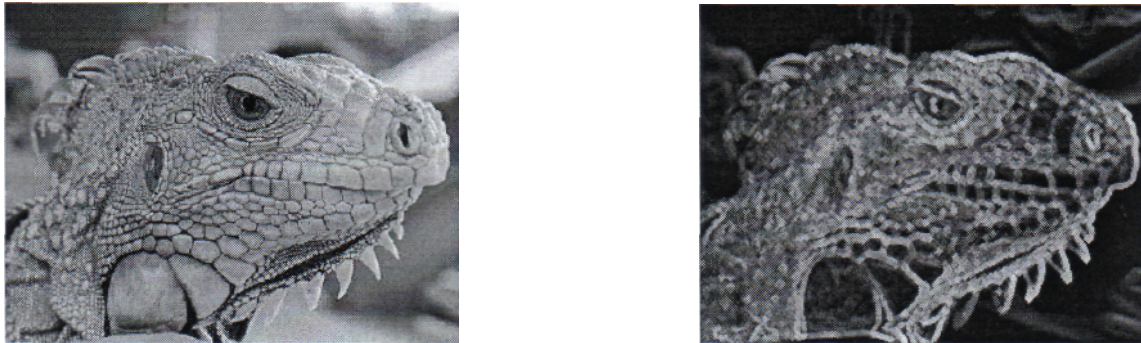


Figure.II.19. Gradients d'image en niveau de gris

2.6. Squelettisation :

La squelettisation consiste à amaigrir une forme jusqu'à obtenir un ensemble de courbes centrées. L'ensemble obtenu est alors appelé *squelette* ou *axe médian*. L'objectif de la squelettisation est de représenter un ensemble avec un minimum d'information, sous une forme qui soit à la fois simple à extraire et commode à manipuler.[6]

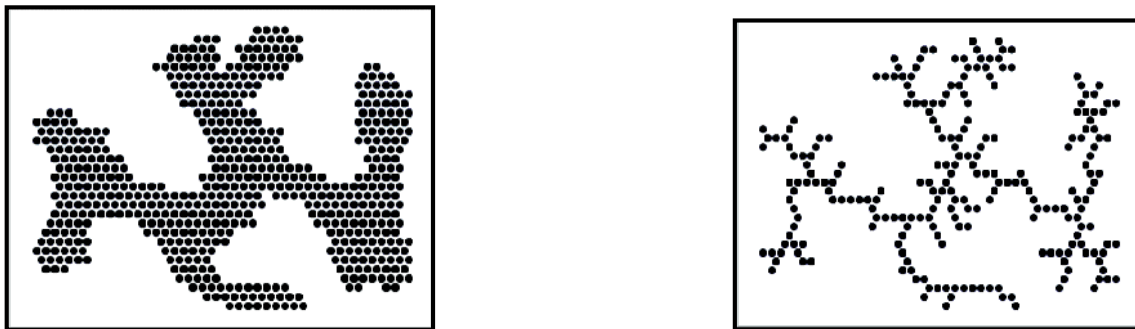


Figure.II.20. (a) : ensemble initiale, (b) : squelette

Le squelette d'un ensemble $X \in R^2$ est défini à partir de la notion de boule maximale.

Boule maximale :

Une boule $B_n(x)$ de taille n et de centre $x \in X$ est maximale vis-à-vis de l'ensemble X s'il n'existe aucune boule $B_k(x')$ tels que :

$$B_n(x) \subseteq B_k(x') \subseteq X, k \geq n$$

En pratique, les boules maximales doivent toucher la frontière de X au moins en deux points distincts.

2.6.1. Squelette par boule maximale :

Le squelette est la réunion des centres des boules maximales contenue dans X noté SBM(x).

$$SBM(x) = \{p : Bp \text{ boule maximale}\}.$$

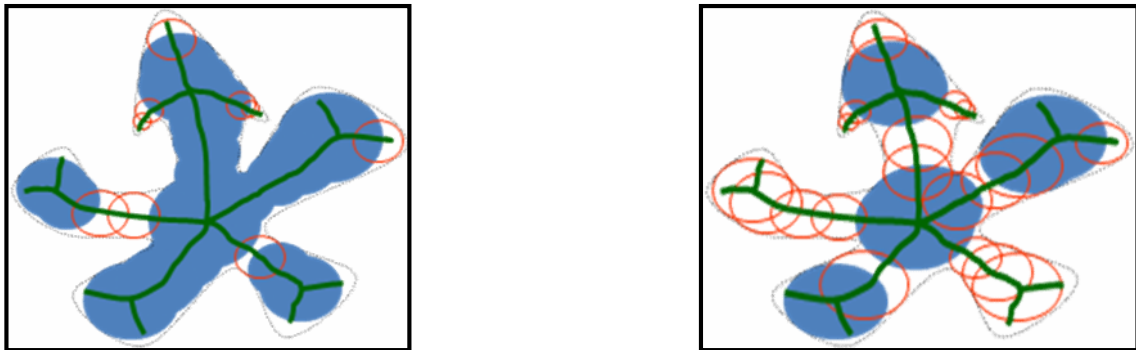


Figure.II.21. Squelette par boule maximale.

2.6.2. Squelette par zone d'influence :

Définition de zone d'influence : La zone d'influence d'une composante connexe de X est l'ensemble des points du plan le plus proche de cette composante que de toute autre composante de X et on la note IZ(X_i) tel que :

$$IZ = \{x \in \mathbb{R}^2, i \neq j, d(x, X_i) \leq d(x, X_j)\}$$

X : étant un ensemble composé des différentes composantes connexes X_i .

$$X = \cup X_i.$$

$d(x, X_i)$: est la distance du pixel x à l'ensemble X_i .

Les zones d'influence sont séparées par une ligne dont les points vérifient $d(x, X_i) = d(x, X_j)$.

Elle est définie par :

$$SKIZ(X) = X / IZ(X).$$



(a) : Originale

(b) : Originale+SKIZ

Figure.II.22. Squelette par zone d'influence

2.7. Les filtres morphologiques :

Les filtres morphologiques sont utilisés afin de simplifier l'image en supprimant certaines structures géométriques(en général implicitement défini par un ou plusieurs éléments structurants).

L'ouverture et la fermeture sont deux filtres morphologiques. A partir de ces opérateurs on peut construire des filtres morphologiques de deux façons : par composition ou par combinaison de sup et inf. Un filtre morphologique est une transformation croissante et idempotente.

2.7.1. Filtres alternés :

Un filtre alterné de taille B noté FA_B est obtenu par itération d'ouverture et de fermeture de même taille :

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{0_B O F_B} \\
 \text{Ou :} & \mathbf{F_B \mathbf{0} O_B} \\
 \text{Ou :} & \mathbf{O_B \mathbf{0} F_B \mathbf{0} O_B} \\
 \text{Ou} & \mathbf{F_B \mathbf{0} O_B \mathbf{0} F_B}
 \end{aligned}$$



(a) : image initiale



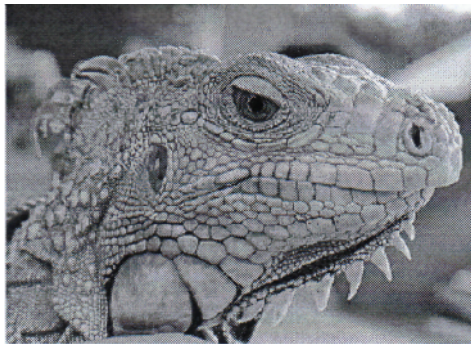
(b) : Image filtré par un FA

Figure.II.23. Filtre alterné

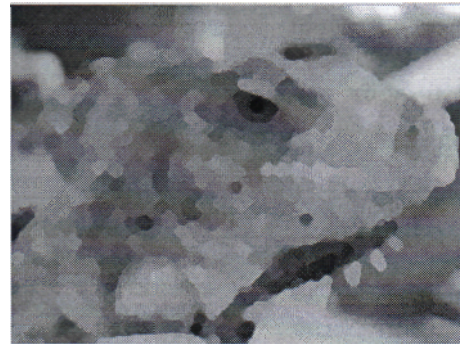
2.7.2. Filtres alternés séquentiels :

Un filtre alterné séquentiel (FAS) est obtenu en réalisant une suite d'ouvertures et de fermetures de taille croissante. Ces filtres ont pour but de filtrer progressivement les pics étroits et les vallées étroites. Chaque étape de filtrage alterné nous montre des détails de taille croissante.

$$\mathbf{O_{B(1)} \mathbf{0} F_{B(1)} \mathbf{0} O_{B(2)} \mathbf{0} F_{B(2)} \dots \mathbf{0} O_{B(i)} \mathbf{0} F_{B(i)}.}$$



(a) : image initiale



(b) : image filtrée par un FAS de taille 3

Figure.II.24 : Filtre alterné séquentiel

2.8. Transformations géodésiques :

La transformation géodésique est une opération qui consiste à reconstituer les composantes connexes d'un ensemble X, lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un autre ensemble Y est non vide. L'ensemble de référence Y est généralement appelé marqueur et l'ensemble X masque géodésique. Les transformations géodésiques ont un très grand intérêt en morphologie mathématique car c'est dans ces transformations que se situent les instruments de base les plus performants dans la segmentation des objets constitutifs d'une image.[5]

Distance géodésique : Soit X un ensemble de \mathbb{R}^2 , de forme quelconque et connexe. Soient x et y deux points de X, la distance la plus courte entre ces deux points x et y selon un chemin totalement inclus dans l'ensemble X, est appelé « **chemin géodésique** » et cette longueur est noté $d_x(x, y)$. avec : $d_x(x, y) = \inf \{l(C_{xy}) : C_{xy} \text{ chemin reliant } x \text{ à } y \text{ dans } X\}$. [3]

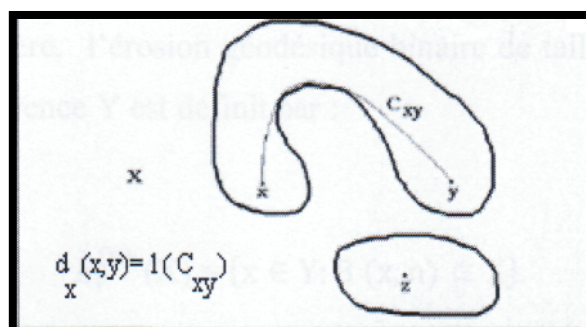


Figure.II.25. Distance géodésique

2.8.1. Dilatation géodésique binaire :

Soit X et Y deux ensembles non vides dans R^2 , avec $X \subseteq Y$. La dilatation géodésique de taille $n \geq 0$ de Y est l'ensemble des points de X dont la distance géodésique à Y est plus petite ou égale à n.

$$D_Y^n(X) = \{x \in Y : B(x, n) \cap X \neq \emptyset\}$$

Avec $B_x(x, n)$ est la boule géodésique de centre x et de taille n.

$$B_X(x, n) = \{x \in Y : dx(x, y) \leq n\}$$

Il existe une autre définition de la dilution géodésique telle que : La dilution géodésique de taille n de l'ensemble conditionnellement à Y, notée $D_Y^{(n)}(X)$ est défini comme une succession du dilaté géodésique de taille 1.

$$\forall X \subseteq Y, D_Y^{(n)}(X) = D_Y^{(1)}(D_Y^{(1)}(\dots D_Y^{(1)}(X)))$$

Avec: $D_Y^{(1)} = (x \oplus B) \cap Y = D_B(X) \cap Y$ est la dilatation de taille 1 (élémentaire) de l'ensemble X conditionnellement a Y.

2.8.2. Erosion géodésique binaire :

De la même manière, l'érosion géodésique binaire de taille n d'un ensemble X dans l'ensemble de référence Y est défini par :

$$E_Y^{(n)}(X) = \{x \in Y : B(x, n) \subseteq X\}$$

On note que :

$$E_Y^{(n)}(X) = Y \setminus D_Y^{(n)}(Y \setminus X)$$

Ou : « \ » désigne la différence suivante : $Y \setminus X = Y \cap X^c$.

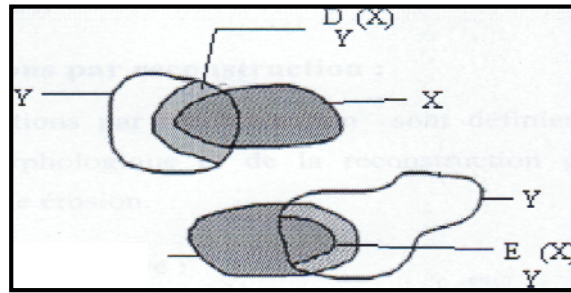


Figure.II.26. Généralisation de la dilatation et l'érosion géodésique binaire

2.8.3. Dilatation et érosion géodésiques numériques :

Soit f une fonction numérique et soit g le masque géodésique tel que $f \leq g$, la dilatation géodésique de taille n est définie par : $D_g^{(n)}(f) = D_g^{(1)}(D_g^{(1)}(\dots D_g^{(1)}(f)))$

Avec $D_g^{(1)}$ est la dilatation géodésique de taille 1 donnée par :

$$D_g^{(1)}(f) = \inf(D(f), g) \text{ noté aussi } D_{\underline{g}}(f) = D(f) \wedge g.$$

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

L'érosion géodésique $E_g^{(n)}$ s'obtient par dualité.

L'application première de la dilatation géodésique est l'opération dite reconstruction, qui permet d'extraire complètement des objets marqués sans modifier leur forme. Dans le cas numérique, l'image f marque les structure construire (à préserver).

2.9. Transformations par reconstruction :

Les transformations par reconstruction sont définies par composition, d'une transformation morphologique et de la reconstruction géodésique, soit par une dilatation, soit par une érosion.

2.9.1. Reconstruction binaire :

La reconstruction de l'ensemble X à partir de $Y \subset X$ est obtenue par itération de la dilatation géodésique élémentaire de Y dans X jusqu'à l'idempotence.

$$D_X^{resc}(Y) = D_X^\infty(Y) = D_X^{(n)}(y) \text{ jusqu'à } : D_X^{(n)}(y) = D_X^{(n+1)}(Y).$$

2.9.2. Reconstruction numérique :

La reconstruction de la fonction f à partir de $g > f$, est obtenue par itération de la dilatation géodésique élémentaire de f dans g jusqu'à l'idempotence :

$$D_g^{rec}(f) = D_g^\infty(f) = D_g^{(n)}(f) \text{ jusqu'à } : D_g^{(n)}(f) = D_g^{(n+1)}(f).$$

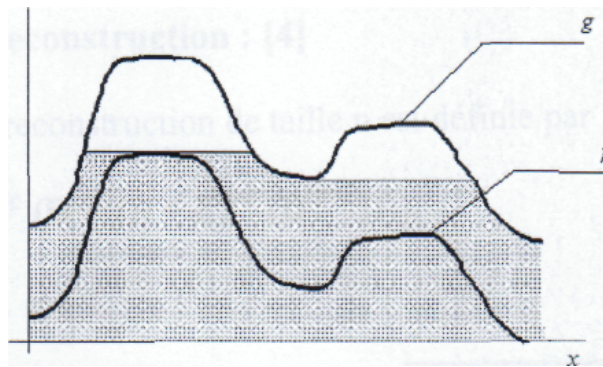


Figure.II.27. Reconstruction géodésique numérique

La reconstruction duale $E_g^{rec}(f)$ est définie avec des érosions géodésiques jusqu'à l'idempotence.

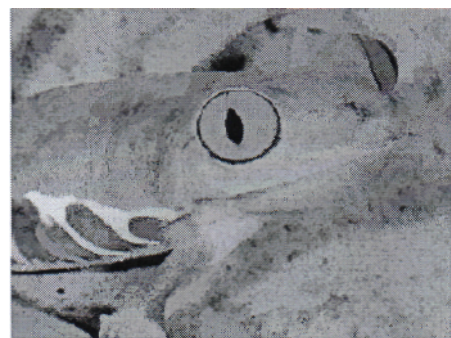
2.9.3. Ouverture par reconstruction :

L'ouverture par reconstruction de taille n est défini par μ :

$$O^{rec}(f) = D_f^{rec}(E^{(n)}(f)) = D_f^{rec}(E^{(n+1)}(f)).$$



(a) Image original



(b) Ouverture par reconstruction

Figure.II.28. Ouverture par reconstruction

2.9.4. Fermeture par reconstruction :

Une fermeture par reconstruction de taille n est définie par :

$$F^{rec}(f) = D_f^{rec}(D^{(n)}(f)) = E_f^{rec}(D^{(n+1)}(f)).$$



(a) image originale



(b) : Fermeture par reconstruction

Figure.II.29. Fermeture par reconstruction

Par extension, les ouvertures et fermetures par reconstruction éliminent les structures en préservant les contours des images numériques.



Chapitre III
Segmentation.

Partie A : segmentation par ligne de partage des eaux

Introduction :

La segmentation (ou l'extraction des caractéristiques) est un point central dans un système de traitement et d'analyse d'images. Elle consiste à regrouper les pixels qui partagent une même propriété pour former des régions connexes, homogènes et différentes de leurs voisines.

Il existe plusieurs approches et méthodes de segmentation .On va s'intéresser dans ce chapitre à l'étude de la segmentation d'images par une approche morphologique .L'un des outils de segmentation les plus puissants fourni par cette approche est la ligne de partage des eaux (en abrégé la LPE). Elle constitue l'un des principaux concepts de la Morphologie Mathématique et, dans ce cadre, elle est considérée comme un des opérateurs les plus répandus permettant de segmenter une image.

3 .1. Définition des extrema d'une fonction :

Les extrema d'une fonction f ou les extremums régionaux jouent un rôle important pour les images numériques, en particulier dans le calcul des opérateurs géodésiques. Pour les mettre en évidence on peut utiliser la reconstruction de la fonction f .

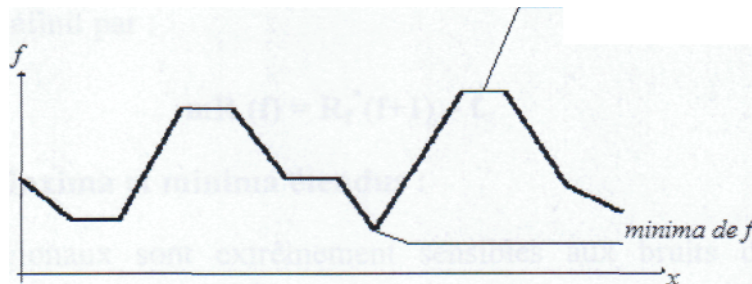


Figure.III.1. Les extrema d'une fonction.

Un extrema régional peut être un maximum régional ou un minimum régional.

3.1.1.Définition du maximum régional : Un maximum régional d'une fonction f est un point ou un plateau d'où on ne peut pas atteindre un point ou un plateau plus haut sans être obligé de descendre.

L'extraction des maximums régionaux est obtenue en appliquant la reconstruction par dilatation de la fonction $f-1$ dans f . Cette notion est défini par :

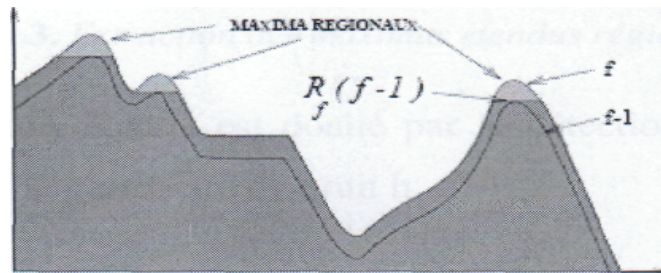


Figure.III.2. Extraction des maximas régionaux

3.1.2. Définition du minimum régional :

Un minimum régional est un point ou un plateau d'où on ne peut pas atteindre un point ou un plateau plus bas sans être obligé de remonter.

De la même manière, l'extraction des minimas régionaux est obtenue en appliquant la reconstruction par l'érosion de la fonction $f+1$. Cette notion est définie par :

$$mR(f) = R_f^*(f+1) - f$$

3.1.3. Maxima et minima étendus : Les extrema régionaux sont extrêmement sensibles aux bruits 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 :

$$h\text{-max}_h(f) = f - R_f(f-h)$$

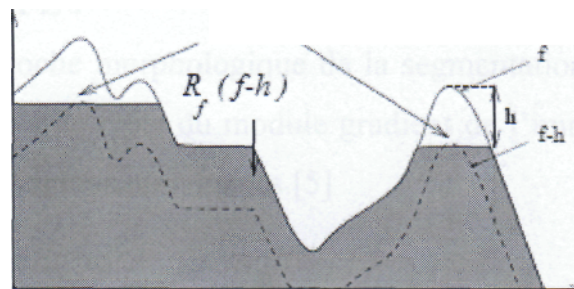


Figure.III.3. Extraction des maximas étendus régionaux

La position des maxima étendu est donné par la détection des maximas de la transformée h -max de f avec le paramètre de bruit h .

$$EMAX_h(f) = MR(h\text{-max}(f)).$$

De manière duale, nous pouvons définir les minima étendus de l'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 :

$$\mathbf{h-min}_h(\mathbf{f}) = [\mathbf{R}_f^*(\mathbf{f}+h)] - \mathbf{f}$$

La position des minima étendu sera donné par :

$$\mathbf{Emin}_h(\mathbf{f}) = \mathbf{mR}^*(\mathbf{h-min}_h(\mathbf{f})).$$

A.3 .2. Ligne de partage des eaux LPE :

La ligne de partage des eaux a été proposée comme une technique de segmentation par *S. Beucher et C. Lantuéjoul* en 1977. Son but est d'obtenir une partition de l'image en régions. Elle s'appuie sur les transformations géodésiques précédemment décrites.

A.3.2.1.Définition de la LPE :

La LPE est l'approche morphologique de la segmentation d'une image. Elle consiste à extraire les lignes de crête du module gradient de l'image permettant ainsi de décomposer l'image en régions homogènes.

L'une des principales classes d'implémentation de la LPE est basée sur l'algorithme récursif d'immersion .Dans ce cadre, la LPE considère l'image en niveau de gris comme un relief topographique : le niveau de gris de chaque pixel dans l'image est interprété comme son altitude dans le relief topographique .Les bassins et vallées correspondent aux zones sombres de l'image alors que les montagnes et les lignes de crêtes correspondent aux zones claires.

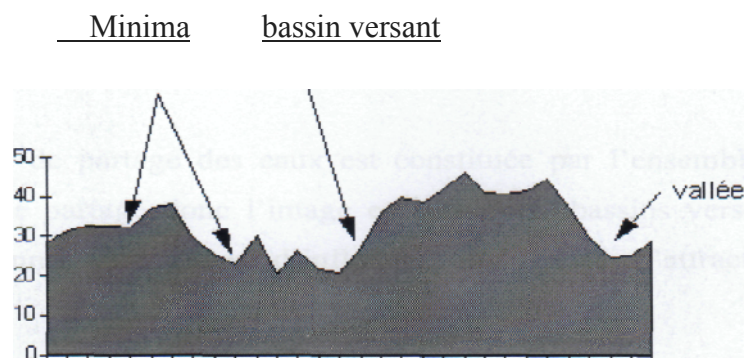


Figure.III.4. Fonction numérique présentée par un relief topographique

Le principe de la LPE par immersion consiste à imaginer que tous les minima régionaux sont percés. Ensuite, l'eau est introduite progressivement par ces minima afin d'immerger le relief. Chaque fois que la hauteur d'eau atteint l'altitude d'un minimum, alors nouvelle région est créée, donnant ainsi naissance à un bassin versant pour chaque minima régional. Chaque fois que deux bassins versants se rencontrent on empêche leur fusion en

construisant des digues. A la fin de l'immersion, l'ensemble des digues achevées entourées d'eaux constituent la LPE.

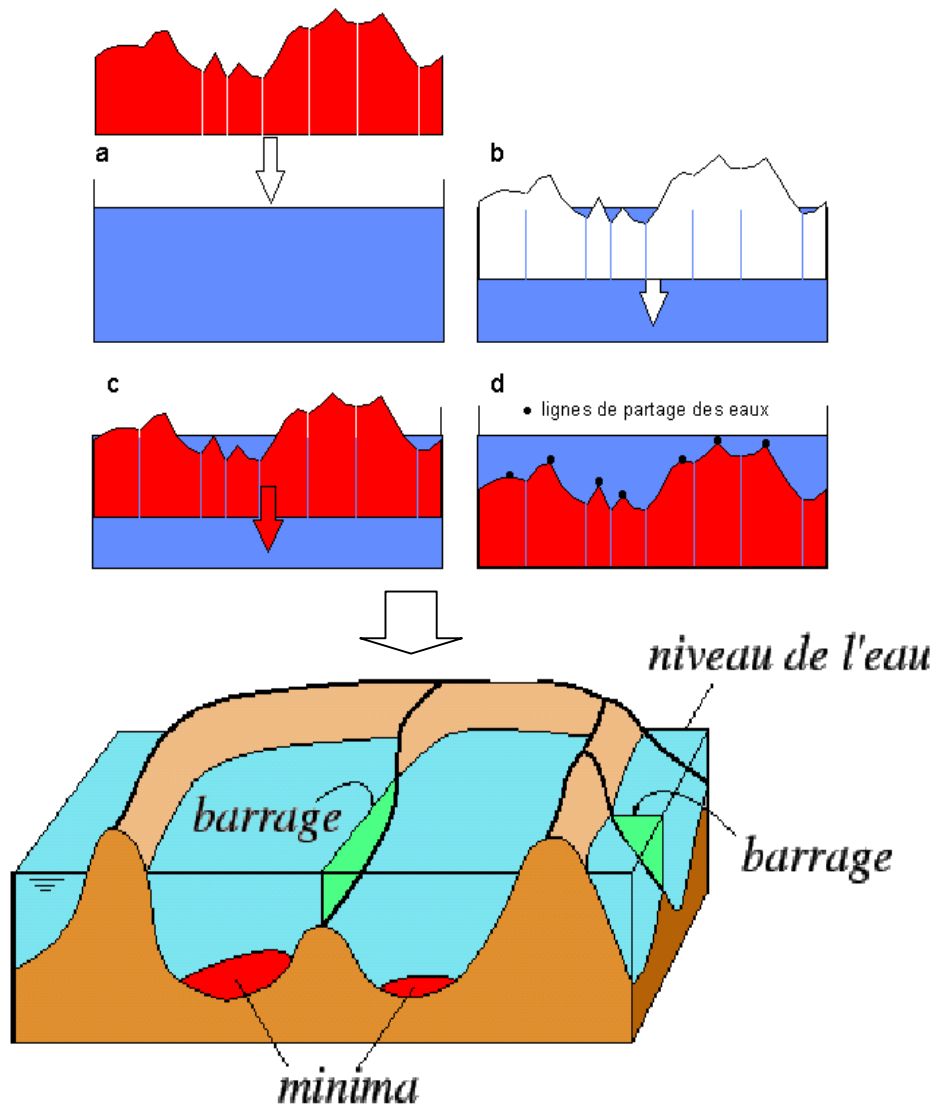


Figure.III.5. La LPE par immersion

La ligne de partage des eaux est constituée par l'ensemble des digues ainsi construites. Elle partage donc l'image en plusieurs bassins versants que l'on peut considérer comme des zones d'influences ou zones d'attractions des minima régionaux.

A.3.2.2.Construction de la LPE :

La LPE par immersion 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 géodésique.

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

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

Considérant 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 supérieure.

$$Z_i(f) \subset Z_{i+1}(f)$$

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 possible entre Z et $Z_i(f)$.

$Z \cap Z_i(f)$ est non vide et connexe, dans ce cas Z représente le niveau $(i+1)$ produit par l'inondation du minimum régional $Z_i(f) \cap Z$.

$Z_i(f) \cap Z$ peut être non vide et formés de plusieurs composantes connexes, dans ce cas Z est la réunion des eaux provenant des différents minima régionaux composant $Z_i(f) \cap Z$.

Chaque zone d'influence constitue un bassin versant au niveau $i+1$ associée 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.

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

Initialement :

$$W_0 = m_0(f)$$

$m_0(f)$ 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 $i=N$, on calcule :

$$W_i = [SKIZ(W)] \cup m_i(f)$$

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 , il peut se calculer chaque niveau par l'opération suivante

$$M_i(f) = Z_i(f) / R_{z_i}(f)(Z_{i-1}(f)).$$

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 .

$$LPE = W_N^C.$$

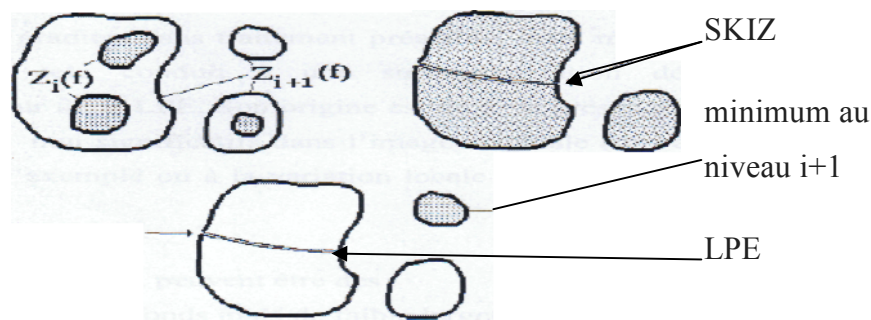


Figure.3.6. Construction de la LPE par SKIZ géodésique

A.3.2.3. Utilisation de la LPE :

L'utilisation la plus courante et la plus pratique de la LPE est sur une image du gradient (morphologique), les vallées de l'image gradient vont représenter les régions homogènes de l'image initiale. Cela crée ainsi des lignes de partages des eaux aux points de discontinuités des niveaux de gris, ce qui est intéressant pour les applications de la segmentation.

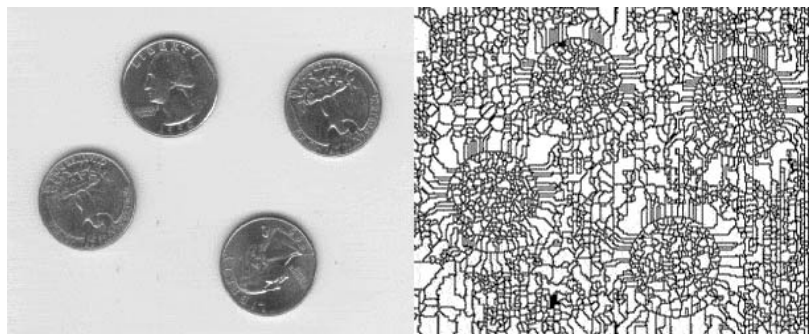
A.3.3. Amélioration de la segmentation morphologique par la LPE :

L'efficacité de la LPE en tant qu'outil de segmentation est son application directe sur l'image gradient sans traitement préalable, mais malheureusement dans la majorité des cas cela conduit à une sur-segmentation désastreuse qui est l'inconvénient majeur de la

LPE. Son origine est due à la présence d'un grand nombre des minima locaux non significatifs dans l'image originale (due au bruit du système de prise de vue par exemple ou à la variation locale non significatifs des niveaux de gris).

Les minima régionaux peuvent être des :

- ✓ Minima profonds mais de faible largeur (min 1).
- ✓ Minima larges mais de faible profondeur (min 2).



(a): image originale

(b) : l'image sur-segmentée

Figure.III.9. Illustration de la sur-segmentation:

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 de l'image gradient : c'est l'approche **filtrage**.

La deuxième consiste à choisir le nombre de minima locaux donc le nombre de zones qu'on souhaite mettre en évidence : c'est l'approche **marqueurs (swamping)**

A.3.3.1. La LPE par filtrage :

Dans cette approche, on cherche à atténuer l'information parasite (bruit) qui rend l'extraction des informations recherchées dans l'image difficile. Elle consiste à éliminer tous les minima non significatifs de l'image gradient.

Avec les différents filtres qui sont disponibles en traitement d'image, les filtres morphologiques sont les plus utilisés car ils permettent de conserver les contours tout en simplifiant l'image, ce qui est intéressant dans cette approche.

A.3.3.1.1. Filtres alterne-séquentiels :

Comme on les a déjà défini précédemment, les filtres alternes-séquentiels sont des filtres morphologiques qui consistent à faire une succession d'ouvertures et de fermetures par un élément structurant de taille croissante.

A.3.3.1.2. Filtre par reconstruction :

La reconstruction géodésique reconfigure 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'origine et élimine les minima non marqués et on opère une LPE sur cette image.

A.3.3.2. La LPE avec marqueurs :[3]

Dans cette approche, on utilise la LPE en imposant les sources d'inondations c'est-à-dire on utilise des marqueurs qui ont pour rôle d'imposer la présence de certains bassins versants seulement, de manière à contraindre la topologie de la LPE.

Les objets placés dans une image apparaissent comme des régions à niveaux de gris homogènes. 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 marqueurs est de contraindre la LPE à considérer un ensemble de marqueurs préalablement et judicieusement choisis.

La réalisation de cette idée exige deux choses :

- ✓ L'extraction des marqueurs des régions à segmenter.
- ✓ L'intégration de cette information dans l'image originale.

A.3.3.2.1. L'extraction des 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 leur place. On doit les choisir en s'assurant qu'ils contiennent les minima significatifs de

l'image. Les marqueurs doivent être choisis tels qu'ils soient contenues dans les sous bassins versants, 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.

A.3.3.2.1.1. Méthode du chapeau haut de forme :

Dans cette méthode, on extrait des éléments plus petits que l'élément structurant. 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 ouverture de taille λ . On choisit la valeur de λ en fonction de la taille des éléments à mettre en évidence.

A.3.3.2.1.2. Méthode des h-minima :

Cette méthode consiste à déterminer les régions minimales de l'image obtenue par reconstruction géodésique par dilatation de l'image J par l'image source I ($J=I-h$). Cette reconstruction géodésique a pour effet de combler les bassins versants non significatifs (ce qui suppose un bon choix de h) pour ne conserver que les minima intéressants.

A.3.3.2.2. Intégration des marqueurs dans l'image originale :

L'intégration des marqueurs dans l'image originale est obtenue par la reconstruction géodésique de l'image originale. Elle consiste à reconfigurer les minima dans l'image, cela crée une image égale à l'origine dont les zones marquées seront les sources d'inondations de la LPE. Généralement, on utilise un marqueur pour chaque objet à segmenter plus un marqueur pour le fond.

Partie B : Contours actifs**Introduction**

Les contours actifs tirent leur origine des modèles élastiques [Burr 1981], mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos [Kass et al. 1987], [Kass et al. 1988] qui introduisirent les snakes ou courbes minimisantes. Les snakes tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images. De très nombreuses équipes s'y sont intéressées de manière plus ou moins approfondie.

Les domaines d'utilisation sont nombreux tant en 2D qu'en 3D tels : la reconnaissance de formes, la simulation, le suivi de scènes, la segmentation d'images. Dans ce chapitre, nous allons voir tout d'abord le principe des contours actifs en posant quelques définitions puis nous verrons quelques modèles qui nous permettront de mieux appréhender le principe des contours actifs et lever quelques difficultés.

B.3.1. Définitions

Les contours actifs sont définis par une courbe continue, fermée ou non, à extrémités fixes ou non. Ils se déforment à partir d'une position d'initialisation située près de l'objet d'intérêt. Le modèle est soumis à des forces qui le déforment et le déplacent dans l'image. L'énergie du modèle comprend un terme d'énergie interne de régularisation ou de lissage qui correspond à la fonctionnelle de Tikhonov et un terme d'énergie externe ou d'adéquation aux données, auquel des contraintes en terme d'énergie peuvent être ajoutées.

Le contour est défini par une représentation paramétrique.

$$\mathbf{v} : \Omega = [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (III-11)$$

Soit C une courbe déformable spatialement et temporellement le domaine de définition de la courbe est normalisé à [0,1] et le paramètre est l'abscisse curviligne. Avec s le paramètre de position spatiale le long de la courbe dans l'image et t l'évolution temporelle de la courbe dans l'image la courbe se représente comme sur *la Figure III.10*

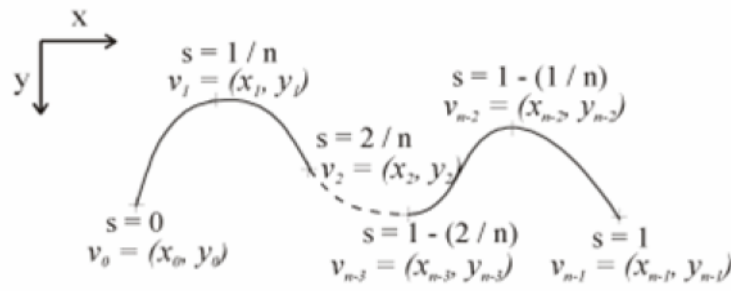


Figure.III.10.Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour actif.

Soient $v(s,t)$ la position d'un point de la courbe à un instant t et x, y les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image .

$$v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \forall (s, t) \in [0, 1] * [0, +\infty] \quad (III-12)$$

Nous venons de voir que les contours actifs permettent de résoudre un problème par minimisation d'une fonctionnelle d'énergie,

Nous allons, maintenant, examiner les différentes énergies en jeu.

B.3.2.Energies

La fonctionnelle d'énergie attachée au contour actif est composée de trois énergies.

$$\mathcal{E}(v) : v \rightarrow E_{interne}(v) + E_{externe}(v) + E_{contexte}(v) \quad (III-13)$$

Nous allons préciser ces trois types d'énergies.

B.3.2.1.Energie interne

L'énergie interne gère la cohérence de la courbe. Elle maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe. C'est le modèle physique type « plaque - membrane mince » qui est utilisé comme terme de régularisation, c'est-à-dire les deux premiers termes régularisant de Tikhonov.

$$E_{interne}(v) = \int_0^1 \left(\frac{\alpha}{2}(s) \|v'(s)\|^2 + \frac{\beta}{2}(s) \|v''(s)\|^2 \right) ds \quad (III-14)$$

Les termes v' et v'' sont les dérivées première et seconde de v par rapport à s .

$\alpha(s)$: l'élasticité du contour.

$\beta(s)$: la rigidité du contour.

Le terme du premier ordre correspond à la tension (comportement comme une membrane mince). Il prend une valeur importante quand la courbe se distend. Lorsque $\alpha=0$ la courbe peut présenter des discontinuités. Nous parlerons donc d'énergie de continuité.

Le terme du deuxième ordre correspond à la courbure (comportement comme une plaque mince). Il prend une valeur importante lorsque la courbe s'incurve rapidement c'est-à-dire pour l'obtention de coins. Lorsque $\beta=0$, la courbe peut prendre une forte convexité, par contre lorsque β est grand, la courbe tendra vers un cercle si elle est fermée ou une droite si elle est ouverte.

B.3.2.2.Energie externe

L'énergie interne que nous venons d'analyser, gère la régularisation du contour actif. L'énergie externe correspond à l'adéquation aux données. Cette énergie externe prend en compte les caractéristiques de l'image. Rappelons ici que ce sont les contours de formes qui sont recherchés donc les points de fort gradient ou des points ayant une propriété de position par rapport à une couleur donnée.

B.3.2.2.1.Gradient

Pour la recherche des zones de fort contraste dans l'image, est introduite la fonction :

$$E_{\text{externe}}(\mathbf{v}) = - \int_{\mathbf{0}}^{\mathbf{1}} \|\nabla I(\mathbf{v}(s))\|^2 ds \quad (III-15)$$

où $\nabla I(\mathbf{v}(s))$ représente le gradient de l'image I en $\mathbf{v}(s)$.

Très souvent, c'est le gradient gaussien qui est utilisé :

$$E_{\text{externe}}(\mathbf{v}) = - \int_{\mathbf{0}}^{\mathbf{1}} \|\nabla (g_{\sigma} * I)(\mathbf{v}(s))\|^2 ds \quad (III-16)$$

où g_{σ} est la gaussienne centrée d'écart type σ .

B.3.2.2.2.Intensité :

Cette énergie, au contraire, permet de sélectionner les zones sombres ou claires selon le signe choisi.

$$E_{\text{externe}} = \pm \int_{\mathbf{0}}^{\mathbf{1}} (I(\mathbf{v}(s)) - i_0)^2 ds \quad (III-17)$$

La valeur i_0 introduit ou non, un certain seuillage. On peut ainsi favoriser la position du contour dans une zone donnée.

B.3.2.2.3. Gradient vector flow :



figure.III.11.courbe du contour actif

constatant la médiocrité de la qualité de la convergence de la courbe de contour actif vers le contour souhaité dans les zones à forte concavité, introduit un nouveau potentiel. Il s'agit d'une nouvelle force externe qui traduit la diffusion isotopique d'un flux externe. Il définit le champ "*Gradient Vector Flow*", le « GVF » comme le champ de vecteurs :

$$V(x, y) = \begin{bmatrix} u(x, y) \\ v(x, y) \end{bmatrix} \quad (III-18)$$

qui minimise la fonctionnelle d'énergie :

$$\varepsilon(x, y) = \varepsilon = \iint_{(I)} \mu \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + \|\nabla(\|\nabla I\|)\|^2 \cdot \|V - \nabla(\|\nabla I\|)\|^2 dx dy \quad (III-19)$$

Xu et Prince proposent une généralisation, le "*Generalized Gradient Vector Flow*", le « GGVF » [Xu C. et Prince 1998b].

Ce nouveau potentiel, d'un intérêt certain lorsque l'objet à segmenter est unique, peut poser problème dans le cas d'objets multiples dans des images réelles, la diffusion du gradient pouvant créer des interférences entre les zones d'influence des différents objets. Le temps de calcul de ce GVF peut aussi représenter un frein à cette méthode. Xu annonce, pour une image de 256 x 256 en 256 niveaux de gris, un temps de 2 s en Matlab. Delmas, [Delmas 2000] en le transposant sous Linux, trouve 0,2 s par itération.

B.3.2.3. Energie de contexte

L'énergie de contexte, parfois appelée énergie de contrainte, permet d'introduire des connaissances a priori sur ce que nous cherchons. Entre autres, nous plaçons, sous cette rubrique, l'énergie ballon introduite par Laurent D. Cohen [Cohen L.D. 1991]. Les snakes, de par leur discrétisation, ont une tendance naturelle à se rétracter. La minimisation de l'énergie

implique une minimisation de distance. La force ballon va tendre à gonfler le contour actif ou accélérer sa rétraction selon le signe de la force introduite. De plus, cette force va permettre de dépasser les contours présentant un faible gradient et ainsi de sortir du bruit pour atteindre une frontière plus fortement marquée. Il s'agit d'une force normale au contour en chaque point.

$$F_{ballon}(\mathbf{v}(s)) = k \vec{n}(s) \quad (III-20)$$

où $\vec{n}(s)$ est un vecteur unitaire normal à la courbe en $\mathbf{v}(s)$. L'intensité de l'énergie ballon est un scalaire généralement négatif (expansion du ballon) proportionnel à l'aire intérieure du contour. Elle devient :

$$E_{ballon} = \pm \delta \iint_{\Omega} dx dy \quad (III-21)$$

C'est à partir de ces différentes énergies et de leur combinaison que l'on peut définir un problème dont la solution est le contour recherché. La mise en œuvre d'une telle approche a donné lieu à de nombreuses implémentations.

B.3.3. Implémentations classiques

A partir de cette approche théorique, trois implémentations principales peuvent être recensées : l'approche variationnelle classique – peut-être la plus développée et la plus déclinée – introduite par Kass [Kass et al. 1987], la méthode par programmation dynamique introduite par Amini [Amini et al. 1988], l'utilisation de l'algorithme glouton ou algorithme Greedy, proposé par Williams et Shah [Williams et Shah 1992].

nous allons préciser comment les différences finies permettent de résoudre informatiquement le problème de l'implémentation de notions définies dans un espace réel.

B.3.4. Différences finies :

Les dérivées d'une fonction par rapport à une variable peuvent être approximées par des différences finies ou des éléments finis. Laurent David Cohen et Isaac Cohen [Cohen L.D. et Cohen I. 1990-91-92-93] ont montré que la recherche de solutions dans un espace de Sobolev était équivalente à celle dans un espace des fonctions polynomiales de dimension finie. Ils obtiennent, avec des éléments finis, des calculs similaires aux calculs utilisant les différences finies. Selon Laurent David Cohen, la méthode par éléments finis est moins coûteuse et plus stable.

B.3.4.1. Continuité

Un point quelconque de la courbe est représenté par :

$$\mathbf{v}(s_i) = \mathbf{v}_i = {}^t(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \quad (III-22)$$

La dérivée première des coordonnées par rapport au paramètre s peut être approximée par différences finies et le carré de la norme du vecteur des dérivés premières devient :

$$\|\mathbf{v}'_i(s)\|^2 = \left\| \frac{d\mathbf{v}_i}{ds} \right\|^2 \quad (III-23)$$

L'énergie de continuité est alors liée à :

$$\|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}\|^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i-1})^2 + (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_{i-1})^2 \quad (III-24)$$

B.3.4.2. Courbure

La dérivée seconde s'approxime par :

$$\|\mathbf{v}''_i(s)\|^2 = \left\| \frac{d^2\mathbf{v}_i}{ds^2} \right\|^2 \quad (III-25)$$

L'énergie de courbure dépend alors de :

$$\|\mathbf{v}_{i-1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i+1}\|^2 = (\mathbf{x}_{i-1} - \mathbf{x}_i + \mathbf{x}_{i+1})^2 + (\mathbf{y}_{i-1} - \mathbf{y}_i + \mathbf{y}_{i+1})^2 \quad (III-26)$$

En fonction de la situation géométrique du contour, le choix de la méthode de mesure de la courbure n'est pas évident. Ainsi Williams et Shah [Williams et Shah 1992] proposent un

comparatif entre $\left(\frac{d\theta}{ds}\right)^2$, où θ est l'angle entre l'axe des abscisses et le vecteur tangent à la

courbe, et quatre approximations différentes de la courbure k^2 avec $k = \frac{|\mathbf{x}'\mathbf{y}'' - \mathbf{x}''\mathbf{y}'|}{(\mathbf{x}'^2 + \mathbf{y}'^2)^{\frac{3}{2}}}$,

$$|\mathbf{v}_{ss}|^2, \left\| \frac{\vec{\mathbf{u}}_i}{\|\vec{\mathbf{u}}_i\|} - \frac{\vec{\mathbf{u}}_{i+1}}{\|\vec{\mathbf{u}}_{i+1}\|} \right\|^2 \quad \text{et} \quad \text{avec} \quad \vec{\mathbf{u}}_i = {}^t(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{y}_i - \mathbf{y}_{i-1}) \quad \text{et}$$

$\vec{\mathbf{u}}_{i+1} = {}^t(\mathbf{x}_{i+1} - \mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{i+1} - \mathbf{y}_i)$. Ils examinent la variation en fonction des voisins dans cinq directions.

Nous utiliserons la dernière méthode pour le calcul de la courbure. Pour des points régulièrement espacés, on mesure l'angle $\Delta\theta$ entre les deux vecteurs par une de ses valeurs géométriques.

$$\Delta\theta = \left\| \frac{\vec{u}_i}{\|\vec{u}_i\|} - \frac{\vec{u}_{i+1}}{\|\vec{u}_{i+1}\|} \right\|^2 \quad (III-27)$$

Evidemment le pas a ici été supposé égal à 1 mais sa valeur h devrait être aussi petite que possible. Un facteur h apparaît alors dans les formules déduites.

B.3.5. Approche variationnelle

Dans la méthode des contours actifs, il s'agit de minimiser une fonctionnelle d'énergie (équation III-14) composée d'une énergie interne, d'une énergie externe, éventuellement d'une énergie de contexte.

Comme nous l'avons déjà précisé, la recherche du contour est limitée au cas d'une courbe plane.

$$\mathbf{v} : \Omega [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (III-28)$$

$$\mathbf{s} \rightarrow \mathbf{v}(\mathbf{s}) = (\mathbf{x}(\mathbf{s}), \mathbf{y}(\mathbf{s})) \quad (III-29)$$

On définit un modèle déformable comme un espace de déformations admissibles Nous voulons minimiser l'énergie E .

$$E : Ad \rightarrow \mathbb{R} \quad (III-30)$$

$$\mathbf{v} \rightarrow E(\mathbf{v}) = \int_{\Omega} \alpha |\mathbf{v}'(\mathbf{s})|^2 + \beta |\mathbf{v}''(\mathbf{s})|^2 + \mathbf{P}(\mathbf{v}(\mathbf{s})) \, d\mathbf{s} \quad (III-31)$$

Un minimum vérifie les équations d'Euler

$$\begin{cases} -(\alpha \mathbf{v}')' + (\beta \mathbf{v}'')'' + \nabla \mathbf{P}(\mathbf{v}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{v}(\mathbf{0}), \mathbf{v}'(\mathbf{0}), \mathbf{v}(\mathbf{1}), \mathbf{v}'(\mathbf{1}) \text{ donnés} \end{cases} \quad (III-32)$$

La courbe subit, par exemple, deux types de forces.

- Des forces intérieures qui imposent une certaine régularité. Le coefficient α impose l'élasticité et le coefficient β impose la rigidité de la courbe.

- Une force extérieure - Force d'image (terme de potentiel) qui pousse la courbe vers les zones qui correspondent aux attributs recherchés. Elle est définie par un potentiel de

forme :

$$P(\mathbf{v}) = -\|\nabla I(\mathbf{v})\|^2 \quad (III-33)$$

où I est l'image. La courbe est attirée par le minimum local du potentiel, c'est-à-dire les maxima locaux du gradient, donc des contours.

- D'autres forces, définies par l'utilisateur, peuvent être ajoutées.

Cette équation peut avoir plusieurs solutions puisque l'énergie peut avoir plusieurs minima locaux. La solution que l'on cherche est localisée dans une région donnée et on suppose posséder une valeur approchée de la solution \mathbf{v}^0 .

On résout alors l'équation en lui ajoutant un terme d'évolution $\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t}$ pour former

$$\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial s^2} \right) = \mathbf{f}_1(\mathbf{v}) + \mathbf{f}_2(\mathbf{v}) \quad (III-34)$$

où \mathbf{f}_1 dérive de l'image pour attirer la courbe vers les contours et \mathbf{f}_2 est une force interne qui simule une force de pression [Cohen L.D. 1990]. L'équation est une équation parabolique de la chaleur.

Nous considérons l'équation d'évolution :

$$\gamma \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} - (\alpha \mathbf{v}')' + (\beta \mathbf{v}'')'' = \partial \frac{\|\nabla I\|^2}{\partial \mathbf{v}} \quad (III-35)$$

La solution de l'équation, quand \mathbf{v} se stabilise, est la solution du problème statique. Le coefficient γ est un coefficient d'amortissement (de viscosité).

Après avoir discrétisé la courbe avec un pas h du paramètre s , les dérivées figurant dans sont remplacées par des différences finies.

Si $\mathbf{F}(\mathbf{v}) = (\mathbf{F}_1(\mathbf{v}), \mathbf{F}_2(\mathbf{v})) = -\nabla P(\mathbf{v}) + \dots$ est la somme des forces d'images et des forces externes, l'équation $-(\alpha \mathbf{v}')' + (\beta \mathbf{v}'')'' = -\mathbf{F}(\mathbf{v})$ peut se discrétiser

$$\begin{aligned} & \frac{1}{h} \left(a_i (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}) - a_{i+1} (\mathbf{v}_{i+1} - \mathbf{v}_i) \right) + \frac{b_{i-1}}{h^2} (\mathbf{v}_{i-2} - \mathbf{v}_{i-1} + \mathbf{v}_i) \\ & - 2 \frac{b_i}{h^2} (\mathbf{v}_{i-1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i+1}) + \frac{b_{i+1}}{h^2} (\mathbf{v}_{i+2} - 2\mathbf{v}_{i+1} + \mathbf{v}_i) - (\mathbf{F}_1(\mathbf{v}_1), \mathbf{F}_2(\mathbf{v}_2)) = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (III-26)$$

$$\text{où } \mathbf{v}_i = \mathbf{v}(ih), \mathbf{a}_i = \frac{\alpha(ih)}{h}, \mathbf{b}_i = \frac{\beta(ih)}{h^2}$$

ce système peut s'écrire

$$A\mathbf{V} = \mathbf{F}$$

où A est une matrice "presque" penta diagonale, \mathbf{V} représente les vecteurs de positions \mathbf{v}_i et \mathbf{F} les forces $\mathbf{F}(\mathbf{v}_i)$ en ces points. \mathbf{V} et \mathbf{F} sont des matrices 2 colonnes, la première pour les composantes en x et la seconde pour y .

Le terme d'évolution est aussi remplacé par des différences finies, la discrétisation s'effectuant dans le domaine temporel. L'équation au point d'indice i de-vient

$$\begin{aligned} & \gamma(\mathbf{v}_i(t) - \mathbf{v}_i(t-1)) + \frac{1}{h^2}(\alpha_i(\mathbf{v}_i(t) - \mathbf{v}_{i-1}(t)) - \alpha_{i+1}(\mathbf{v}_{i+1}(t) - \mathbf{v}_i(t))) \\ & + \frac{1}{h^4}(\beta_{i-1}(\mathbf{v}_{i-2}(t) - 2\mathbf{v}_{i-1}(t) + \mathbf{v}_i(t)) - 2\beta_i(\mathbf{v}_{i-1}(t) - 2\mathbf{v}_i(t) + \mathbf{v}_{i+1}(t)) + \beta_{i+1}(\mathbf{v}_i(t) - 2\mathbf{v}_{i+1}(t) + \mathbf{v}_{i+2}(t))) \\ & = \frac{\partial \|\nabla \mathbf{I}\|^2}{\partial \mathbf{v}} \quad (III-36) \end{aligned}$$

Ce qui peut s'écrire :

$$\mathbf{V}(t) = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma \mathbf{V}(t-1)) - \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{v}}(\mathbf{V}(t-1)) \quad \mathbf{V}(t) = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma \mathbf{V}(t-1)) - \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{V}(t-1))}{\partial \mathbf{v}} \quad (III-37)$$

$$\text{où } \mathbf{f}(\mathbf{v}) = -\|\nabla \mathbf{I}(\mathbf{v})\|$$

En prenant $\alpha_i = \alpha$ et $\beta_i = \beta$ constants et $h=1$, A , est une matrice circulante symétrique de taille $N \times N$. Elle n'est pas toujours réellement pentadiagonale en raison des diverses conditions aux limites adoptées. Berger présente les différents cas [Berger 1991] à extrémités fixes, à extrémités libres et dans le cas d'un modèle fermé, elle se présente sous la forme :

$$\begin{bmatrix} 2\alpha + \beta & -\alpha - 4\beta & \beta & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \beta & -\alpha - 4\beta \\ -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & \dots & \dots & \mathbf{0} & \beta \\ \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \dots & \dots & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & \dots & \dots & \mathbf{0} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & -\alpha - 4\beta & \dots & \dots & \beta & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \alpha - 4\beta & \beta \\ \beta & \mathbf{0} & \dots & \dots & \dots & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta \\ -\alpha - 4\beta & \beta & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta \end{bmatrix}$$

Cette implémentation est la plus courante. Elle est la plus utilisée et la plus déclinée. Elle nécessite pour atteindre la solution, à chaque itération, l'inversion de la matrice, ainsi que le réglage du coefficient d'évolution γ .

B.3.6. Programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode classique de résolution de problème d'optimisation. Son application aux contours actifs est due à Amini, Weymouth et Jain [Amini et al. 1988]. Cette approche peut être une alternative intéressante au calcul variationnel. Amini considère l'équation classique :

$$E_{tot} = \int_0^1 E_{externe}(\mathbf{v}(s)) + \frac{1}{2} (\alpha(s)|\mathbf{v}_s(s)|^2 + \beta(s)|\mathbf{v}_{ss}(s)|^2) = \int_0^1 \mathbf{1}_0 E_{externe} + E_{interne}$$

En représentant la fonction à intégrer par $F(\mathbf{s}, \mathbf{v}_s, \mathbf{v}_{ss})$, la solution d'Euler La-grange donne

$$F_v - \frac{\partial}{\partial s} F_{v_s} + \frac{\partial^2}{\partial s^2} F_{v_{ss}} = 0 \quad (III-38)$$

En discrétisant avec :

$$E_{interne}(\mathbf{v}) = \frac{(\alpha_i |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}|^2 + \beta |\mathbf{v}_{i+1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i-1}|^2)}{2} \quad (III-39)$$

on convient :

$$E_{tot} = \sum_0^{n-1} E_{interne}(\mathbf{v}_i) + E_{externe}(\mathbf{v}_i) \quad (III-40)$$

Cette somme peut être vue comme un processus discret de décisions à plusieurs niveaux. En partant d'un premier point du contour, il est possible de traiter le problème global de minimisation comme un problème de minimisation qui, pour chaque ensemble fini d'étapes $(i_0, i_1, \dots, i_{n-1})$, prend une décision parmi un ensemble fini de solutions possibles.

Le terme d'énergie interne est composé du terme du premier degré et du terme du second degré. Après la discrétisation, cette énergie interne met en jeu un élément du contour, son prédécesseur et son successeur. Il est possible de l'exprimer :

$$E_{total}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N) = E_1(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3) + E_2(\mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3, \mathbf{v}_4) + \dots + E_{n-2}(\mathbf{v}_{n-2}, \mathbf{v}_{n-1}, \mathbf{v}_n)$$

où

$$E_{i-1}(\mathbf{v}_{i-1}, \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_{i+1}) = E_{externe}(\mathbf{v}_i) + E_{interne}(\mathbf{v}_{i-1}, \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_{i+1}) \quad (III-41)$$

On se ramène donc à un problème d'optimisation d'une fonction numérique de plusieurs variables. Les variables seront ici les positions des différents points du snake. La formulation standard sous forme récurrente de la programmation dynamique peut s'écrire :

$$\mathcal{S}_i(\mathbf{v}_{i+1}, \mathbf{v}_i) = \min_{\mathbf{v}_{i-1}} \left\{ \mathcal{S}_{i-1}(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_{i-1}) + \alpha |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}|^2 + \beta |\mathbf{v}_{i+1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i-1}|^2 + E_{\text{externe}}(\mathbf{v}_i) \right\} \quad (III-42)$$

Chaque itération donne un contour optimal. La convergence de la minimisation de l'énergie est garantie, mais la complexité est élevée. Pour un voisinage de taille m , et un contour de n points, la complexité est de $O(nm^3)$, la taille de la mémoire nécessaire est $O(nm^2)$. La procédure est, par contre, parallélisable. Cette implémentation, d'autre part, autorise l'introduction de différentes contraintes comme l'énergie ballon ou d'autres énergies.

B.3.7. Algorithme "greedy"

L'utilisation de l'algorithme greedy pour minimiser l'énergie d'un contour actif, comme l'ont proposé Williams et Shah [Williams et Shah 1992], est devenue une alternative assez fréquente à l'approche variationnelle. Williams et Shah, de manière classique et comme Kass et Amini, discrétisent l'expression :

$$E_{\text{total}} = \int_0^1 E_{\text{externe}}(\mathbf{v}(s)) + \frac{1}{2} (\alpha(s) |\mathbf{v}'(s)|^2 + \beta(s) |\mathbf{v}''(s)|^2) ds \quad (III-43)$$

par différences finies et utilisent pour la continuité (comme en (1-23)) :

$$\left\| \frac{d\mathbf{v}_i}{ds} \right\|^2 = \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}\|^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i-1})^2 + (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_{i-1})^2 \quad (III-44)$$

et pour la courbure (comme en (1-25)) :

$$\left\| \frac{d^2 \mathbf{v}_i}{ds^2} \right\|^2 = \|\mathbf{v}_{i-1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i+1}\|^2 = (\mathbf{x}_{i-1} - 2\mathbf{x}_i + \mathbf{x}_{i+1})^2 + (\mathbf{y}_{i-1} - 2\mathbf{y}_i + \mathbf{y}_{i+1})^2 \quad (III-45)$$

Il est à remarquer que ces deux expressions supposent deux hypothèses. La première est que les points soient placés, le long de la courbe, à une distance unité les uns des autres. Si les points sont équirépartis, alors l'équation doit être divisée par d^2 et l'équation par d^4 . Dans le cas contraire, la continuité est incorrecte d'un facteur d_i^2 , ou d_i correspond à la distance entre les points i et $i-1$. Cela impliquera une valeur supérieure de la continuité, de même pour la

courbure. La seconde hypothèse suppose que le paramètre soit une longueur d'arc, pour que la courbure soit donnée par $\|\mathbf{v}_{ss}\|$.

L'algorithme du *greedy*, comme la programmation dynamique autorise l'introduction d'autres contraintes. Il est plus rapide que la méthode précédente puisqu'il est, à chaque itération en $O(nm)$ au lieu de $O(nm^3)$ pour un contour comportant n points et un voisinage de taille m .

L'expression à minimiser, sans ajout de contraintes particulières, est :

$$E_{total} = \int (\alpha(\mathbf{s}) E_{cont} + \beta(\mathbf{s}) E_{cour} + \gamma(\mathbf{s}) E_{image}) \quad (III-46)$$

L'algorithme est itératif comme celui de Kass et d'Amini. On examine, à chaque itération, le voisinage de chaque point. On choisit le point du voisinage qui donne la plus faible valeur de l'énergie totale.

Après discrétisation, la minimisation de la distance entre les points implique une rétraction naturelle du contour. Williams et Shah [Williams et Shah 1992] proposent une variante qui évite cette rétraction trop importante. Ils utilisent la différence de distance entre les deux points, $\|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}\|$, par rapport à la distance moyenne des points du contour \bar{d} .

$$E_{cont} = \bar{d} - \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}\| \quad (III-47)$$

Les différents membres de l'expression sont normalisés avant minimisation. Les grandeurs utilisées sont le maximum, le maximum moins le minimum et le maximum moins le minimum avec saturation. L'énergie de continuité et l'énergie de courbure sont normalisées par division par la valeur du maximum dans le voisinage, donnant ainsi une valeur appartenant à l'intervalle [0,1]. La valeur de l'énergie externe - ou d'image - (*val*) est normalisée, sur le voisinage, par $(\mathbf{min} - \mathbf{val}) / (\mathbf{max} - \mathbf{min})$. Afin d'éviter de trop grandes variations dans des zones relativement homogènes, c'est-à-dire avec une faible variation du gradient, si $(\mathbf{max} - \mathbf{min}) < 5$ alors le min sera mis à cinq. A chaque itération, une étape de calcul de courbure est effectuée. Lorsque la courbure devient supérieure à un seuil alors le coefficient β est mis à zéro, autorisant ainsi la présence de coins.

Une variante, permettant de rendre l'algorithme encore plus rapide, est proposée par Lam et Yan [Lam et Yan 1994]. Il s'agit, par exemple, pour un voisinage de 3 x 3 pixels sur les 8 voisins, de n'en examiner que quatre. Si l'un de ces quatre améliore l'énergie totale, alors il n'est pas nécessaire d'aller plus loin. Sinon, les quatre qui restent sont examinés. Cela augmente le nombre d'itérations pour atteindre la convergence mais décroît le temps de calcul

de chaque itération.

B.3.8. Contour actif de base

A la base de notre implémentation se trouve la théorie des contours actifs. Elle est inspirée de l'algorithme *greedy* car chaque point est évalué indépendamment avec des paramètres globaux.

A partir de l'équation , nous rappelons ici l'équation finale à minimiser :

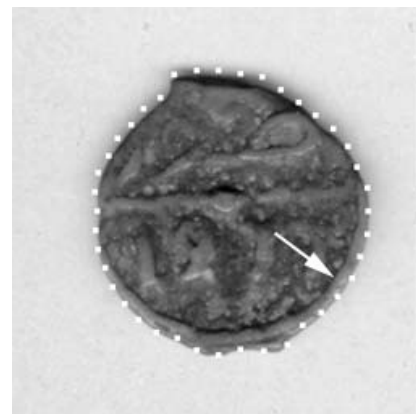
$$E_{snake} = \int_0^1 E_{externe}[v(s)] ds + \int_0^1 [v(s)] ds \quad (III-48)$$

C'est-à-dire :

$$E(v) = \alpha \cdot E_{continuité}(v) + \beta \cdot E_{courbure}(v) + \gamma \cdot E_{gradient}(v) + \delta \cdot E_{intensité}(v) \quad (III-49)$$

L'énergie de continuité maintient la cohésion des points. Elle tend à uniformiser la distance entre les points du snake. L'énergie de courbure gère la raideur de la courbe.

L'énergie externe est aussi composée de deux termes. L'un est lié au gradient de l'image, l'autre est sensible à l'intensité de l'image comme on peut le voir sur la Figure où l'objet est caractérisé par des pixels plus foncés que le fond.



a) Sans action de l'intensité

b) Avec action de l'intensité

$\alpha=0,005, \beta=0,4, \gamma=-1,0, \delta=0$

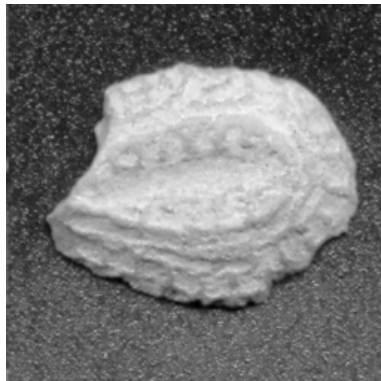
$\alpha=0,005, \beta=0,4, \gamma=-1,0, \delta=-0,5$

figure.III.12.Influence de l'énergie d'intensité sur le contour actif

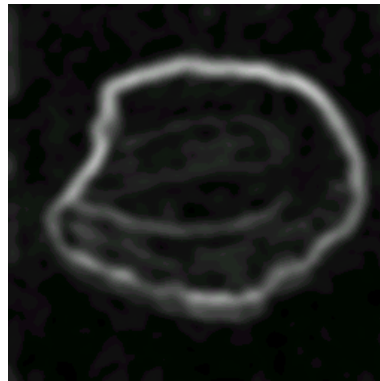
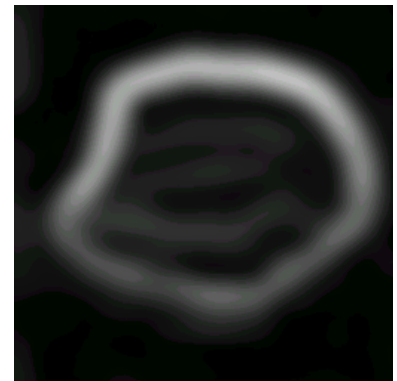
Le gradient est calculé par un pseudo gradient de Sobel. Le plus souvent, on applique un flou gaussien à l'image avant d'en calculer le gradient.

Pour appliquer un flou gaussien à une image, il suffit de convoluer l'image avec une

gaussienne à deux dimensions. Ainsi, une approche « coarse to fine » est utilisée. Avec N la taille du masque de convolution, au départ, $N = N_1$ est élevé. Ainsi, la capture est facilitée. Au bout d'un certain nombre d'itérations, lorsque l'algorithme a suffisamment convergé, le gradient est recalculé avec un $N_2 < N_1$. Une phase finale permet d'ajuster le résultat au contour réel en recalculant le gradient sans flou gaussien.



(a) Image original

(b) Gradient gaussien : $N=11$ 

(c) Gradient gaussien

$N=25$

figure.III.13. Le gradient gaussien



Chapitre IV

Tests et résultats.

Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats de la programmation des méthodes qui permettent d'améliorer les performances de la segmentation d'image par ligne de partage des eaux (LPE) et les contours actifs.

Les programmes sont appliqués sur des images en niveau de gris et exécutés sous le logiciel MATLAB. Ce logiciel est le plus utilisé en traitement d'image car il offre de nombreuses possibilités de traitement avec une palette très fournie d'outils prêts à l'emploi.

4.1. Présentation du logiciel MATLAB :

MATLAB (abréviation de Matrix Laboratory) est un langage de programmation de haut niveau pour le calcul numérique.

Il est particulièrement performant pour le calcul matriciel, car sa structure de données est basée sur des matrices.

Il dispose de possibilité d'affichage très riche et d'une syntaxe spécifique, simple et intuitive. Il s'agit d'un langage à interpréter, ce qui permet un développement très rapide mais qui a l'inconvénient de ne pas avoir un temps d'exécution aussi rapide qu'un langage comme C.

Un fonctionnement en ligne de commande MATLAB exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.

Un fonctionnement via des scripts, dans ce cas MATLAB exécute ligne par ligne un fichier que l'on désigne par programme.

Une image MATLAB est une matrice bidimensionnelle de valeurs entières ou réelles. Les principales fonctions de traitement d'image sous MATLAB se trouvent dans la boîte à outils (toolbox) image processing (traitement d'image) ou on peut trouver les fonctions suivantes :

- ✓ Lecture, écriture et affichage d'une couleur au niveau de gris.
- ✓ Transformation spatiales et transformation fréquentielles.
- ✓ Filtrage linéaire et non linéaire.
- ✓ Binarisation et morphologie mathématique.
- ✓ Analyse et restauration d'image.

- ✓ Changement d'espace couleur.

4.2. Présentation des images tests :

Les deux méthodes de segmentation que se soit la ligne de partage des eaux ou les contours actifs vont être réalisées sur des images en niveau de gris. Nous effectuerons nos tests sur les images suivantes :

- ❖ L'image trèfle :

L'image trèfle est une image simple qui n'a pas assez de détails.

- ❖ L'image monkey :

Elle présente une richesse des caractéristiques, une image riche de détails et de difficultés pour la segmentation.

Présentation des résultats de la segmentation :

Test 1 : sur l'image « Trèfle ».

. Méthode des LPE

-LPE sur image initiale :

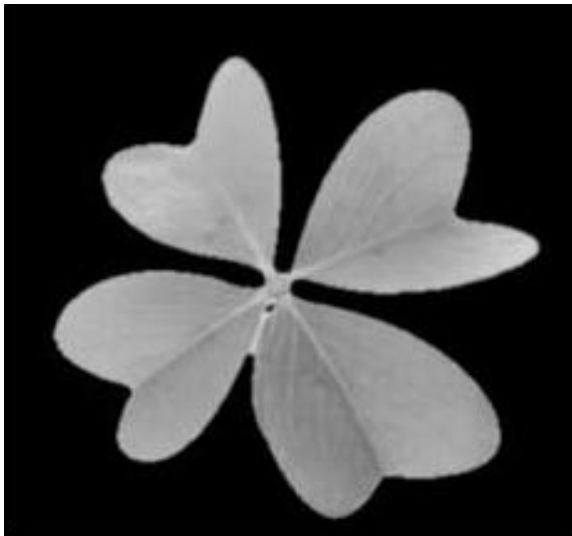


Fig. IV.1.1.a. Image initiale.

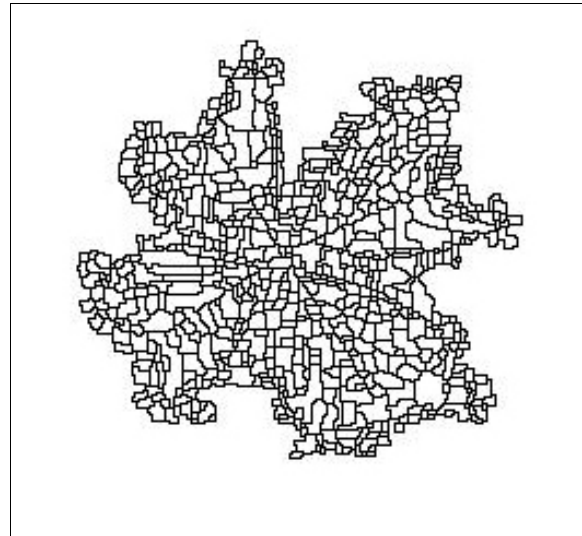


Fig. IV.1.1.b. Image sur segmentée

Fig. IV.1.1. LPE sur l'image « Trèfle ».

-LPE sur image filtrée :

* Filtre par reconstruction (se=10) :



Fig. IV.1.2.a. Image filtrée.

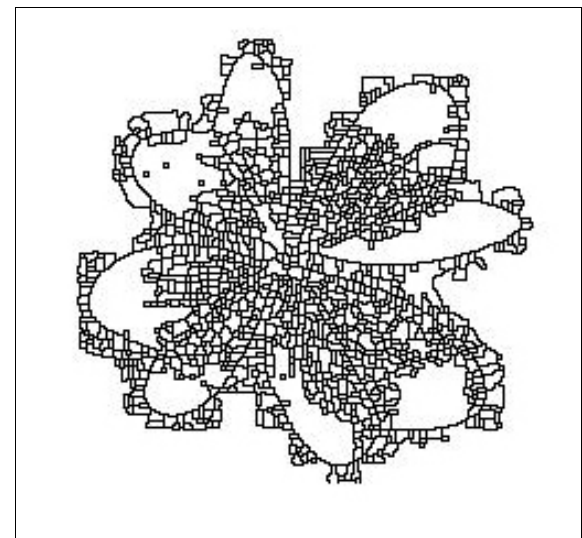


Fig. IV.1.2.b. LPE sur image filtrée

Fig. IV.1.2. résultat de la LPE sur image filtrée avec filtre par reconstruction (se=10).

* Filtre par reconstruction ($se=30$) :

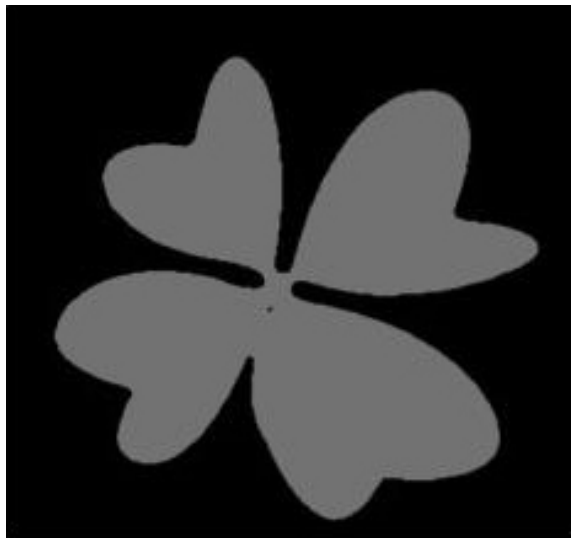


Fig. IV.1.3.a. Image filtrée.

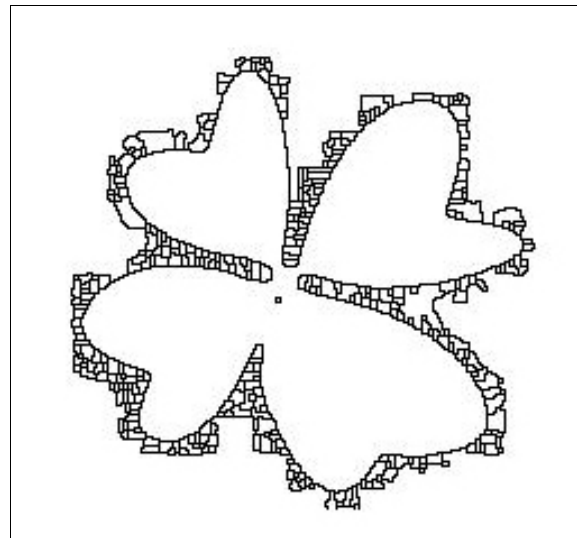


Fig. IV.1.3.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.1.3.résultat de la LPE sur image filtrée avec filtre par reconstruction.

*.Filtre par la méthode des H-minima ($h=10$) :



Fig. IV.1.4.a. Image filtrée.

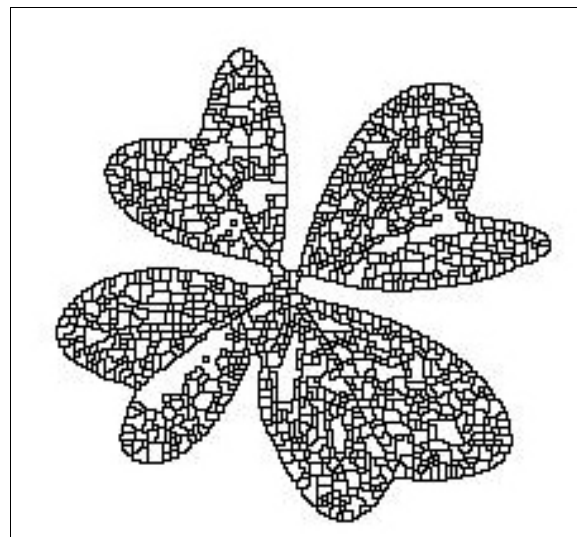


Fig. IV.1.4.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.1.4.résultat de la LPE sur image filtrée avec la méthode des H-minima.

* Filtre par reconstruction ($se=30$) plus filtre par la méthode des H-minima ($h=10$) :



Fig. IV.1.5.a. Image filtrée.

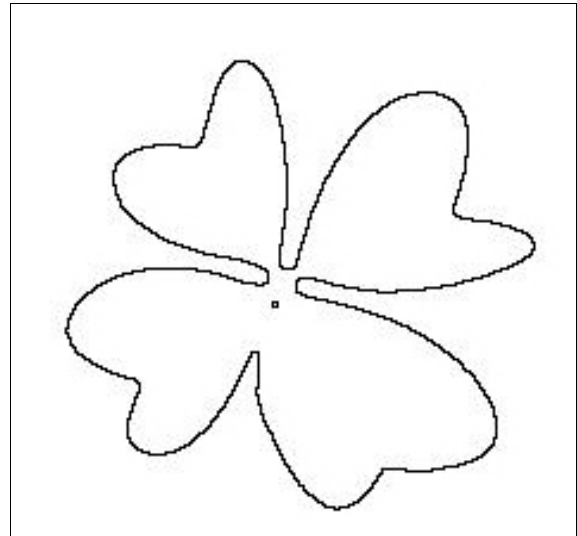


Fig. IV.1.5.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.1.5. résultat de la LPE sur image filtrée.

-Méthode des contours actifs « snakes ».

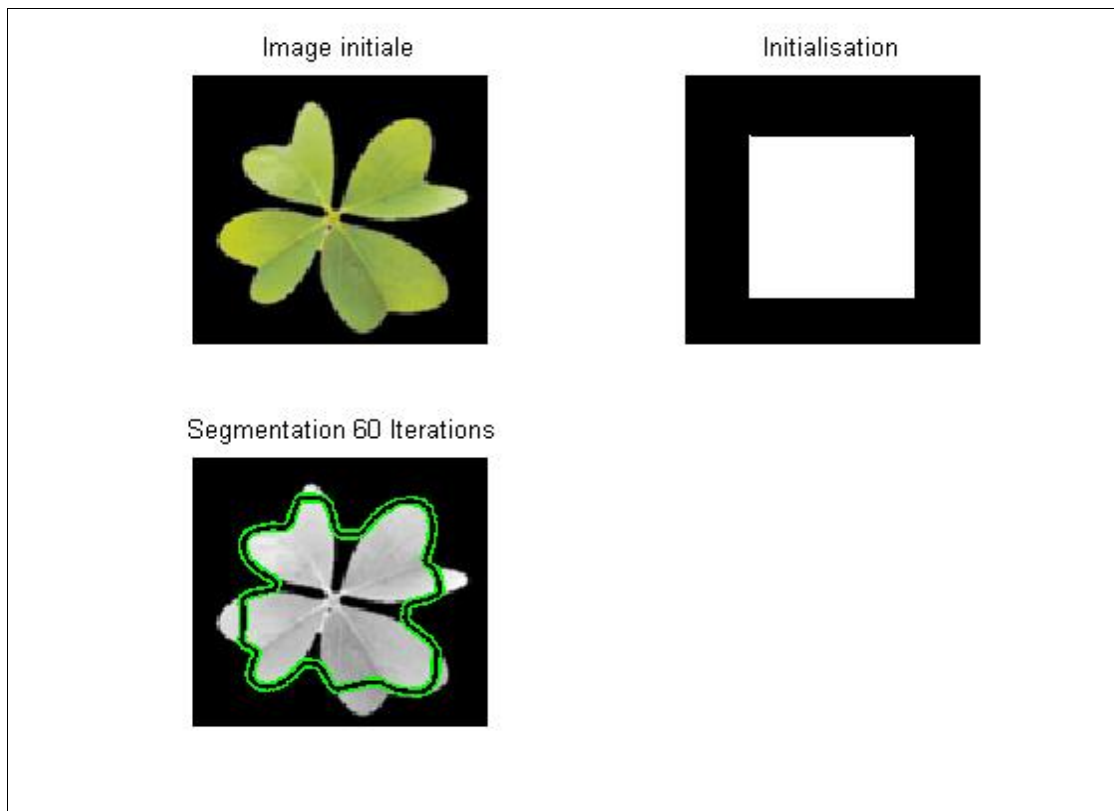


Fig. IV.1.6.a. Allure du contour actif à la 60^e itération.

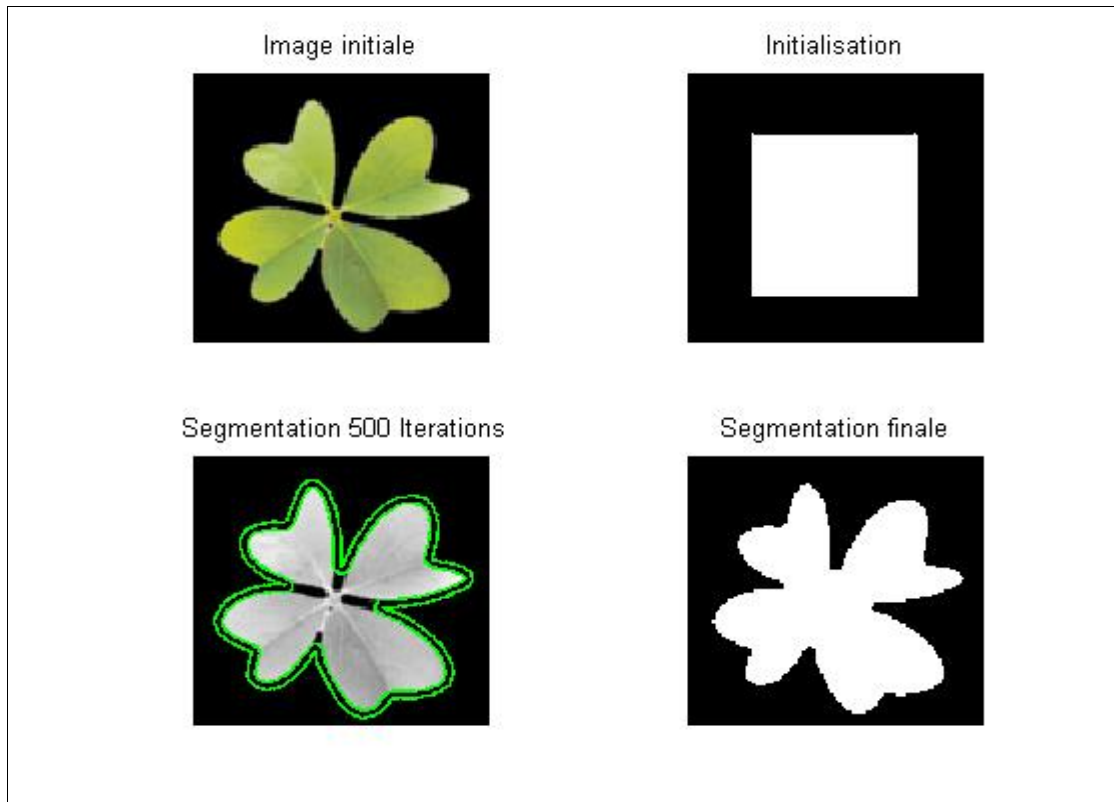


Fig. IV.1.6.b. Allure du contour actif à la 500^e itération.

Fig. IV.1.6. Résultats du contour actif sur l'image « trèfle ».

- Comparaison entre la méthode des LPE et des contours actifs « snakes ».

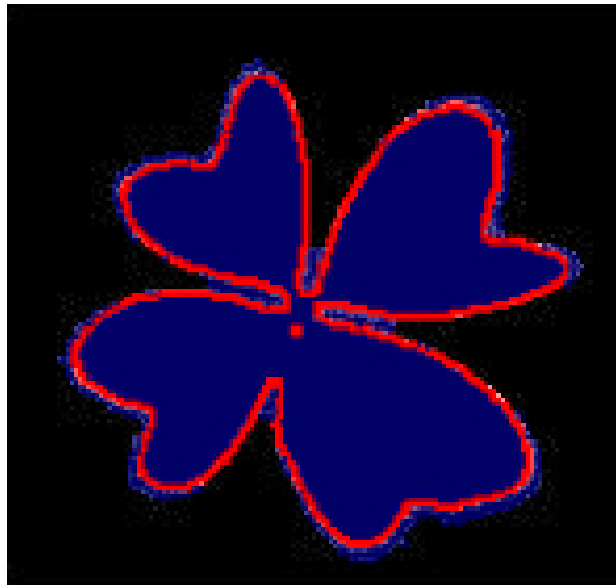


FIG. IV.1.7. Résultat de la LPE (en rouge) superposé sur le résultat du contour actif(en bleu).

Test 2 : sur l'image « Monkey ».

. Méthode des LPE

-LPE sur image initiale :



Fig. IV.2.1.a. Image initiale.

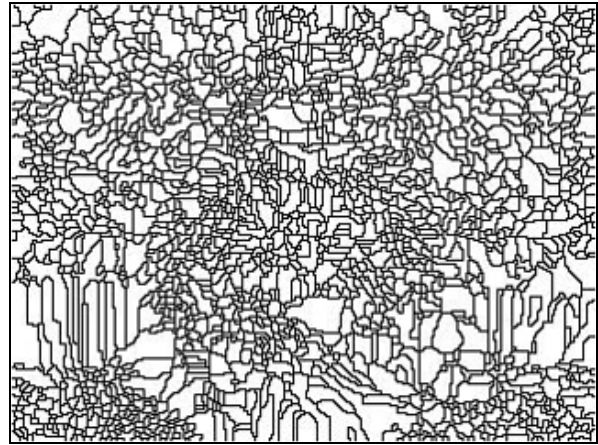


Fig. IV.2.1.b. Image sur segmentée

Fig. IV.2.1. LPE sur l'image « Monkey ».

-LPE sur image filtrée :

* Filtre par reconstruction (se=10) :



Fig. IV.2.2.a. Image filtrée.

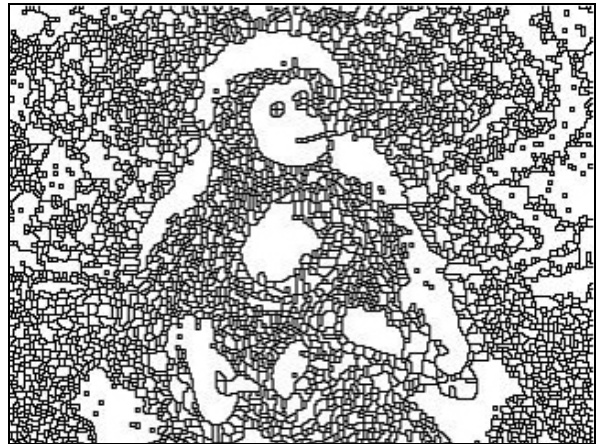


Fig. IV.2.2.b. LPE sur image filtrée

Fig. IV.2.2. Résultat de la LPE sur image filtrée avec filtre par reconstruction (se=10).

* Filtre par reconstruction ($se=30$) :



Fig. IV.2.3.a. Image filtrée.

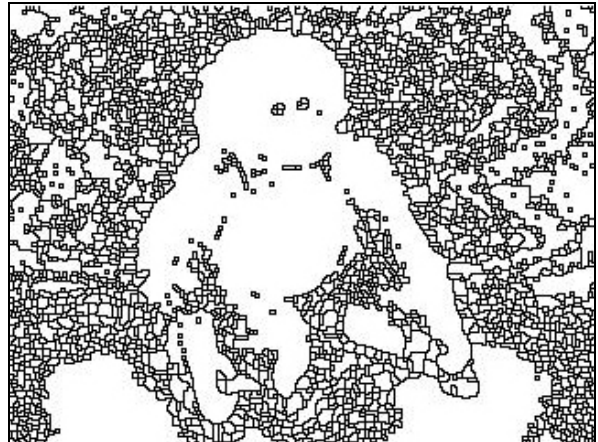


Fig. IV.2.3.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.2.3. Résultat de la LPE sur image filtrée avec filtre par reconstruction.

*.Filtre par la méthode des H-minima ($h=10$) :



Fig. IV.2.4.a. Image filtrée.

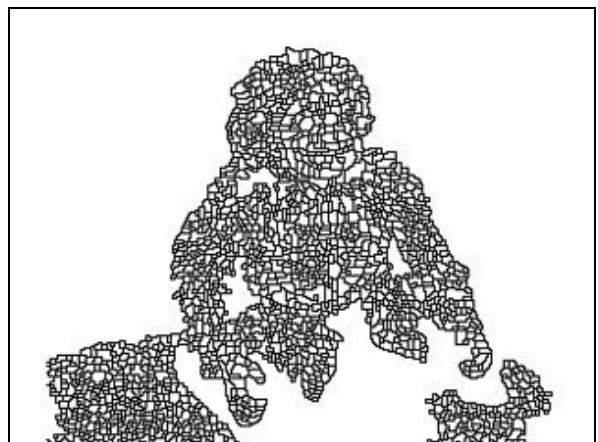


Fig. IV.2.4.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.2.4. Résultat de la LPE sur image filtrée avec la méthode des H-minima.

* Filtre par reconstruction ($se=30$) plus filtre par la méthode des H-minima ($h=10$) :



Fig. IV.2.5.a. Image filtrée.

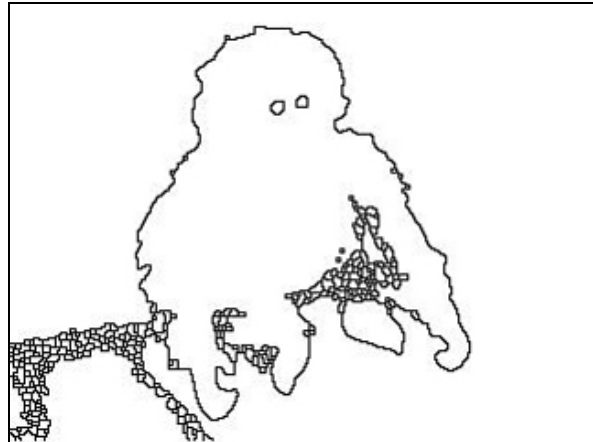


Fig. IV.2.5.b. LPE sur image filtrée.

Fig. IV.2.5. Résultat de la LPE sur image filtrée.

-Méthode des contours actifs « snakes ».

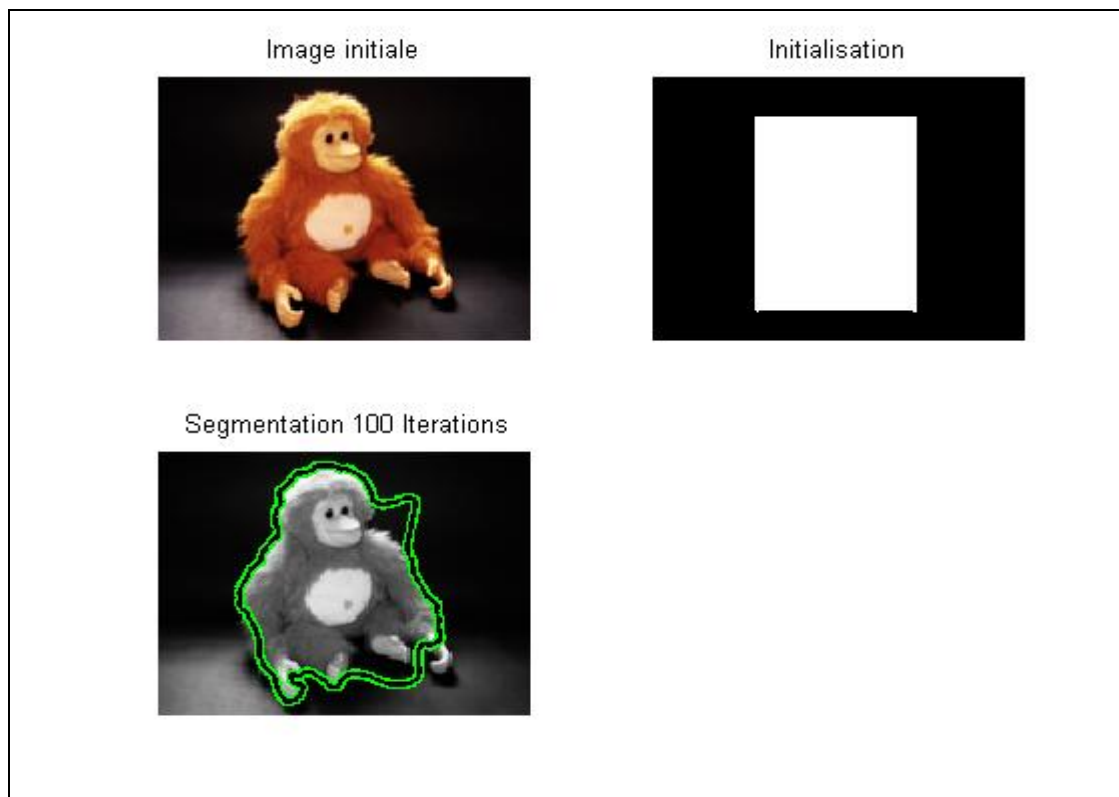


Fig. IV.2.6.a. Allure du contour actif à la 100^e itération.

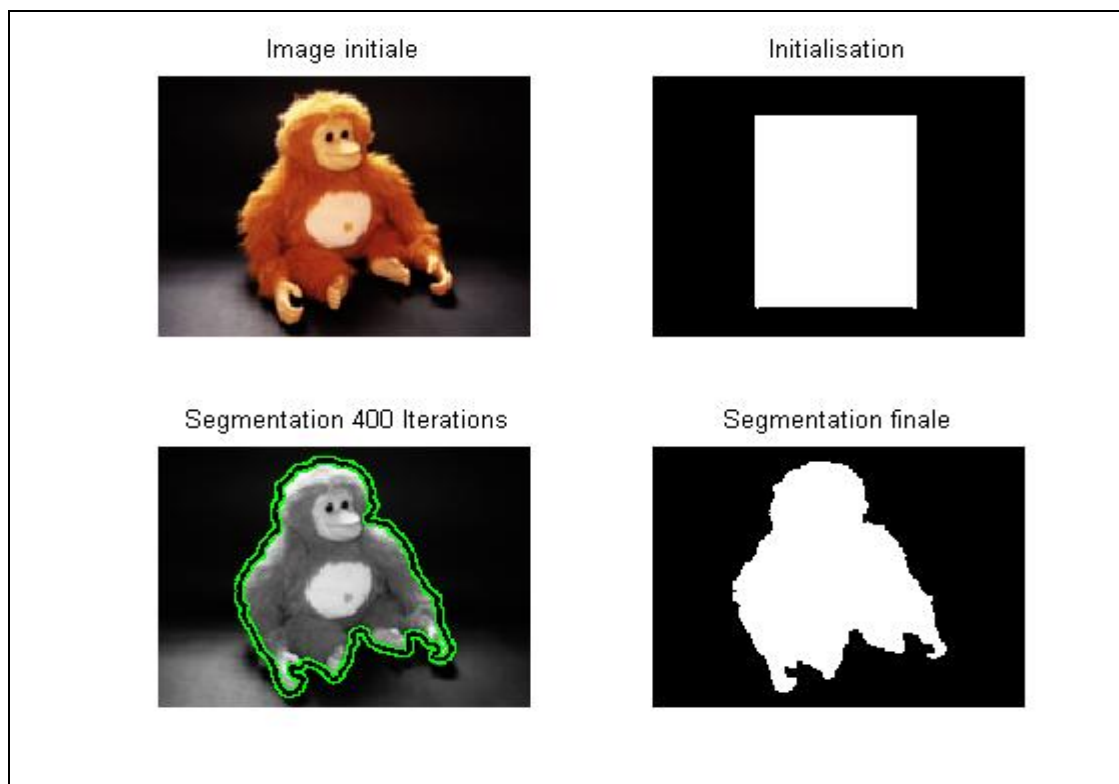


Fig. IV.2.6.b. Allure du contour actif à la 400^e itération.

Fig. IV.2.6. Résultats du contour actif sur l'image « monkey ».

- Comparaison entre la méthode des LPE et des contours actifs « snakes ».

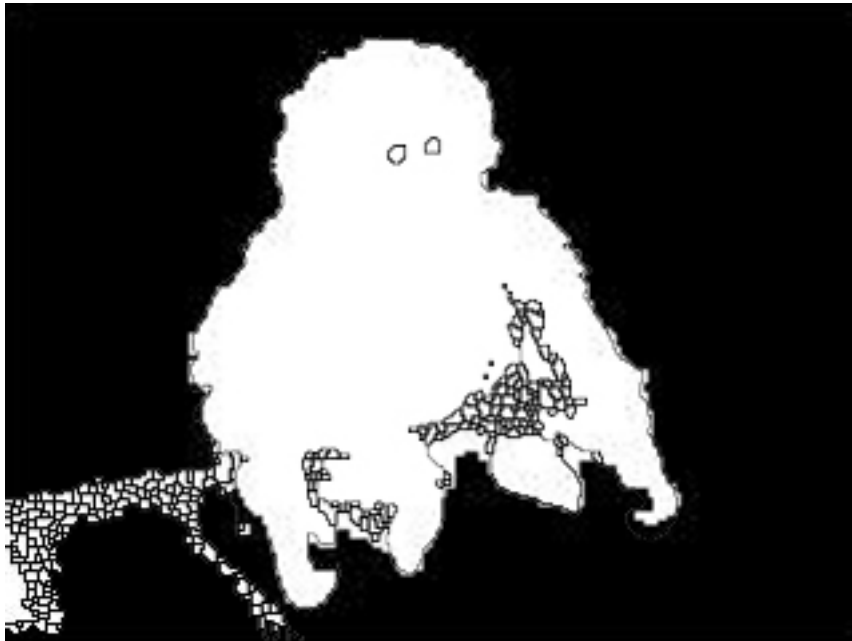


Fig. IV.2.7. Résultat de la LPE (en gris) superposé sur le résultat du contour actif(en blanc).

Discussion :

L'application directe de la LPE sur l'image initiale (trèfle figure IV.1.1.a.) a engendré une très forte sur-segmentation, figure IV.1.1.b, due à la présence des minima non significatifs.

Afin d'améliorer les performances de la segmentation par LPE, on va chercher à éliminer ou à ignorer ces minima.

L'utilisation d'un filtre par reconstruction sur l'image initial, figure IV.1.3.a, nous donne une meilleure segmentation après application de la LPE, figure IV.1.3.b, cela est justifié par le fait que le filtre par reconstruction utilise des transformations conditionnelles, permettant ainsi de préserver globalement l'information présente dans l'image.

Même après filtrage, il est impossible d'éliminer tous les minima locaux.

Pour palier à cela, la méthode par marquage à l'aide de la transformation h-minima s'est révélée être efficace pour réduire la sur-segmentation, figure IV.1.4.a., En effet, on a vu lors de l'application des tests que le choix de h n'est pas évident à prendre (dans notre cas $h=10$), car il détermine le niveau au dessous duquel des minima non désirés seront éliminés. il est donc nécessaire de connaître au préalable, la position de tous les minima de l'image et pouvoir ainsi agir directement sur ceux qui ne sont pas significatifs.

L'application d'un filtre par reconstruction ($se=30$) plus un filtre par la méthode des h-minima ($h=10$) sur l'image originale (figure IV.1.5.a.) et après l'exécution de l'algorithme watershed sur cette dernière, permet de fournir un contour (figure IV.1.5.b.).

La seconde méthode de segmentation est celle du contour actifs (snaks), qui nous donnent un contour après un nombre finie d'itérations, figure IV.1.6.a. et figure IV.1.6.b.

A titre de comparaison entre le contour fournie par la ligne de partage des eaux et celui du contour actifs, on a superposé les deux contours, figure IV.1.7.

On remarque que le contour actif n'atteint pas les régions rétrécie situées entre les feuille du trèfle, par contre la LPE nous a donné un résultat meilleur dans ces régions.

Le contour actif a tendance à aller chercher le maximum de pixels construisant notre image ce qui se constate plus dans l'image Monkey, figure.. ; Ce qui se traduit par plus de précision.

Le choix de la position du contour initial doit être fait avec précision (il faut qu'il soit très proche de la région a segmenté).

Il est a noté que le temps d'exécution du contour actif est très long par apport à celui de la LPE.

Dans notre travail On vient de définir les notions générales de la morphologie mathématique. Nous avons développé les différents opérateurs morphologiques classiques et géodésiques, afin de pouvoir les appliquer à la segmentation d'images en utilisant l'algorithme de la LPE et celui du contour actifs.

Nous avons présenté une méthode de segmentation par approche morphologique qui est la ligne de partage des eaux qui fournit des contours fermés. Cette méthode est très sensible aux faibles variations des niveaux de gris ce qui engendre généralement le problème de la sur-segmentation.

Comme l'inconvénient majeur de la LPE est la sur-segmentation, nous avons essayé de palier à ce problème par le procédé de filtrage et marquage.

L'utilisation de la transformation h-minima a permis de marquer les zones d'intérêt de façon à faire apparaître les régions pertinentes dans la LPE.

La méthode que nous proposons ne nécessite aucune connaissance structurelle à priori de l'image. L'initialisation est totalement aléatoire. Cette méthode n'utilise pas la notion de voisinage. Il s'agit de chercher, parmi des snakes, un snack optimal.

Le contour est bien fini dans le snakes.

Suite aux tests effectués, nous avons constaté qu'il n'existe pas de traitement optimal applicable à toute image.

Le choix des filtres, des marqueurs ainsi que le nombre des itérations pour le contour actif dépend fortement des caractéristiques des images à traiter.

En pratique, on ne peut pas segmenter tout les objets présents dans l'image.

La détermination des paramètres des méthodes de segmentation dépendent essentiellement de l'information recherchée dans l'image.

Bibliographie

- ❖ [1] J.-P.COCQUEREZ et S.PHILIPP : Analyse d'image : filtrage et segmentation.

Edition Masson.

- ❖ [2] A.MANZANERA : cours de morphologie mathématique.

Ensta\lei, 2005.

- ❖ [3] S.BEUCHER : segmentation d'image et morphologie mathématique. Thèse de doctorat, école nationale des mines de paris, 1990.

- ❖ [4] M.F.DEVAUX et A.L.REGUERRE : granulométrie par morphologie mathématique.

INRA , Nantes.

- ❖ [5] C.VACHIER : Extraction des caractéristique : Segmentation d'image et morphologie mathématique. thèse de doctorat, école national paris, 1995.

- ❖ [6] S.BEUCHER : Squelette connexes et non connexes.

Cours de morphologie mathématique, ENMP mars 1989.

- ❖ [7] M .COSTER et J.L CHERMANT : précis d'analyse d'image

Edition CNRS, année 1989.

- ❖ [8] S. MAKNI , M.NOGAJ et J.BATTAIS : segmentation d'image par LPE sous contraintes. Rapport DEA ATS-Avril 2003.

- ❖ [10] www.creatis.insa-lyon.fr/bernard/analyseImage.

- ❖ [11] Chan, T. et Vese, L., Active contours without edges, IEEE Trans. on Im.Process., vol10, 2001.

- ❖ [12] L. Vincent et P. Soille, Watersheds in Digital Spaces : An Ef_cient Algorithm Based on Immersion Simulations, IEEE Trans. on Pat. Anal. And Mach. Intell., vol 13, n 6, 1991.