

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

CENTRE UNIVERSITAIRE DE MILA
INSTITUT DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

Réf. /13

Mémoire de fin d'étude
Présenté pour l'obtention du diplôme de

Licence Académique

Domaine : **Mathématiques et Informatique**
Filière : **Informatique**

Thème

*Reconnaissance d'objet dans
les images binaire*

Présenté par :

1- Benosmane Ayoub

2-Boulberhane Abderrahmane

Dirigé par :

Boulmerka aissa

Année universitaire 2012-2013

Remerciement

C'est avec l'aide de Dieu qu'a vu les jours ce présent travail. Ensuite, il n'aurait pas pu être achevé sans le soutien, les conseils, les encouragements de certaines personnes auxquelles nous tenons ici à exprimer nos sincères remerciements.

En première lieu nous exprimons toute notre gratitude pour notre encadreur Mr Boulmerka aïssa pour ses précieux conseils, ses disponibilités, la confiance qu'il nous a toujours témoigné et la sollicitude dont elle nous a entouré, et ce tout au long de l'élaboration du présent travail.

Nous n'oublions pas non plus nos enseignants qui tout au long du cycle d'étude au centre universitaire de Mila, nous ont transmis leur savoir. Nous tenons enfin à remercier tous ceux qui ont collaborés de près ou de loin à l'élaboration de ce travail. Qu'ils acceptent nos humbles remerciements.

Ayoub & Abderrahmane

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail,
À Ma chère Mère, pour ses sacrifices depuis
Qu'elle m'a mis au monde, Mon Père, qui m'a
Toujours soutenu et aidé à affronter les
Difficultés,*

À Tous mes Frères- mohamed et younes- et sœurs,

À Tous ma famille

A mon camarade Abderahmane,

À Tous mes amis

*Adiko, rabah ,himani, salah, oussama, nafaa, zaki, hakim, wassim, mouloud, moussaab
,said, antar, khaled, vucinic, mahmoud, amine, sifo, yazid, radwan, youcef, mohamed,
nadjib, ishak, adam, wahid, hamada, som3a, yassar, jihad, bader, omar, khiro, haroun,
issam, Zohir, Salh, Pitso, Fatah, Conti, Samir, Fougou, Hamza, Ammar, Mahdi,
Houssin, Mouaad, Aissa ,Bilal ,Houssam, Raouf ,Islam, Lamin ,Hicham,
Illyas ,Abderrahmen, chocho*

Yaakoub, abdou, ali, ihab, ibrahim, abdelbaset, bachir, a, m, b, i, l, h, d, l, n, r, k, ch, f, dj, et

collègues de la

Promotion 2013,

À Tous ceux qui me sont chers

Ayoub

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail,
À Ma chère Mère Habibe, pour ses sacrifices depuis
Qu'elle m'a mis au monde, Mon Père Amar, qui m'a
Toujours soutenu et aidé à affronter les
Difficultés,
À Tous mes Frères et sœurs,
À Tous ma famille
A mon camarade Ayoub,
À Tous mes amis Khaled, Hamza, Youssef,
Oussama, Daoud, amine, Rym, Meriem Madiha, Haroun, Zaki, Yahia, Hakim,
Tarak ,Bilal , c ,Hicham , Bitatoooo ,Cr7 , et collègues de la
Promotion 2013,
À Tous ceux qui me sont chers,*

Abderrahmane

Sommaire :

Introduction générale :.....	2
Chapitre 1 : traitement d'image.	
I. Introduction :.....	5
II. Système de traitement d'images:	5
1. Acquisition d'une scène:.....	5
1.1. Définition d'une image :.....	6
1.2. Image numérique :(numérisée) :.....	6
1.2.1. image binaire :.....	7
1.2.2. Image à niveaux de gris :.....	7
1.2.3. Image en couleurs :.....	8
1.3. Caractéristiques d'une image numérique:.....	8
2. Prétraitement des images:.....	13
2.1. Filtrage numérique :.....	15
2.1.1. Filtres linéaires :.....	16
A. Les filtres passe-bas :.....	16
B. Les filtres passe-haut :.....	16
C. Filtre passe-bande (Différentiation) :.....	17
D. Filtre directionnel :.....	17
2.1.2. Les filtres non linéaires :.....	17
A. Le filtre médian :.....	17
B. Les filtres morphologiques :.....	19
B.1. La Dilatation :.....	19
B.2 L'Érosion :.....	20
B.3. l'ouverture :.....	21
B.4. La fermeture :.....	21
III. Conclusion :.....	21

Chapitre 2 : segmentation d'image.

I.	Introduction :	23
II.	Définition de la segmentation d'image :	23
III.	Techniques de segmentation :	24
1.	Segmentation par contour :	24
2.	Segmentation par région :	27
2.1.	Croissance des régions (région growing) :	27
2.2.	Division des régions :	28
2.3.	Division/fusion (Split and merge) :	29
3.	Segmentation d'image par classification :	30
A.	Principe de l'algorithme k-means :	31
B.	Application des k-means à la segmentation :	32
4.	Segmentation par coopérative :	34
5.	Segmentation par seuillage :	35
5.1.	Définition du seuillage :	35
5.2	Méthodes de seuillage globale :	36
5.2.1.	Méthodes paramétriques :	37
5.2.2.	Méthodes non paramétriques :	38
5.3.	Méthodes de seuillage locale ou adaptatif :	39
IV.	Domaine d'application de la segmentation:	41
V.	Conclusion :	41

Chapitre 3 : seuillage par otsu

I. Matlab :.....	43
II. La méthode d'Otsu :.....	43
1. Le code source:.....	44
2. explication :.....	47
3. exemples :.....	49
3.1. bon cas :.....	49
3-2 mauvais cas :.....	53
Conclusion générale :	59

Liste des figures :

Figure 1.1: Schéma d'un système de traitement d'images.....	5
Figure 1.2: Image binaire.....	7
Figure 1.3: Exemple d'une image en niveau de gris et sa quantification.	8
Figure 1.4: le voisinage (3*3) d'un pixel.....	9
Figure 1.5: Image montrant le contraste.....	10
Figure 1.6: Image représente l'histogramme d'une image.....	11
Figure 1.7: Image médicale bruitée.....	12
Figure 1.8: Différents types de contours.....	13
Figure 1.9: Image médicale floue.	13
Figure 1.10 : Les différentes techniques de prétraitement.	14
Figure 1.11: Image filtrée (passe-bas).....	16
Figure 1.12: Image filtrée (passe-haut).....	17
Figure 1.13: Principe du filtre médian 3x3.	18
Figure 1.14: Application d'un filtre médian.	18
Figure 1.15: Éléments structurants.....	19
Figure 1.16: Principe de la dilatation sur l'image en gris.....	20
Figure 1.17: Principe de l'érosion sur l'image en gris.....	20
Figure 1.18: Filtre morphologique (érosion, dilatation).	21
Figure 2.1: schéma représentant les techniques de segmentation.....	24
Figure 2.2: Dérivées première et seconde d'un contour de type "saut d'amplitude".....	25
Figure 2.3 : Evolution du contour actif av $\rho(l)$ ec la vitesse v vers l'objet d'intérêt.	27
Figure 2.4: Choix des pixels initiaux.	28
Figure 2.5: Exemple illustrant la méthode de croissance de région.....	28
Figure 2.6: Principe de la segmentation par division des régions (Structure quaternaire).....	29
Figure 2.7: Principe de la segmentation par division-fusion.....	30
Figure 2.8: Exemple de division/fusion.	30
Figure 2.9: A gauche, image synthétique originale ; adroite image apré classification k-means k=2.	33
Figure 2.10: image bruitée ; image après k-means.	33
Figure 2.11: Illustration du seuillage adaptatif.....	40
Figure 3.1: L' image original.....	49
Figure 3.2: L' image niveau de gris.....	50
Figure 3.3: L' histogramme de l' image niveau de gris.....	50
Figure 3.4: L' image après l'application de l'algorithmme.....	51
Figure 3.5: L' image original 1.....	51
Figure 3.6: L' image niveau de gris 1.....	52
Figure 3.7: L' histogramme de l' image 1 niveau de gris.....	52
Figure 3.8: L' image 1 après l'application de l'algorithmme.....	53

Figure 3.9: L'image original 2	53
Figure 3.10: L'image niveau de gris 2	54
Figure 3.11: L'histogramme de l'image 2 niveau de gris	54
Figure 3.12: L'image 2 après l'application de l'algorithme	55
Figure 3.13: L'image original 3	55
Figure 3.14: L'image niveau de gris 3	56
Figure 3.15: L'histogramme de l'image 3 niveau de gris	56
Figure 3.16: L'image 3 après l'application de l'algorithme	57

Introduction Générale

Introduction générale

Introduction générale:

La richesse et la qualité des informations fournies par le système visuel humain ont depuis très longtemps suscité l'intérêt des chercheurs, ce qui a donné naissance à un nouveau paradigme : «vision artificielle ». Le domaine de la vision artificielle s'est énormément développé et de nombreux systèmes sont, de nos jours, utilisés dans des domaines d'applications très variés tels que:

- La cartographie aérienne
- Le domaine médical, etc.

Le système de vision artificiel (traitement automatique de l'image) est capable de saisir une image, extraire les informations intéressantes (relativement aux objets) et enfin interpréter ces informations pour décider d'une action. De manière classique, l'information d'un bas niveau issue de la phase d'acquisition est transformée en une information de haut niveau où les formes et les structures sont décrites d'une manière synthétique. Cette transformation est obtenue par le passage suivant trois étapes essentielles qui sont: le prétraitement, la segmentation et l'interprétation.

Le traitement de bas niveau est consacré au traitement numérique au sens large, tels que le processus de filtrage et de l'amélioration. Tandis que le traitement de haut niveau est dédié aux opérateurs d'analyse des images résultantes, tels que la description, la reconnaissance ou encore l'interprétation. L'analyse a pour but de décrire de façon quantitative et qualitative les objets présents.

Le cadre général dans lequel s'inscrit ce mémoire est celui de l'étape de la segmentation d'images qui constitue une étape maîtresse dans le système de vision par ordinateur. Elle constitue depuis quelques années un axe très important de recherche. Elle joue un rôle primordial dans le processus d'analyse de l'image, elle fournit une description de la scène, elle extrait les caractéristiques pertinentes et elle permet le passage d'une représentation en intensité lumineuse à une représentation symbolique. Étant donnée une image, il existe toujours plusieurs segmentations possibles : segmentation par classification, par régions, par contours, et par

Introduction générale

coopération région-contour. Une bonne méthode sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation, à cet effet plusieurs approches ont été proposées et même implémentées y compris les méta-heuristiques.

Les méta-heuristiques sont des algorithmes généraux d'optimisation applicables à une grande variété de problèmes. Elles sont apparues dans le but de résoudre au mieux des problèmes d'optimisation, elles sont généralement inspirées de la nature : de la biologie (Algorithme génétiques, système immunitaire, etc.), l'éthologie (colonie de fourmis, etc.). L'application des méta-heuristiques En segmentation d'image a connu une évolution particulière ces dernières années grâce aux avancées technologiques en matière de calcul de machine.

Notre contribution est consacrée à la méthode de la seuillage global avec la méthode de otsu , mais avant de pouvoir appliquer cette méthode aux images I.R.M, nous devons respecter les étapes décrites dans le système de traitement d'images proposé, qui sont:

- Acquisition de l'image (type de l'image à étudier (I.R.M)) ;
- Prétraitement (filtrage) ;
- Segmentation (dans notre cas);

Pour mener à bien notre contribution, le présent travail est divisé en chapitres suivants :

Le premier chapitre : porte le titre « traitement d'image », il a pour but de donner les notions fondamentales en relation avec l'image, son acquisition et son prétraitement.

Le deuxième chapitre : intitulé «la segmentation : l'état de l'art», ce chapitre décrit les approches connues pour résoudre le problème de la segmentation et les critères d'évaluation des résultats obtenus, notamment ceux de la segmentation en contours.

Le troisième chapitre : fait une introduction sur le MATLAB et la méthode d'otsu puis présente l'algorithme avec explication de lui.

Fait application de l'algorithme d'otsu sur quelque image puis afficher l'histogramme et l'image segmen

Chapitre 1 :

Traitement d'image

I. Introduction :

Le traitement d'image et ses techniques (étapes) associées sont destinés à exploiter au mieux l'information contenue dans l'image, qui était, depuis l'aube de l'humanité, un élément le plus significatif dans le domaine de l'échange de l'information, et elle l'est toujours d'ailleurs.

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

II. Système de traitement d'images:

Le système de traitement étudié contient quatre étapes qui sont illustrées par la figure suivante [Slime,2008]:

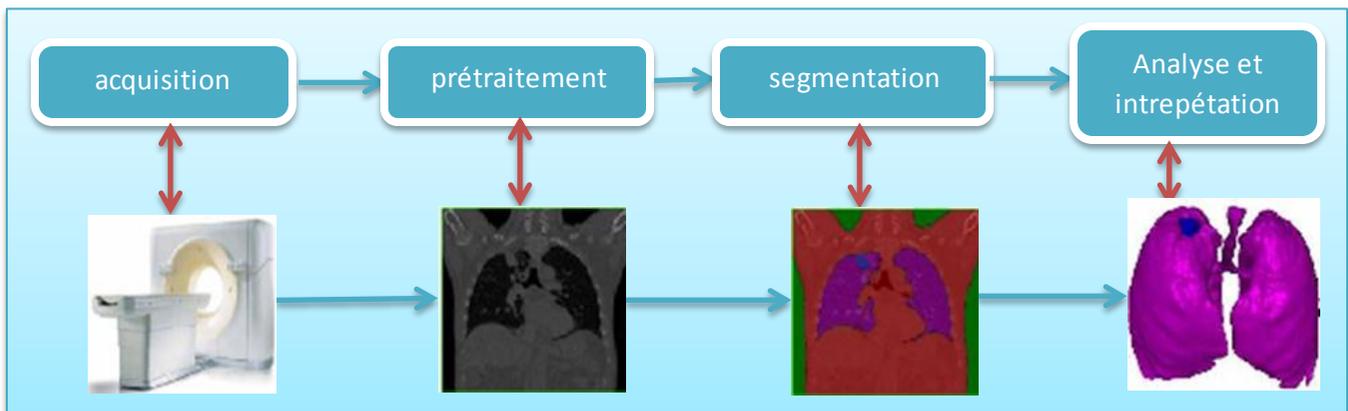


Figure 1.1: Schéma d'un système de traitement d'images.

La suite de notre travail s'articulera sur ce présent schéma, les sections qui viennent donneront les détails de chaque étape décrites dans la figure 1.1.

1. Acquisition d'une scène:

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation.

L'acquisition se fait en plusieurs étapes :

- Le transfert d'image : c'est le passage du signal optique au signal analogique (électrique).
- L'échantillonnage du signal analogique.
- La quantification qui consiste à traduire les échantillons en valeurs binaires en utilisant des codes précis.

1.1. Définition d'une image :

Une image est la représentation visuelle d'une scène ou d'une personne par plusieurs moyens (photo, portrait, peinture..etc.) .En traitement de signal, une image est définie comme étant un signal bidimensionnel. En mathématique, une image est une application d'un sous-ensemble de vers l'ensemble des réels qui à chaque couple de réels(x,y) est associé le réel f(x,y) [Gonzalez,1997]

$$f: M*N \rightarrow R$$

$$(x,y) \rightarrow f(x,y)$$

L'image peut donc être décrite par une fonction f(x,y) telle que :
 f: La fonction d'intensité lumineuse définie sur un domaine borné.
 x,y: Les coordonnées linéaires d'un point de l'image.

Cependant, sous cette forme, l'image reste inexploitable dans le domaine informatique, d'où la nécessité de la numérisation.

1.2. Image numérique :(numérisée) :

C'est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. [Akkrou et Chabi,2008]

On distingue généralement deux grandes catégories d'images :

A. Bitmap (appelées aussi images matricielle) :

il s'agit d'images pixellisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.

B. Vectorielles:

les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation).

Dans ce qui suit nous donnons trois exemples d'images numériques.

1.2.1. image binaire :

Une image binaire est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1. Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit. [Benamrouz et Kettane , 2008]



Figure 1.2: Image binaire.

1.2.2. Image à niveaux de gris :

Dans une image en niveaux de gris (nuances de gris), celle qui sera l'objet de notre étude, la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs allant du noir (0) au blanc (255) en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir. Le pixel est ainsi codé sur un octet. [Ben yalool et ben salah,2007]



Figure 1.3: Exemple d'une image en niveau de gris et sa quantification.

1.2.3. Image en couleurs :

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu(RVB) .chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255 .pour $R=V=B=0$ nous auront un noir pur, et pour $R=V=B=255$ nous auront un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images [Slime,2008]

- Images 24 bits ;
- Images à palettes (256 couleurs) ;

1.3. Caractéristiques d'une image numérique:

Comme nous l'avons vu, l'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants:

- **Pixel et son voisinage:**

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (pixel est une abréviation de (PICTure Elément) Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une

image numérique, l'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

Les pixels du voisinage sont ceux qui entourent le pixel en question (figure 1. 4). C'est une fenêtre de dimension impaire (3*3, 5*5, ...).

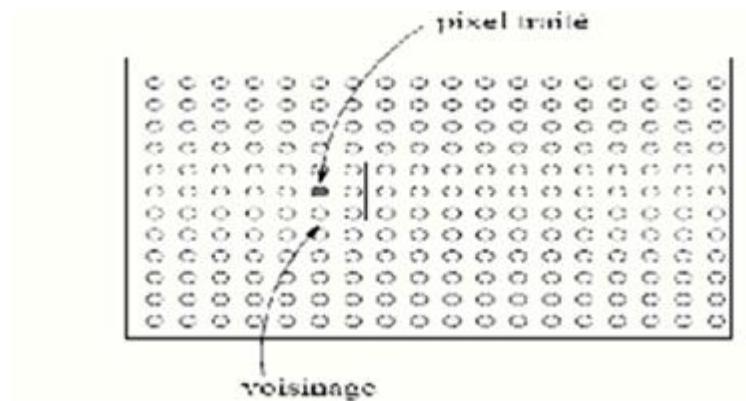


Figure 1.4: le voisinage (3*3) d'un pixel.

- **La résolution :**

Elle est déterminée par le nombre de points par unité de surface, exprimé en points par pouce (PPP, en anglais DPI pour Dots Per Inch); un pouce représentant 2,54 cm. [Lecoeur et Barollo,2008]

- **La luminance :**

La luminance est le degré de luminosité de chaque point de l'image. Elle est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface. [Slime,2008]

- **Le contraste :**

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et claires. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'image. Soient L1 et L2 les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines. Le contraste est défini par le rapport [Lakhdari,2008] :

$$C = (L2-L1) / (L1+L2)$$

Le L1 représente l'os, et le L2 représente les poumons.

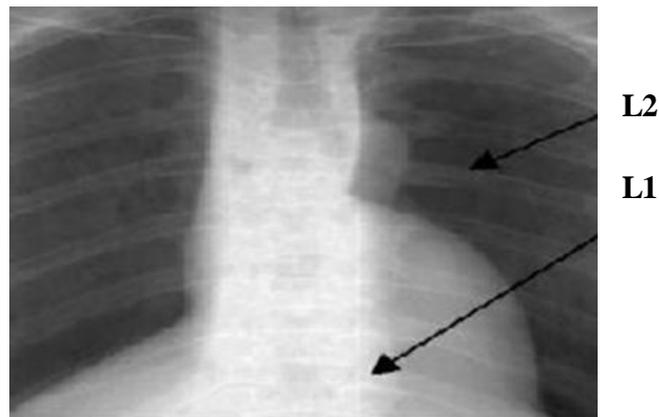


Figure 1.5: Image montrant le contraste.

- **Similarité :**

La similarité est à la base de tout système de comparaison des pixels d'images, il s'agit de définir une fonction de similarité entre les intensités lumineuses des pixels.

- **Homogénéité :**

C'est un prédicat qui se base souvent sur des critères statistiques (moyenne, variance). Soient, I une image et A une région de l'image I : l'estimation de la moyenne de I sur A est :

$$\mu(A) = \frac{1}{|A|} \sum_{(x,y) \in A} I(x,y)$$

Avec $|A|$ le cardinal de A

L'estimation de la variance I sur A est :

$$\sigma^{2(A)} = \frac{1}{|A| - 1} \sum_{(x,y) \in A} (I(x,y) - \mu(A))^2$$

Un exemple de prédicat d'homogénéité entre deux régions A et B : le critère d'homogénéité est vrai si :

$$|\mu(A) - \mu(B)| < \alpha \min(\sigma(A), \sigma(B)). \quad \text{Où } \alpha \text{ est un paramètre définie par l'utilisateur}$$

- **Histogramme :**

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite). On calcul l'histogramme d'une image par la fonction `imhist`. L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer, l'erreur de quantification, pour mesurer certaines propriétés sur un image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

Algorithme

```
int row, col, rowmax, colmax;
int count[GREYMAX];
for(row = 0; row < rowmax; row++)
for(col = 0; col < colmax; col++)
    hist[image[row][col]]++;
```

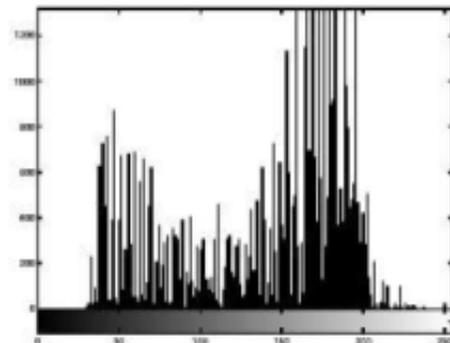
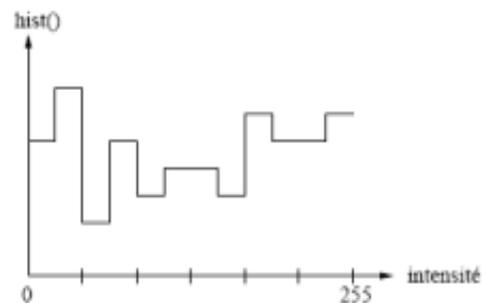


Figure 1.6: Image représente l'histogramme d'une image.

- **Le bruit :**

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur. [9]

La figure suivante illustre une image I.R.M bruitée



Figure 1.7: Image médicale bruitée.

- **Le contour :**

Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, où la limite entre deux pixels dont le niveau de gris représente une différence significative. L'épaisseur du contour est d'un pixel ou plus (un pixel dans le cas idéal).

Le contour peut être défini dans la théorie des graphes par un chemin fermé, tel que, les sommets sont les pixels et la variation d'intensité entre les pixels représente les arête. [Trucco et jain]

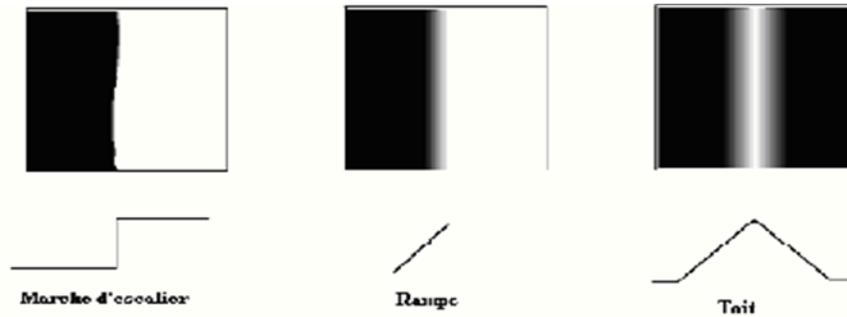


Figure 1.8: Différents types de contours.

- **La région :**

C'est un ensemble de pixels connexes et homogènes. Un pixel appartient à une région donnée s'il vérifie les caractéristiques de celle-ci (intensité, centre de gravité...).

Une région est limitée par un contour. [Lakhdari,2008]

- **Le flou :**

Le flou est la perte de netteté d'une photographie numérique. Ce flou numérique peut venir d'un mouvement soudain du photographe ou bien du capteur de l'appareil numérique. La figure suivante montre une image médicale floue. [Belhamra et Melzi , 2010]



Figure 1.9: Image médicale floue.

2. Prétraitement des images:

Le prétraitement est la deuxième étape de notre système de traitement d'image, il a pour but la réduction des bruits induits par les capteurs afin d'améliorer la perception de certains détails. Cette étape renforce aussi la ressemblance entre pixels de même région et la

dissemblance des pixels de régions différentes surtout dans les cas où le contraste et la luminosité sont faibles. On se propose de présenter quelques-uns de ces prétraitements.

La figure (1.10) qui suit montre les différentes techniques de prétraitement

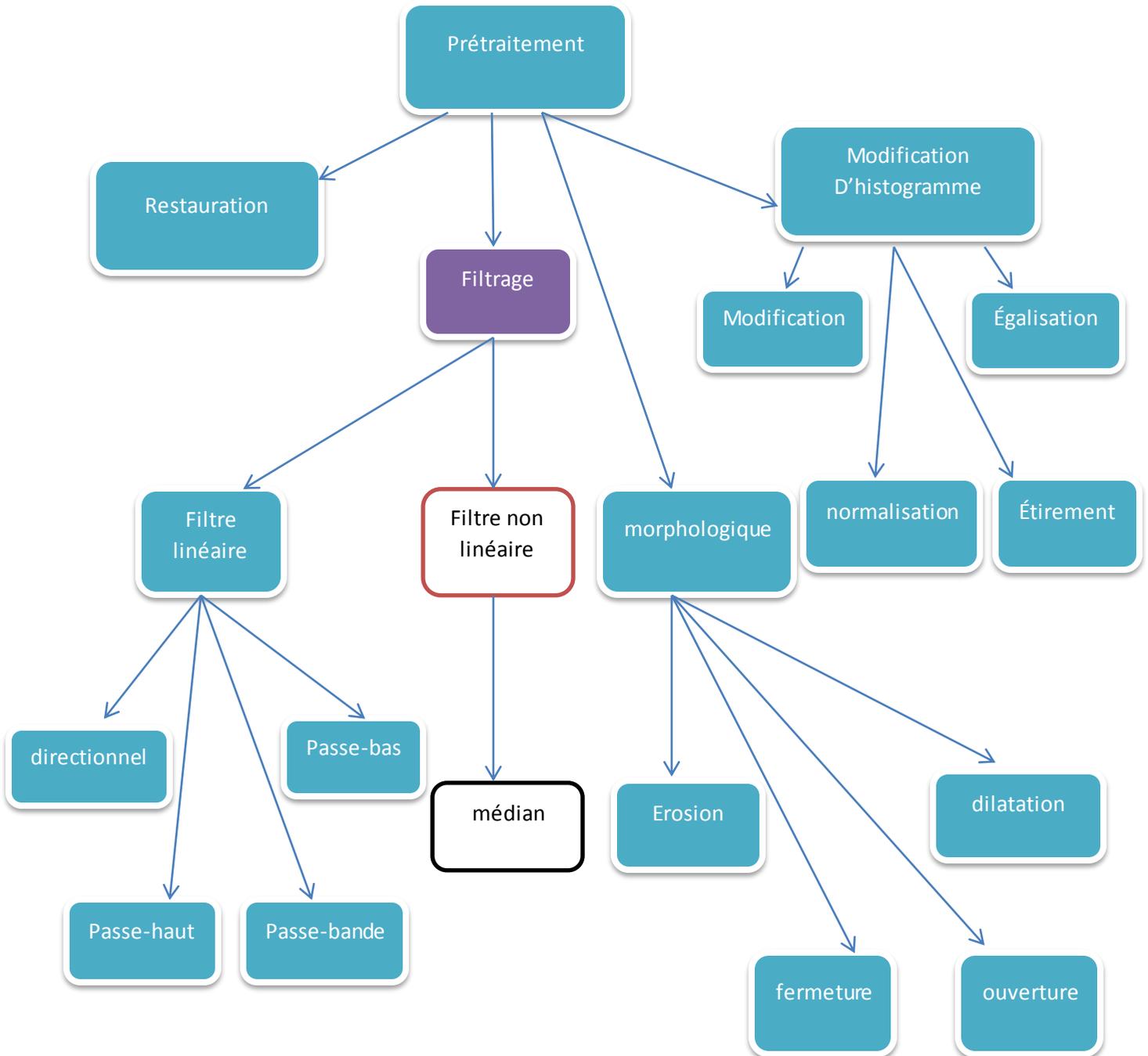


Figure 1.10 : Les différentes techniques de prétraitement.

Les méthodes de prétraitement comme nous pouvons bien le voir sont très nombreuses mais les plus utilisées dans les images médicales I.R.M sont celles de filtrage numérique, alors nous nous sommes intéressés à ces dernières.

2.1. Filtrage numérique :

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués, voici un tableau récapitulatif des problèmes de prétraitement et comment les résoudre. les bruits sont ainsi réduits, les pixels parasites éliminés, et les contours plus définis

Problèmes	Prétraitement
Tâches	Filtrage passe haut Filtre médiane
Points parasites	Filtrage passe bas Filtrage morphologique
Rotation légère de l'image	Ré-échantillonnage
Courbure de l'écriture	Ré-échantillonnage
Ecriture fragmentée	Filtrage passe haut Filtrage passe bas Filtrage morphologique
Contours flous	Filtrage passe haut Filtrage morphologique Filtre médian

Tableau 1.1 : Des problèmes de l'image IRM et leurs prétraitements.

D'après ce tableau, on distingue généralement trois types de filtre:

- Filtres linéaires ;
- Non-linéaires ;
- Morphologiques ;

2.1.1. Filtres linéaires :

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N impair. Parmi les filtres linéaires les plus utilisés on trouve [Belhamra et Melzi , 2010]:

A. Les filtres passe-bas :

Les filtres passe-bas permettent d'atténuer les composantes de l'image ayant de hautes fréquences (pixels claires). Ils lissent le signal, adoucissent les variations brutales de l'intensité, ils éliminent simplement le bruit, ils modifient assez peu l'image et gardent généralement intacte l'intensité moyenne de l'image (figure 1.11).

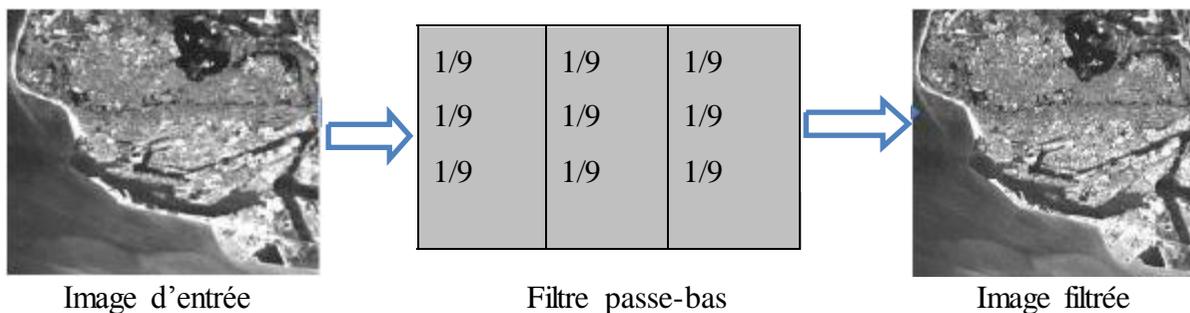


Figure 1.11: Image filtrée (passe-bas).

B. Les filtres passe-haut :

Les filtres passe-haut permettent d'atténuer les composantes de l'image ayant de basses fréquences. Ce type de filtrage permet d'accentuer les détails et le contraste d'une image numérique. Ils ont pour but de rehausser les frontières. Ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (en noir) (Voir la figure 1.12)

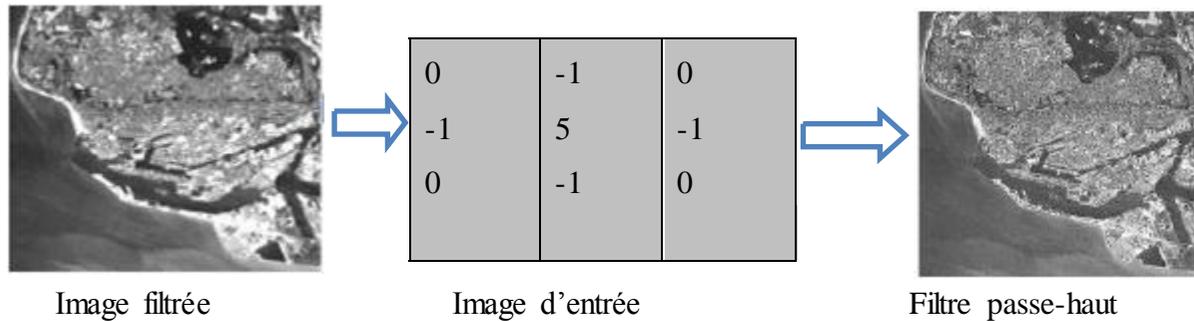


Figure 1.12: Image filtrée (passe-haut).

C. Filtre passe-bande (Différentiation) :

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas.

D. Filtre directionnel :

Dans certains cas, on cherche à faire apparaître des détails de l'image dans une direction bien Déterminée. Pour cela, on utilise des filtres qui opèrent suivant des directions (horizontale, verticale et Diagonale).

2.1.2. Les filtres non linéaires :

Pour éviter le flou introduit par les filtres passe-bas classiques, une autre famille de méthodes existe, les filtres non linéaires ou filtres d'ordre. Ce sont des filtres dans lesquels la nouvelle valeur du pixel est calculée par une combinaison non linéaire de la fenêtre des pixels avoisinants [Belhamra et Melzi , 2010].

Le filtre médian est le filtre non linéaire le plus utilisé:

A. Le filtre médian :

Il supprime le bruit dans l'image. Son algorithme est relativement simple, le filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane du pixel et de ses voisins. Le nombre de voisins peut être déterminé à l'aide d'un paramètre 'N'. Ce paramètre indique la taille du carré dans lequel seront effectués les calculs.

La figure 1.13 montre le principe du calcul de la valeur médiane dans le cas d'un filtre médian 3x3 (N=9).

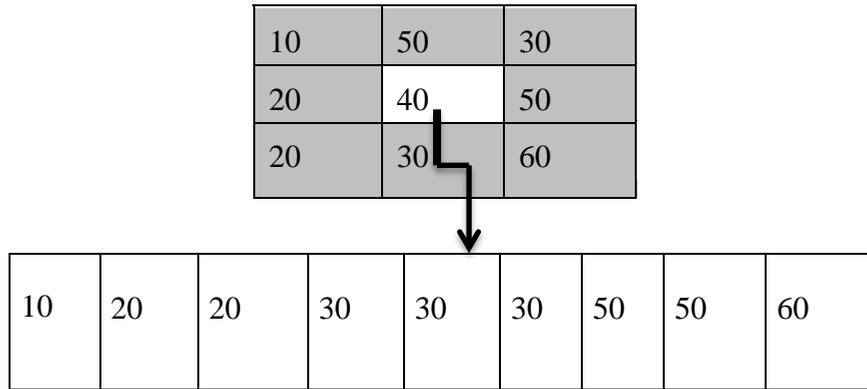


Figure 1.13: Principe du filtre médian 3x3.

Dans cet exemple la valeur de niveau de gris de pixel central (le pixel qui a un niveau de gris égal à 40) est remplacée par 30.

La figure suivante montre un exemple de filtre médian



Avant le filtrage

Après le filtrage

Figure 1.14: Application d'un filtre médian.

B. Les filtres morphologiques :

Toutes les transformations morphologiques sont définies à l'aide d'un élément structurant et un opérateur. L'élément structurant est un ensemble de pixels qui possèdent les caractéristiques suivantes :

- Une forme géométrique connue (voir la figure 1.15).
- Un pixel central noir (voir la figure 1.15).
- Un ensemble de pixels voisins au pixel central en blanc (voir la figure 1.15)

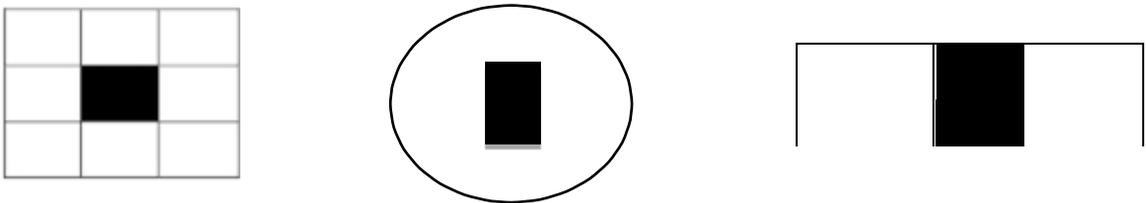


Figure 1.15: Éléments structurants.

Les opérateurs morphologiques les plus usuels sont :

B.1. La Dilatation :

Elle permet d'éliminer les points noirs isolés de l'image. Elle élargit les «pics » et comble les «vallées ». La dilatation peut être réitérée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur maximale) (voir la figure 1.16).

Pour une image en noir et blanc la dilatation est faite selon la procédure suivante :

Pour chaque pixel $u(i, j)$ de l'image :

- 1- Centrer l'élément structurant sur ce pixel.
- 2- Considérer les voisins du pixel dans l'élément structurant (centre + ses voisins).
- 3- Si l'un de ces pixels est en blanc, mettre $u(i, j)$ en blanc.

Cependant pour une image en niveau de gris la valeur du pixel est remplacée par la valeur maximale de ses voisins. La figure suivante montre ce principe [Slime,2008]:

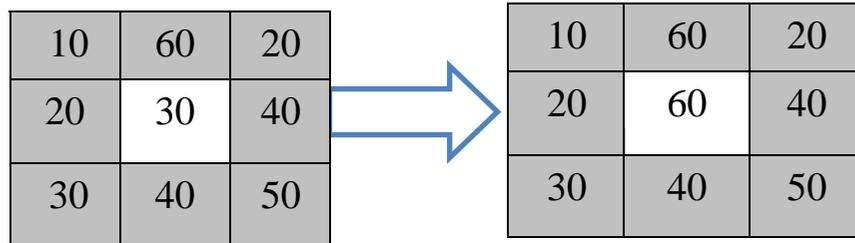


Figure 1.16: Principe de la dilatation sur l'image en gris.

B.2 L'Érosion :

Elle permet d'éliminer les points blancs isolés de l'image. Elle abaisse les «pics » et élargit les «vallées ». L'érosion peut être réitérée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur minimale) (voir la figure 1.17). Pour une image en noir et blanc l'érosion est faite selon la procédure suivante :

Pour chaque pixel $u(i, j)$ de l'image:

- 1- Centrer l'élément structurant sur ce pixel.
- 2- Considérez les voisins du pixel dans l'élément structurant (centre + ses voisins).
- 3- Si l'un de ces pixels est en noir, mettre $u(i, j)$ en noir.

Cependant pour une image en niveau de gris la valeur du pixel est remplacée par la valeur minimale de ses voisins. La figure suivante montre ce principe [Slime,2008].

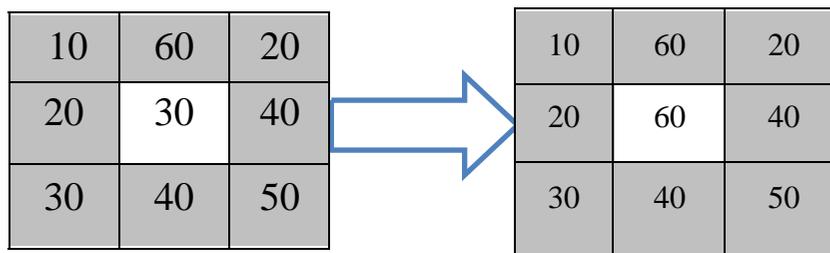


Figure 1.17: Principe de l'érosion sur l'image en gris.

B.3. l'ouverture :

C'est un érosion suivie d'une dilatation, on dit que l'ouverture rase les «pics» de l'histogramme sans modifier les «vallées»

B.4. La fermeture :

C'est une dilatation suivie d'une érosion. On dira que la Fermeture comble les « vallées » sans modifier les «pics »



Image originale

l'image après l'érosion

l'image après la dilatation

Figure 1.18: Filtre morphologique (érosion, dilatation).**III. Conclusion :**

La connaissance et la compréhension des différentes caractéristiques d'une image permettent d'augmenter la qualité de celle-ci en appliquant les méthodes de prétraitement appropriées (suppression des bruits par les différents filtres,...etc.), ceci sans pour autant altérer ou perdre les informations utiles de l'image, afin d'avoir un bon résultat de segmentation qui est la deuxième étape de notre système de traitement d'image.

Chapitre 2 :

Segmentation d'image

I. Introduction :

L'analyse et l'interprétation des images sont actuellement très utilisées dans différents domaines allant de l'aide au diagnostic, en médecine, à la navigation autonome des véhicules en passant par la reconnaissance des visages, des empreintes, de l'iris, le contrôle de qualité des produits manufacturables (bois, tissus, verre, pièces mécaniques)..., etc. Dans un système d'analyse d'images, la segmentation apparaît comme l'étape la plus importante car toutes les tâches ultérieures comme l'extraction de primitives, la détection d'une position d'un objet, ou la reconnaissance d'un objet dépendent fortement de la qualité de la segmentation. Le but de la segmentation d'image est de faciliter l'extraction des éléments qui la composent. Pour cela, plusieurs approches ont été proposées. Nous présenterons dans ce chapitre une brève revue de ces approches puis nous détaillerons quelques méthodes de seuillage d'histogrammes.

II. Définition de la segmentation d'image :

La segmentation permet d'isoler dans l'image les objets sur les quels doit porter l'analyse ou de séparer les régions d'intérêt de son fond. Autrement dit, elle permet de partitionner l'image en zones homogènes ayant des caractéristiques (niveau de gris, couleur, texture) identiques où une zone peut correspondre un objet ou une partie d'un objet. Mathématiquement, la segmentation est définie par Zucker de la manière suivante [Zucker, 1976]:

Segmenter une image I en n régions, revient à la partitionner en n sous ensembles R_1, R_2, \dots, R_n tels que :

1. $I = \bigcup_i R_i$.
2. R_i est constituée de pixels connexes pour tout i .
3. $P(R_i) = \text{Vrai}$ pour tout i .
4. $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$ pour tous i, j , R_i et R_j étant adjacentes dans I .

La première condition indique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région R_i et l'union de toutes les régions forme l'image entière. La deuxième condition est relative à la

structure des régions, elle définit une région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexes. La troisième condition exprime que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité. La dernière condition implique la non réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions adjacentes.

L'opération de segmentation est souvent confrontée aux problèmes d'ambiguïtés et du bruit qui affectent certains pixels de l'image. C'est la raison pour laquelle, plusieurs techniques de segmentation ont été proposées.

III. Techniques de segmentation :

On peut distinguer trois grandes approches de segmentation : contour, région et hybride.

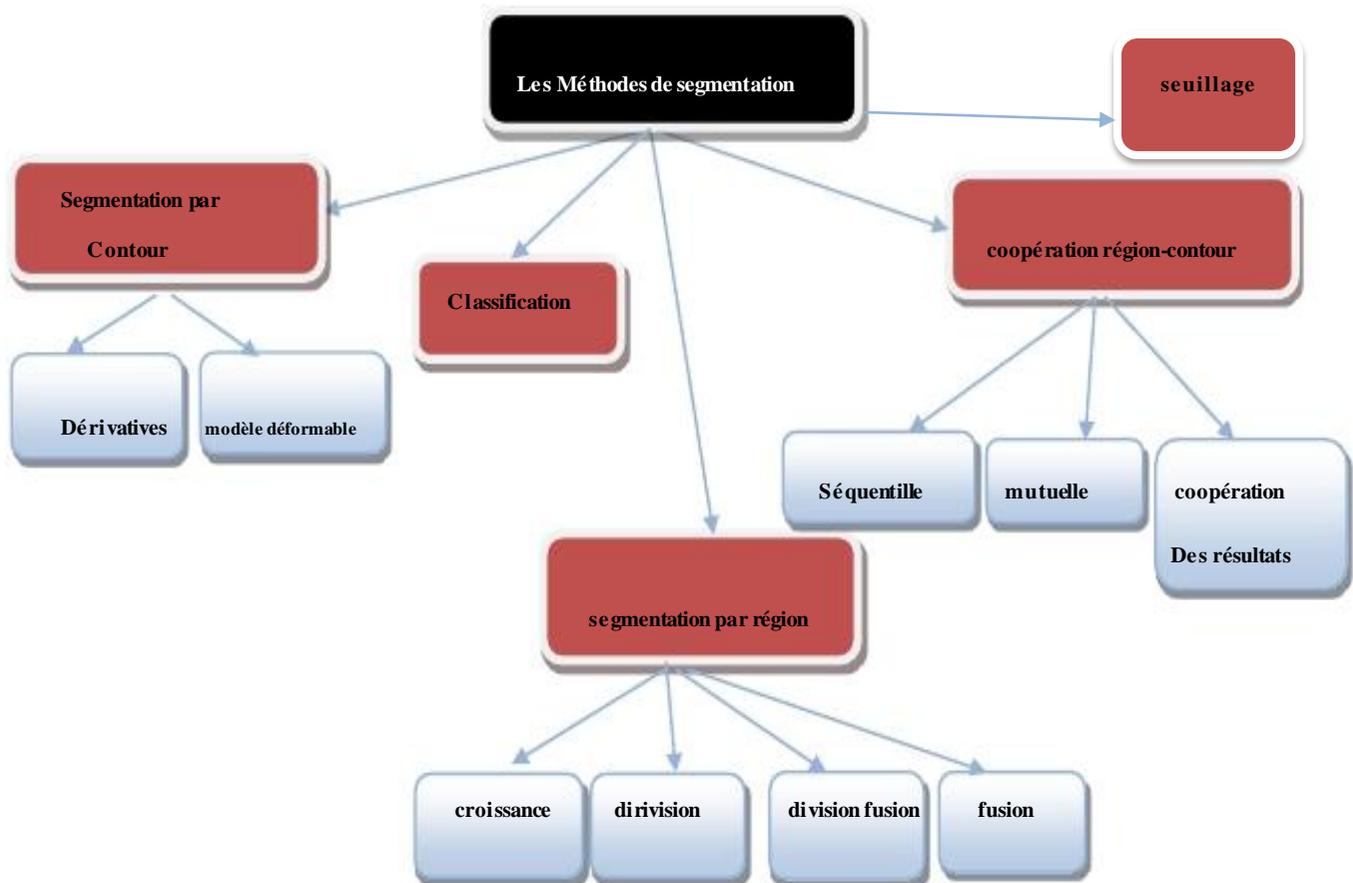


Figure 2.1: schéma représentant les techniques de segmentation.

1. Segmentation par contour :

Il s'agit dans cette approche de rechercher les contours qui délimitent les régions homogènes de l'image. Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, il est défini par une variation "rapide" du caractéristique niveau de gris, couleur ou texture. La recherche des contours dans une image a été étudiée depuis l'origine des travaux sur l'imagerie numérique.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contour qu'on peut regrouper en trois catégories: les méthodes dérivatives, par filtrage optimal et les contours actifs.

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées dans la détection des transitions d'intensités. Elles consistent à calculer la dérivée en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations de niveau de gris. On peut les méthodes dérivatives en deux groupes selon qu'on utilise la dérivée première (approche gradient) ou la dérivée seconde (approche laplacien). L'allure de la dérivée seconde d'un signal de type « saut d'amplitude », qui peut correspondre à une variation locale et dans une seule direction du niveau de gris, est donnée par la figure (2.2) suivante.

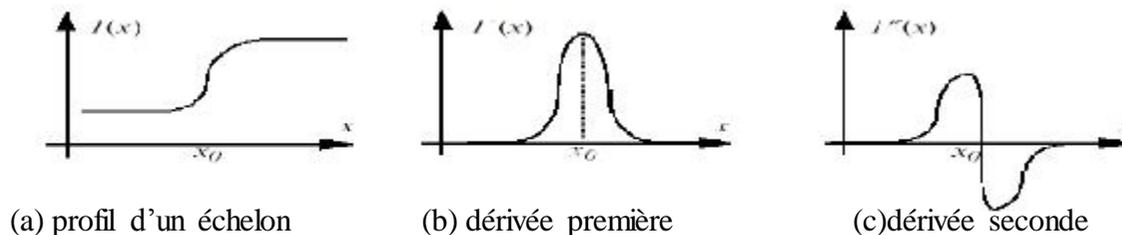


Figure 2.2: Dérivées première et seconde d'un contour de type "saut d'amplitude".

Une zone de transition dans le signal correspond à un maximum (ou un minimum) local de la dérivée première et un passage par zéro de la dérivée seconde. L'identification d'une zone de transition dans l'image peut être ainsi faite par seuillage de la norme de sa dérivée première ou du passage par zéro de sa dérivée seconde. Parmi les opérateurs gradient les plus connus, on trouve les masques de Robert [Robert, 1965], Prewitt [Prewitt, 1970], de Sobel [Sobel, 1978], de Kirsh [Krish, 1971].

Les méthodes dérivatives sont faciles à implémenter, rapides en termes de temps de calcul et donnent généralement de bons résultats sur des images non bruitées. Elles restent cependant sensibles aux petites variations non significatives des niveaux de gris (bruit) et produisent des contours discontinus qu'il faut ensuite fermer. Pour améliorer la qualité des méthodes dérivatives et pallier aux problèmes de précision et de localisation des contours, des opérateurs de dérivation avec filtres optimaux ont été introduits.

Un Filtre optimal est un filtre dérivateur qui permet de détecter des contours en respectant les 3 critères suivants [Coquerez et al., 1995] :

- * Une bonne détection : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour .
- * Une bonne localisation : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté.
- * Unicité de la réponse : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

Plusieurs filtres optimaux sont apparus dans la littérature. Parmi eux, on trouve les filtres de Canny [Canny, 1986], de Deriche [Deriche, 1987] et [Deriche, 1990] et celui de Shen et Castan [Shen et al., 1986], [Castan et al., 1989], [Shen et al., 1992].

Quant aux contours actifs (Snakes en anglais), ils sont plus récents, ils ont été introduits par Kass et al. [Kass et al., 1988] et sont définies comme des courbes capable de se déformer et de se déplacer pour épouser la forme des objets constituant l'image [Azerradj et Kessoum, 2007]. L'idée de cette méthode est de déplacer les points de la courbe pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points [Chilali, 2006]. Les contours actifs permettent de détecter des contours fermés mais restent sensibles, à l'instar des méthodes dérivatives, aux variations locales des niveaux de gris. La figure (2.3) illustre l'évolution de contour actif avec $\Gamma(T)$ est le contour initial qui peut être défini manuellement et v la vitesse d'évolution de la courbe,

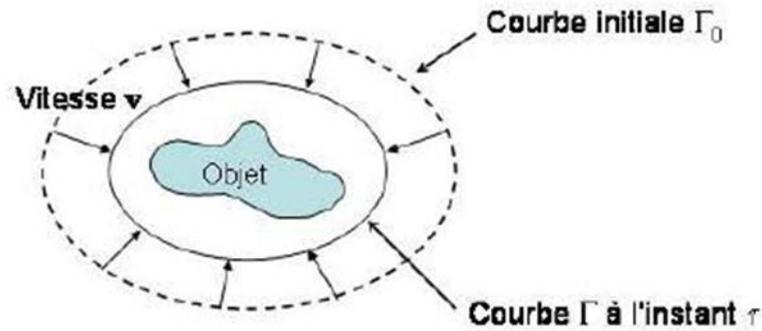


Figure 2.3 : Evolution du contour actif $\gamma(t)$ et la vitesse v vers l'objet d'intérêt.

2. Segmentation par région :

Contrairement à la segmentation d'images par l'approche contour, la segmentation par régions consiste à décomposer l'image en régions homogènes [Gonzalez et Woods., 1992] Ces régions sont composées d'ensemble des pixels connexes possédant des propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné. On distingue les méthodes qui tiennent compte de la connexité des pixels et celles qui n'utilisent pas cette information.

Dans le premier cas, en plus de l'information niveau de gris, l'information spatiale est automatiquement intégrée dans le processus de segmentation [Pavlidis et Liow, 1990], le contrôle géométrique peut être aussi utilisé pour contrôler ce processus. Le problème fondamental associé à cette approche est lié à la définition du critère d'homogénéité utilisé dans le processus de segmentation de l'image. On distingue quatre types de méthodes.

2.1.Croissance des régions (région growing) :

Cette approche consiste à choisir initialement un ensemble de pixels pour les considérer comme des germes ou noyaux des régions à partir desquels la croissance des régions s'effectuera. Chaque région doit respecter un critère d'uniformité ou d'homogénéité défini par exemple par la variance des niveaux de gris. La croissance des régions s'effectue par agrégation de nouveaux pixels aux germes initiaux. Elle consiste à fusionner successivement aux régions les pixels voisins

qui sont similaires et à condition que les régions fusionnées continuent à vérifier le critère d'uniformité. Notant que des régions adjacentes peuvent être fusionnées si leur fusion vérifie le critère d'uniformité et que de nouveaux germes peuvent être créés dans les régions qu'elles ne pouvant pas être fusionnées avec les régions existantes [Boucher, 1998].



Figure 2.4: Choix des pixels initiaux.



Figure 2.5: Exemple illustrant la méthode de croissance de région.

Les limites de cette technique :

- L'influence du choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation.

Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.

- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés.

2.2. Division des régions :

Les modèles de division de régions consistent à diviser l'image d'une manière récursive tant qu'un critère d'homogénéité sur les régions n'est pas vérifié. Initialement, l'image est divisée en zones. Chaque zone ainsi créée est elle-même divisée si elle ne vérifie pas le critère d'homogénéité. Ce processus de division se poursuit pour toutes les zones nouvellement créées et

s'arrête que lorsque toutes les zones sont homogènes ou bien leurs tailles sont en dessous d'un seuil fixé préalablement. La division de l'image est généralement représentée par une structure géométrique bien particulière telle que la structure à arbre quaternaire « quadtree » ou la structure de Voronoï. La figure (2.6) montre le principe de la segmentation par division suivant la structure d'arbre quaternaire.

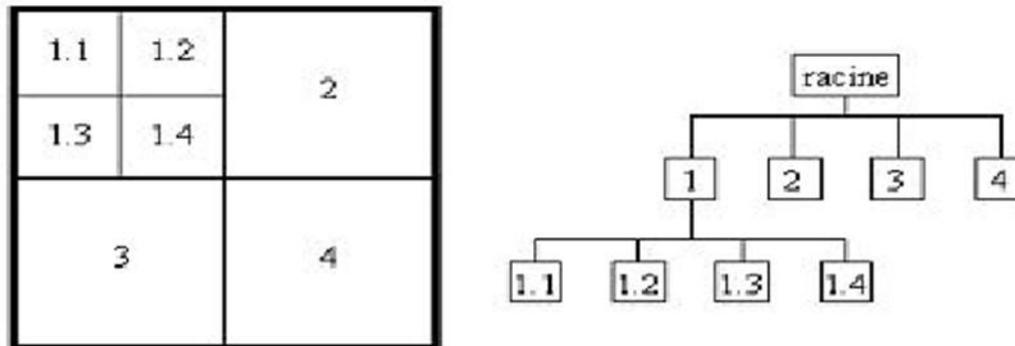


Figure 2.6: Principe de la segmentation par division des régions (Structure quaternaire).

Le critère d'homogénéité peut être évalué par la variance des niveaux de gris ou peut être défini à partir de l'allure l'histogramme de niveau de gris. Par exemple dans [Ohlander, 1979], l'histogramme de chaque région est analysé, si il est unimodal (région homogène), la région reste inchangée, sinon elle est divisée. La division prend fin quand toutes les régions ont un histogramme unimodal.

2.3. Division/fusion (Split and merge) :

Ces méthodes combinent successivement une méthode de division de l'image en des petites régions homogènes comme celle décrite précédemment et une méthode de fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Le processus de segmentation utilise la structure pyramidale telle que les arbres quaternaires. Au cours de la phase de fusion, on progresse de manière récursive vers le haut de l'arbre en fusionnant les régions qui forment au niveau supérieur une région homogène. Horowitz et Pavlidis [Horwitz and Pavlidis, 1976], sont les premiers à avoir proposé une telle approche de segmentation à partir de laquelle de nouvelles variantes sont apparues dans la littérature [Beveridge et al., 1989], Strasters and Gerbrands, 1991],

[Gonzalez, 1992]. La figure (2.7) illustre le principe de la division/fusion. Les résultats dépendent de l'ordre dans lequel les régions sont examinées pour être éventuellement regroupées.

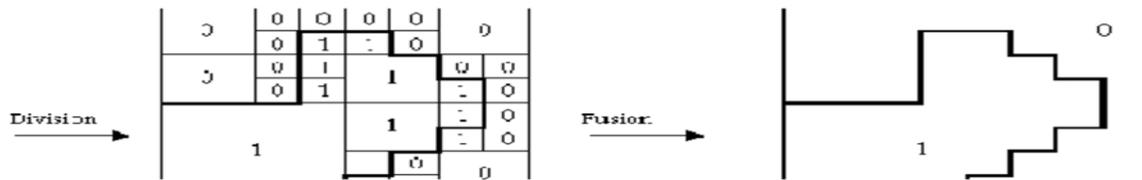


Figure 2.7: Principe de la segmentation par division-fusion.

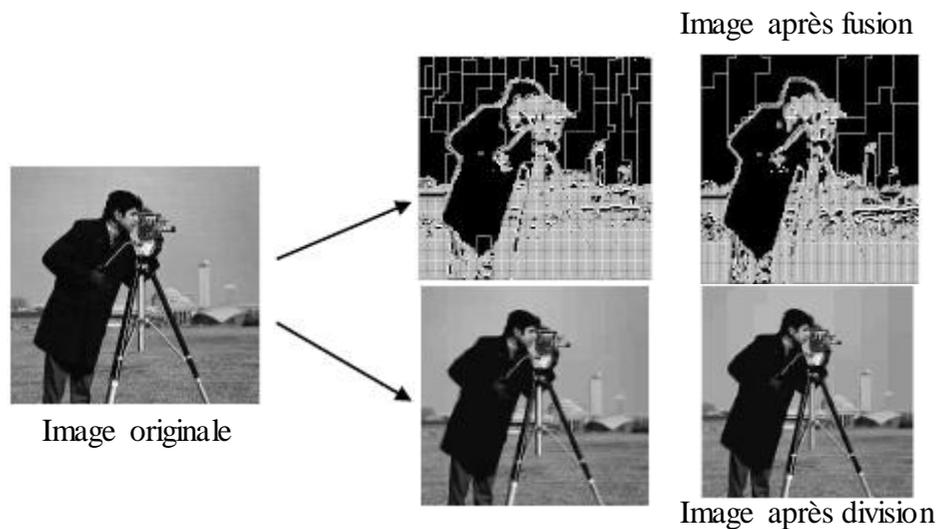


Figure 2.8: Exemple de division/fusion.

3. Segmentation d'image par classification :

La classification est l'une des procédures les plus utilisées en analyse des données, elle permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de k classes disjointes. En segmentation d'images, les données multidimensionnelles correspondent aux pixels de l'image ou chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs tels que les attributs de texture ou les composantes couleurs. Chaque classe regroupe des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques aussi similaires que possible. Sachant que les pixels de deux classes distinctes ont des attributs très différents [Jain et al., 1999]. Contrairement aux méthodes précédentes, les techniques de segmentation par classification ne prennent pas en compte la disposition spatiale

des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques. Elles identifient les classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partageant les mêmes propriétés. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

On trouve dans la littérature une multitude de méthodes de classification parmi lesquelles on peut citer, l'algorithme K-means et sa version floue fuzzy-C-means, l'algorithme d'estimation-maximisation (EM), l'algorithme mean-shift, etc.

A.Principe de l'algorithme k-means :

Cet algorithme vise à regrouper les pixels en k régions distinctes ; k étant fixé par l'utilisateur. Il se base sur les intensités des couleurs(un pixel est décrit par un vecteur dans R^3). On affecte aléatoirement chaque pixel à une région et on itère comme suit : les centres des différents groupes sont recalculés et chaque pixel est de nouveau affecté à un groupe en fonction du centre le plus proche. La convergence est atteinte lorsque les centres sont fixes.

En terme de minimisation, les pixels $(x_1, x_2, \dots, x_n), x_i \in R^3$ sont répartis en k groupes à chaque itération. Notons (y_1, y_2, \dots, y_k) l'ensemble des centres des groupes. Leurs coordonnées sont recalculées par moyennage de celles des points du groupe. Un pixel x_i se voit affecter le

groupe j si
$$\|x_i - y_j\| = \min_u \|x_i - y_u\|$$

Cela peut se formaliser de la manière suivante :
Chacun des points est attribué à un groupe grâce à la fonction

$$f : \{x_1, \dots, x_n\} \rightarrow \{1, \dots, k\}$$

$$x_i \rightarrow f(x_i)$$

On obtient des groupes compacts en minimisant l'expression suivante :

$$J = \sum_{i=1}^n \|x_i - C_{f(x_i)}\|^2 \text{ avec } (C_1, \dots, C_n) \in (R^M)^N$$

On peut montrer que pour f fixée, J est minimum lorsque les C_1, \dots, C_n correspondent respectivement aux barycentre des groupes $f^{-1}(1), \dots, f^{-1}(k)$.

L'algorithme des k-means a pour but de minimiser l'expression J de manière itérative :

ALGORITHME K-MEANS

- 1- Affecter aléatoirement chaque point à un des k groupes
- 2- Recalculer les barycentre de chacun des k groupes :

$$C_l = \text{card}(f^{-1}(l))^{-1} \times \sum_{x \in f^{-1}(l)} x$$

- 3-Réaffecter chaque point au groupe dont le centre est le plus proche :

$$f(x_l) = \text{argmin}_{l \in \{1, \dots, k\}} \|x_l - C_l\|$$

- 4- répéter 2 et 3 Jusqu'à ce que la convergence soit atteinte (barycentres fixes).

On peut prouver qu'il y a toujours convergence de l'algorithme. Cependant il n'y a pas de garantie de trouver effectivement le minimum global de l'expression J que l'on cherche à minimiser

B. Application des k-means à la segmentation :

L'algorithme des K-means peut être utilisé pour effectuer une segmentation d'une image qui présente des zones de couleur relativement uniforme. On représente l'ensemble des pixels de l'image dans un espace à trois dimensions en se basant sur leurs composantes Rouge / Vert / bleu. On obtient ainsi un nuage de points sur lequel on applique l'algorithme des k-means. Pour illustrer l'utilisation des k-means nous utilisons une image synthétique composée de deux zones aux couleurs clairement distinctes. Nous testons dans un premier temps l'image sans ajout de bruit. Nous retrouvons exactement l'image de départ.

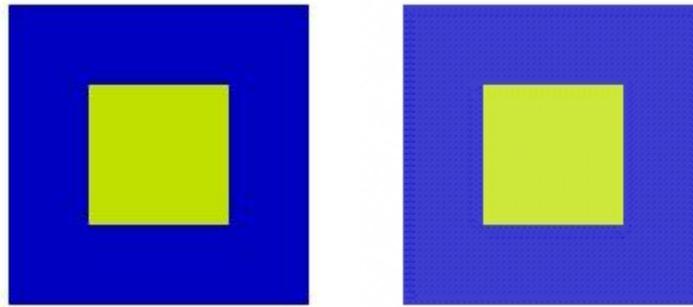


Figure 2.9: A gauche, image synthétique originale ; adroite image après classification k-means $k=2$.

Dans un second temps nous bruitons l'image avec un bruit gaussien de déviation standard 200 dans chacune des directions RGB. Après ajout du bruit, chaque composante supérieure à 255 est ramenée à 255 et chaque inférieure à 0 est ramenée à 0. Une classification par k-means est alors effectuée à partir de l'image bruitée. La couleur de chacune des classes est obtenue en prenant le barycentre de la classe considérée dans l'espace RGB.

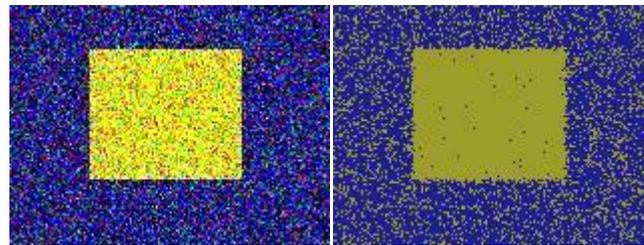


Figure 2.10: image bruitée ; image après k-means.

Nous pouvons remarquer deux choses: - En présence d'un bruit important les couleurs obtenues pour chacune des classes ne correspondent pas tout à fait aux couleurs originales

Cela peut s'expliquer par le fait qu'un certain nombre de pixels sont mal classifiés et participent à la pondération du mauvais barycentre. A cela s'ajoute le fait que les composantes supérieures à 255 et inférieures à 0 sont ramenées respectivement à 255 et 0, ce qui a pour effet de biaiser la position du barycentre. - Nous observons des zones fragmentées. Des petits groupes de pixels appartenant à une classe se retrouvent isolés au milieu de pixels appartenant à une autre classe. Cela s'explique par le fait que lors de la classification par k-means, aucune information contextuelle n'est utilisée. La classification de chacun des pixels se fait indépendamment de celle

de ses voisins. Pour améliorer le résultat il paraît naturel d'ajouter un a priori pour la classification de sorte à privilégier une classification pour laquelle des point voisins dans l'image appartiennent à la même classe. Une façon adaptée de mettre en oeuvre ce type de contraintes est d'utiliser le formalisme des champs de markov.

Lorsqu'on considère le niveau de gris comme la seule caractéristique pour représenter un pixel, la segmentation par classification peut être abordée par des techniques de seuillage.

4. Segmentation par coopérative :

L'approche contour et l'approche région sont en fait des approches duales, on peut alors les combiner afin d'aboutir à une segmentation plus efficace. Comme, il est possible de combiner plusieurs techniques d'une même approche. L'intérêt de faire coopérer plusieurs approches permet de définir automatiquement des ensembles de contraintes pour mieux guider le processus de segmentation. Dans une approche coopérative, la stratégie de résolution peut être séquentielle, c'est-à-dire les résultats d'une approche sont exploités successivement pour en guider une autre, ou bien itérative, De plus, des principes de fusion d'information peuvent être exploités pour renforcer des critères de décision et influencer les choix de segmentation [Laurence, 1999]. Dans le cadre de la classification, par exemple, la nécessité de définir une région d'intérêt est fondamentale pour réduire le nombre de classes à classer. De même, le choix d'une stratégie de résolution, lorsqu'elle n'est pas guidée par un ensemble de connaissance a priori n'est pas évident.

Il existe de multiples façons d'envisager la coopération contour-région [Pavlidis et Liow, 1990]. Le terme de «coopération contour-région» signifie l'utilisation des informations des contours pour autoriser ou non la fusion de deux régions ou la division d'une région; réciproquement, il peut signifier l'utilisation d'informations sur les régions pour autoriser ou non la fusion de deux contours ou la croissance d'un contour. Il existe aussi une coopération région-région quand deux régions coopèrent pour fusionner ou une coopération contour- contour quand deux contours coopèrent pour se connecter. Dans tous les cas, il existe de multiples critères possibles (par exemple, écart des niveaux de gris entre deux régions, pourcentage de points de contours à la frontière de deux régions,...) pour autoriser la coopération ainsi que de multiples manières permettant de les combiner [Laurence, 1999].

Il existe également d'autres méthodes de segmentation qui n'appartiennent pas aux catégories citées précédemment et qui utilisent des formalismes différents. A titre d'exemple, on peut citer la méthode des contours actifs basée région [Nakib, 2007. 1], les réseaux de neurones comme les cartes organisatrices de Kohonen [Kohonen, 1989], [Thiria et al., 1997] connu sous le nom de SOM (Self Organising Map), la morphologie mathématique représenté par l'algorithme de lignes de partage des eaux (Watershede) Digabel et al [Digabel et al., 1978] [Najman and Couprie, 2003] ...etc.

5. Segmentation par seuillage :

La segmentation par seuillage d'histogramme constitue un cas particulier de la segmentation par classification. Elle permet de répartir les pixels en classes en fonction de leurs niveaux de gris. Les classes sont alors délimitées par des seuils.

5.1. Définition du seuillage :

Soit $\{0,1,2,\dots, L - 1\}$ l'ensemble des niveaux de gris d'une image, $l(x, y)$ la luminance (niveau de gris) d'un pixel de coordonnées (x, y) , $L - 1$ étant le niveau de gris maximal. (Souvent $L = 256$). La segmentation par seuillage est une opération qui consiste à répartir les pixels en K classes (C_1, C_2, \dots, C_K) à partir d'un ensemble de seuils $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{K-1}\}$. Par convenance, on utilise deux autres seuils, $t_0 = 0$ et $t_K = L - 1$. Un pixel de niveau de gris $l(x, y)$ est affecté à la classe C_K si $t_k \leq l(x, y) < t_{k+1}$ avec $k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$.

Pour une image comportant des objets clairs sur un fond sombre, le seuillage se résume à choisir un niveau de gris t (un seul seuil) et à affecter à chaque pixel de l'image le label objet ou fond selon le test suivant :

- Si $l(x, y) < t$ alors le pixel est étiqueté «fond», sinon le pixel est étiqueté «objet». Dans ce cas, on parle du seuillage tout court (bilevel thresholding) et l'image segmentée ainsi obtenue est appelée image binaire.
- Si par contre, le nombre de seuils recherchés est supérieur à 1, on parle de multiseuillage ou multi-level thresholding.

Plusieurs techniques ont été proposées pour le calcul d'un seul seuil puis étendues au problème du multiseuillage. Cependant, en pratique cette extension peut engendrer des temps de calculs prohibitifs. En effet la recherche rapide d'un seul seuil d'une manière exhaustive est tout à fait possible. Cependant cette recherche exhaustive devient prohibitive lorsque le nombre de seuils augmente. Chang et Al notent que la complexité des calculs augmente exponentiellement lorsque le nombre de seuils augmente [Chang et al., 1995]. Pour K classes le nombre d'opérations nécessaires pour le calcul de $K-1$ seuils est donné par :

$$NO = \frac{(l + k)!}{l! k!}$$

Pour résoudre ce problème plusieurs techniques ont été proposées. Parmi elles on peut citer l'algorithme itératif proposé par Yin et Chen [Yin and Chen, 1997], ou encore des techniques d'optimisation métaheuristiques [Hornig, 2010].

Les méthodes de seuillage peuvent être réparties en deux catégories selon qu'on définit un même seuil pour tous les pixels de l'image (seuillage globale) ou un seuil pour chaque pixel (seuillage local ou adaptatif).

5.2 Méthodes de seuillage globale :

Les méthodes de seuillage globale reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image. L'histogramme est une courbe monodimensionnelle qui caractérise la distribution des niveaux de gris, il est décrit par une fonction monovariante discrète $h(i)$ ou $p(i)$ qui représente respectivement la fréquence ou la probabilité d'apparition du niveau de gris i , tel que :

$$p(i) = \frac{h(i)}{N}$$

$h(i)$ étant le nombre de pixels ayant le niveau de gris i et N le nombre total de pixels dans l'image.

A partir de l'allure de l'histogramme, on peut déduire le nombre de classes ainsi que la position relative des seuils. L'histogramme est unimodal, s'il est formé d'un seul pic représentant les pixels de l'objet ou ceux du fond. Il est bimodal s'il est caractérisé par deux modes séparés par une vallée, il indique l'existence d'un objet sur un fond. L'histogramme multimodal comporte plus de deux modes séparés par des vallées, il indique la présence de plusieurs classes dans l'image.

(chaque mode correspond à une classe). Les seuils doivent être localisés dans les vallées. En pratique, il est rare de trouver un histogramme qui présente des modes bien distincts. En effet, la plupart des images présentent des histogrammes bruités caractérisés par des modes non discernables.

Il existe toute une panoplie de méthodes de seuillages globales qu'on peut repartir en deux catégories : méthodes paramétriques et méthodes non paramétriques.

5.2.1. Méthodes paramétriques :

Les méthodes de seuillage paramétrique supposent l'histogramme (p(i)) peut être approximé par une combinaison linéaire de fonctions de densité de probabilité (fdp) (p_a (i)) dont le modèle est connu à priori tel que :

$$p_a(i) = \sum_{k=1}^k p_k p(i, \theta_k)$$

Où p(i,θ_k) est la fonction de probabilité de la classe C_k ayant les paramètres statistiques θ_k et p_k la probabilité à priori de la classe C_k et qui peut être estimé par le nombre de pixels de la classe C_k sur le nombre total N de pixels.

$$P_k = \frac{h(i)}{N} \Big|_{i \in C_k}$$

Le problème du seuillage revient donc à estimer les probabilités à priori P et les paramètres statistiques θ_k de chaque fdp ou les seuils t_k en minimisant l'erreur quadratique moyenne suivante:

$$j(t) \cong j(\theta) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} [P(i) - p_a(i)]^2$$

Souvent, les fonctions de densités de probabilité sont supposées suivre un modèle gaussien de moyenne μ_k et de variance σ_k tel que :

$$P(i, \theta_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{(i-\mu_k)^2}{\sigma_k^2}}$$

P_k, μ_k et σ_k peuvent être estimés par :

$$p_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} h(i), \mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} ih(i), \sigma_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} (i - \mu_k)^2 h(i)$$

Le vecteur paramètre recherché est défini par : $\Theta = \{P_k, \mu_k, \sigma_k\}$ avec $k = 1, 2, \dots, K$.

La minimisation de la fonctionnelle $J(\Theta)$ ou $J(T)$ peut être résolue par l'algorithme d'estimation-maximisation [Dempster et al., 1977]

5.2.2. Méthodes non paramétriques :

Les méthodes non paramétriques de seuillage permettent de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme. Ces méthodes sont très nombreuses, elles constituent la grande majorité des méthodes de seuillage et sont généralement basées sur l'optimisation d'une fonction objective. Nous présenterons dans ce qui suit quelques unes d'entre elles.

A. Méthode d'Otsu :

Elle est considérée comme la méthode de référence dans le domaine du seuillage d'histogrammes. Dans cette méthode [Otsu, 1979], l'opération de seuillage est vue comme une séparation (un partitionnement) des pixels d'une image en deux classes C_1 (fond), C_2 (objet) à partir d'un seuil t . La classe « fond » regroupe tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil t alors que la classe « objet » contient tous les pixels de niveau de gris supérieur à t . Ces deux classes peuvent être désignées en fonction du seuil t comme suit :

$$C_1 = \{0, 1, \dots, t\} \text{ et } C_2 = \{t + 1, \dots, L - 1\}$$

Soient σ_w^2 la variance d'une classe, σ_b^2 la variance interclasse et σ_T^2 la variance totale telles que :

$$\sigma_B^2 = p_1 p_2 (\mu_2 - \mu_1)^2, \sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{l-1} p_i (i - \mu)^2,$$

$$\sigma_w^2 = \sum_{i=1}^{l-1} p_i (i - u_1)^2 + \sum_{i=1}^{l-1} p_i (i - u_2)^2$$

$$\sigma_T^2 = \sigma_B^2 + \sigma_w^2$$

μ_1, μ_2, μ , désignent respectivement les niveau de gris moyen des classes C_1, C_2 , et de l'image tels que :

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t i \cdot \frac{p_i}{p_1}, \mu_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i \cdot \frac{p_i}{p_2}, \mu = \sum_{i=1}^{L-1} i \cdot p_i,$$

P_1 et P_2 représentent respectivement les probabilités à priori des classes C_1 et C_2 tels que :

$$p_1 = \sum_{i=1}^t p_i, \sigma_w^2 = \sum_{i=1}^{L-1} p_i \text{ et } P_1 + P_2 = 1$$

Les seuil optimum t^* peut être déterminé en maximisant un des trois critères suivant :

$$\lambda(t) = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_B^2} \qquad \eta(t) = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \qquad \kappa(t) = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_W^2}$$

les trois critères sont équivalents, mais pour des raisons de simplicité, la variance interclasse est la plus utilisée. Le seuil optimale t^* est celui qui maximise cette variance :

$$t^* = \operatorname{argmax}_{0 \leq t \leq L-1} \sigma_B^2$$

Dans le cas du multiseuillage, la méthode d'Otsu peut être étendue au calcul d'un ensemble de seuils $T=(t_1, t_2, \dots, t_k, \dots, t_{k-1})$ en maximisant la variance interclasse .

$$T^* = \operatorname{argmax}_{0 \leq t \leq L-1} j(T)$$

Ou $j(T) = \sigma_B^2 = \sum_{K=1}^K p_K (\mu_K - \mu)^2$

avec P_K et μ_K

les probabilités et la moyennes respectives de la classes C_K tels que :

$$p_k = \sum_{i=t_k-1}^{t_k-1} p_i \text{ et } \mu_k = \sum_{i=t_k-1}^{t_k-1} i p_i$$

5.3. Méthodes de seuillage locale ou adaptatif :

Il existe des images pour lesquelles il est difficile d'effectuer une bonne binarisation au moyen d'un seul seuil, si celui-ci est le même pour chaque point de l'image. Ceci peut être dû à une non uniformité de l'éclairage de l'image ou au fait que les différents objets qui composent l'image ont des dynamiques de luminances différentes. Pour cela, les méthodes de binarisation locales sont

mieux adaptées.

A l'inverse des méthodes globales qui ne considèrent que la valeur du pixel, les méthodes locales prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils. Deux stratégies sont souvent employées. La première consiste à diviser, en premier lieu, l'image en fenêtres non chevauchantes [Chehdi, 1991. 1] et [Chehdi, 1991. 2]. Dans un deuxième temps, un seuil est déterminé dans chaque fenêtre selon la nature de l'histogramme local. Un seuil égal à zéro est affecté à la fenêtre possédant un histogramme unimodal tandis qu'une procédure de seuillage est appliquée pour déterminer un seul seuil dans le cas d'un histogramme bimodal ou multimodal. Les seuils nuls sont finalement remplacés par les autres seuils non nuls par interpolation ou par moyennage. La figure (2.11) illustre le principe du seuillage local ou adaptatif [Nakib, 2007. 1].

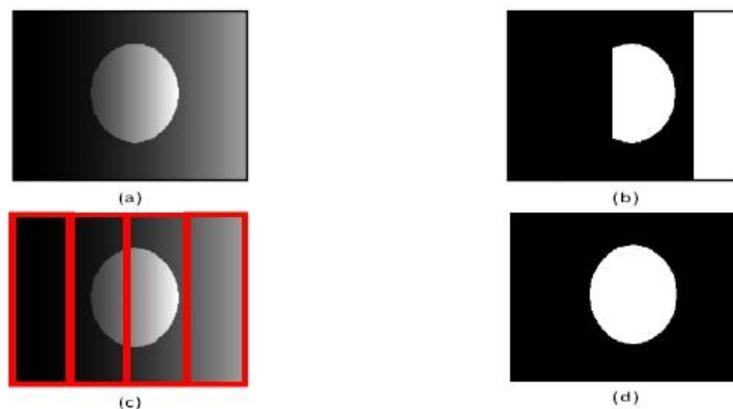


Figure 2.11: Illustration du seuillage adaptatif.

- (a) Image originale avec un fond non uniforme
- (b) Image segmentée avec un seuil global .
- (c) Image originale découpée en sous images ,
- (d) Image segmentée avec un seuillage adaptatif.

En ce qui concerne la deuxième stratégie, il s'agit de déterminer un seuil pour chaque pixel en fonction des niveaux de gris de ses pixels voisins situés dans une fenêtre de voisinage centrée

sur le pixel courant. Parmi les méthodes utilisant cette stratégie, on peut citer les méthodes de Venkateswarlu [Venkateswarlu, 1995], de Bernsen [Bernsen, 1986], de Mardia et Hainsworth [Mardia and Hainsworth, 1988] et celle de Niblack [Niblack, 1986].

IV. Domaine d'application de la segmentation:

Le système de traitement d'images présenté possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que:

- Médecine (Radiographies, tomographies,...) ;
- Biologie, Météorologie
- Astronomie, Géologie, Physique (spectroscopie, physique des plasmas,...), Applications militaires, Applications industrielles (Robotique, surveillance de qualité,...), Photographies, Publicité, etc.

V. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques notions sur la segmentation d'images. Il ressort que le domaine de la segmentation est tellement riche et diversifié qu'il est difficile de donner une étude exhaustive. Celles-ci se déclinent en trois grandes approches. Nous nous sommes particulièrement intéressés à l'approche région dans laquelle les méthodes basées sur la classification et plus précisément de seuillage ont attiré notre attention.

Chapitre 3 :

Seuillage par otsu

I. Matlab :

MATLAB (« *matrix laboratory* ») est un langage de programmation de quatrième génération et un environnement de développement ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet la manipulation de matrice, afficher des courbes et des données, mettre en œuvre des algorithmes, créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran. Les utilisateurs de MATLAB (environ un million en 2004) sont de milieux très différents comme l'ingénierie, les sciences et l'économie dans un contexte aussi bien industriel que pour la recherche. Matlab peut s'utiliser seul ou bien avec des *toolbox* (« boîte à outils »).

Le langage MATLAB, initialement dans le domaine public, a été conçu par Cleve Moler à la fin des années 1970 à partir des bibliothèques Fortran, LINPACK et EISPACK. Alors professeur de mathématiques à l'université du Nouveau-Mexique, il souhaitait permettre à ses étudiants de pouvoir utiliser ces deux bibliothèques sans connaître le Fortran. Cleve Moler l'utilisa ensuite pour des cours donnés à l'université Stanford où il reçut un accueil mitigé de la part des étudiants en mathématiques (habitués au Fortran). Par contre, les étudiants en technologie, en particulier en traitement du signal, furent beaucoup plus intéressés. Un ingénieur, Jack Little en comprend rapidement les capacités et entreprend avec un collègue, Steve Bangert, de le recoder en langage C. Jack Little, Cleve Moler et Steve Bangert créèrent la société The MathWorks en 1984 afin de commercialiser la version 1.0 de MATLAB.

MATLAB a ensuite évolué, en intégrant par exemple la bibliothèque LAPACK en 2000, en se dotant de nombreuses boîtes à outils (Toolbox) et en incluant les possibilités données par d'autres langages de programmation comme C++ ou Java.

II. La méthode d'Otsu :

L'application Seuil Otsu a été développée pour être un petit outil qui utilise la méthode du célèbre Otsu seuillage automatique avec une implémentation en matlab. Le seuillage est une opération très simple dans le traitement d'image. Seuillage d'Otsu est un simple mais efficace méthode globale seuillage automatique pour binarisation des images en niveaux de gris . la méthode de seuillage d'Otsu (1979) est utilisée pour la prise de binarisation automatique du niveau, basée sur

la forme de l'histogramme. L'algorithme suppose que l'image est composée de deux classes de base: premier plan et d'arrière-plan. Il calcule ensuite une valeur seuil optimal qui minimise la moyenne pondérée des écarts au sein de la classe de ces deux classes. Il est mathématiquement prouvé que minimiser la variance intra-classe est la même que la maximisation de la variance entre les classes.

On balaye toutes les valeurs de seuil possible T Pour chaque seuil T :

- On calcule les moyennes et les variances de chaque classe
- On s'intéresse à la variance intra-classes.

1. Le code source:

```
p = imread ('nom de fichier. extention ');
```

```
figure; imshow(p);
```

```
Gray= rgb2gray (p);
```

```
figure; imshow(Gray);
```

```
[counts] = imhist(Gray)
```

```
figure; imhist(Gray);
```

```
nm =300*286
```

```
m1=0
```

```
m2=0
```

```
p1=0
```

```
p2=0
```

```
v1=0
```

```
v2=0
```

```
c=0
```

b=0

z=0

s=Inf;

for t=1:255

for i=1:t-1

m1=m1+counts(i)

end

m1=m1/t

for i=1:t-1

p1=p1+counts(i)

end

p1=p1/nm

for i=t:255

m2=m2+counts(i)

end

m2=m2/ (256-t)

for i=t: 255

p2=p2+counts(i)

end

p2=p2/(256-t)

```
for i=1: t-1
```

```
c=counts(i)-m1
```

```
b=c*c
```

```
v1=v1+b
```

```
end
```

```
v1=v1/t
```

```
for i=t: 255
```

```
c=counts(i)-m1
```

```
b=c*c
```

```
v2=v2+b
```

```
end
```

```
v2=v2/ (256-t)
```

```
 $\delta \text{ intra} = p1*v1+p2*v2$ 
```

```
if  $\delta \text{ intra} < s$ 
```

```
s=  $\delta \text{ intra}$ 
```

```
in= t
```

```
counts(t)
```

```
end
```

```
end
```

```
line ([in,in], [0,max(counts)],'Color','r','LineWidth',2)
```

```

for i=1:size(p,1)
for j=1:size(p,2)
if Gray(i,j)<in
Gray(i,j)=0;
else
Gray(i,j)=255;
end
end
end

figure;imshow(Gray);

```

2. explication :

On calcul la moyenne m_1 et m_2 ET la probabilité p_1 et p_2 avec les instruction suivantes :

$$\mu_1 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} h(i) p_1 = \frac{1}{N} - M \sum_{i=0}^{T-1} h(i)$$

$$\mu_2 = \frac{1}{256} - T \sum_{i=T}^{255} h(i) p_2 = \frac{1}{N} - M \sum_{i=T}^{255} h(i)$$

On calcul les variance v_1 et v_2 avec les instruction suivantes :

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} (h(i) - \mu_1)^2$$

$$\sigma_2^2 = \frac{1}{256} - T \sum_{i=T}^{255} (h(i) - \mu_2)^2$$

- on calcul δ intra :

$$\sigma_w^2 = P_1 \cdot \sigma_1^2 + P_2 \cdot \sigma_2^2$$

on minimiser δ intra

Basé sur le fait que les classes sont bien définies et regroupées

Et après ça on veut tester toutes les valeurs :

Si valeur > seuill

Choiser la valeur 255

Sinon

Choiser la valeur 0

3. exemples :

3.1. bon cas :

1^{ere} exemple



Figure 3.1 :L'image original

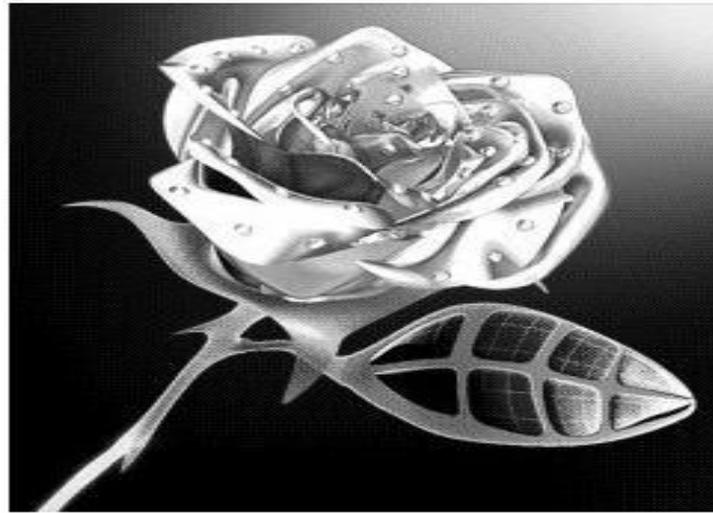


Figure 3.2 :L'image niveau de gris

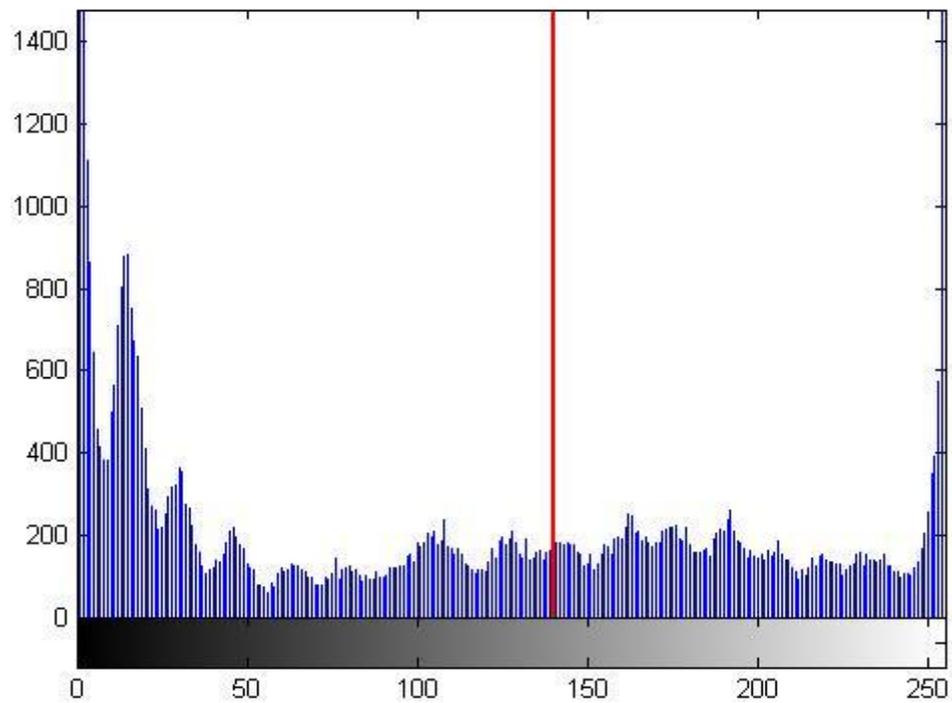


Figure 3.3 : L'histogramme de l'image niveau de gris

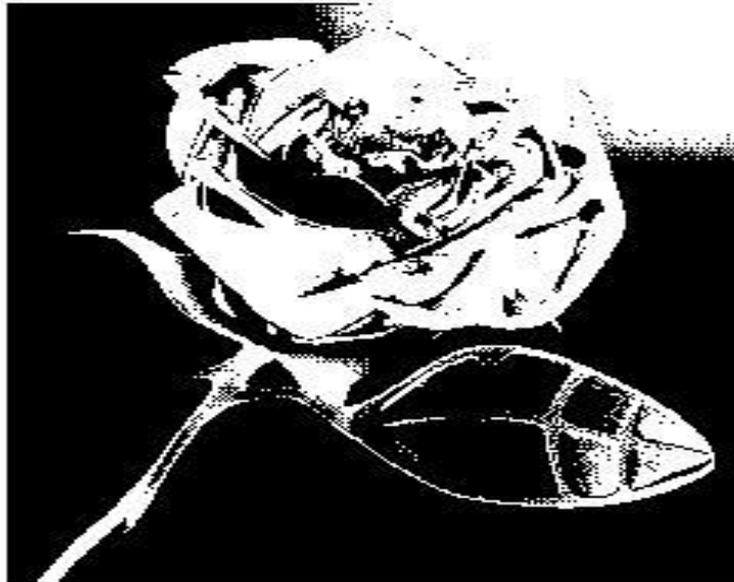


Figure 3.4 : L'image après l'application de l'algorithme

2^{eme} exemple

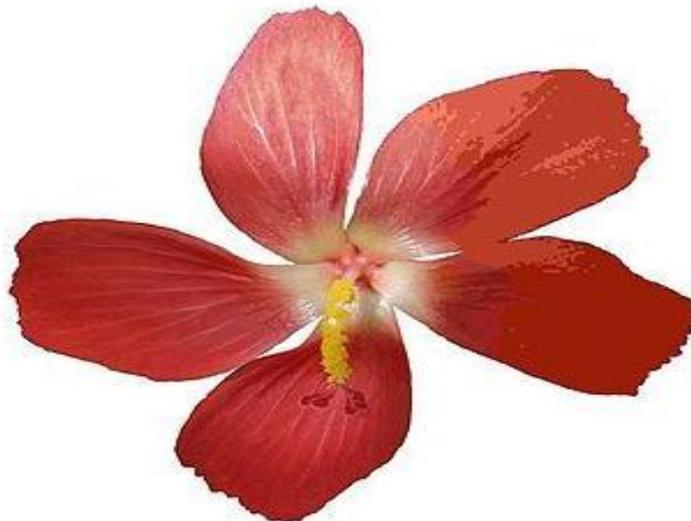


Figure 3.5 :L'image original 1

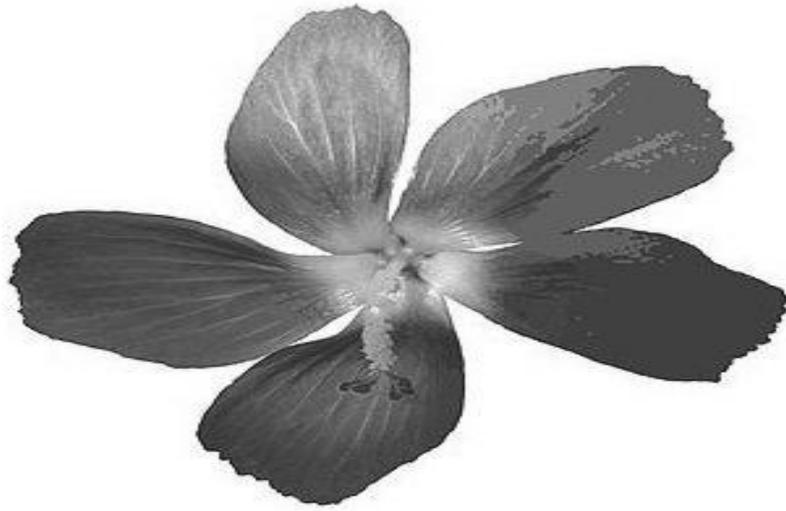


Figure 3.6 :L'image niveau de gris 1

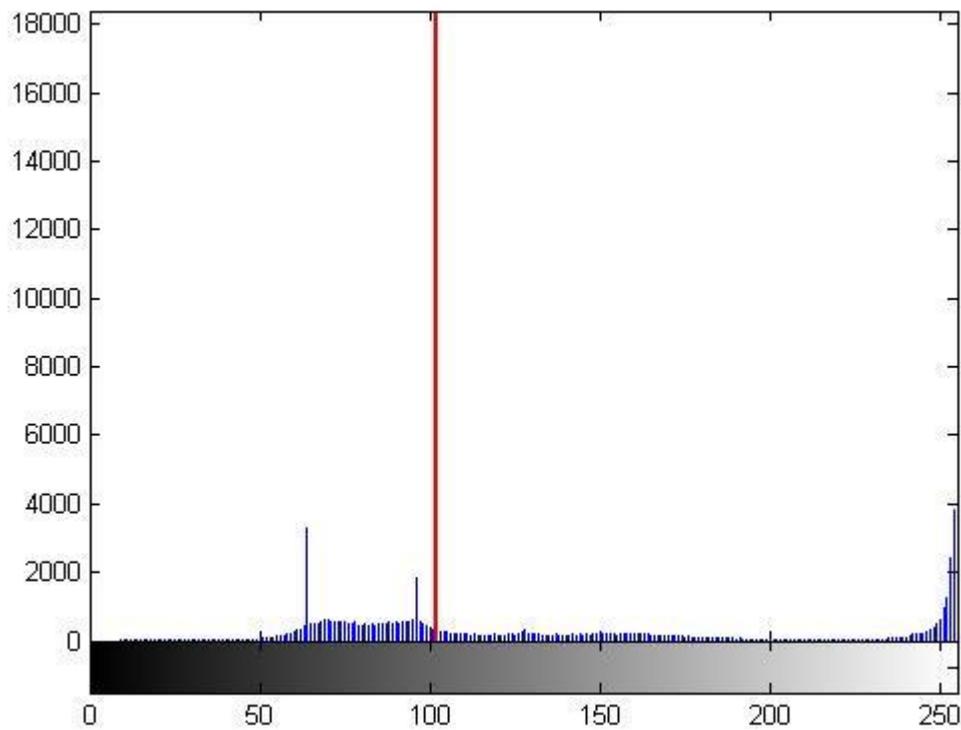


Figure 3.7: L'histogramme de l'image 1 niveau de gris

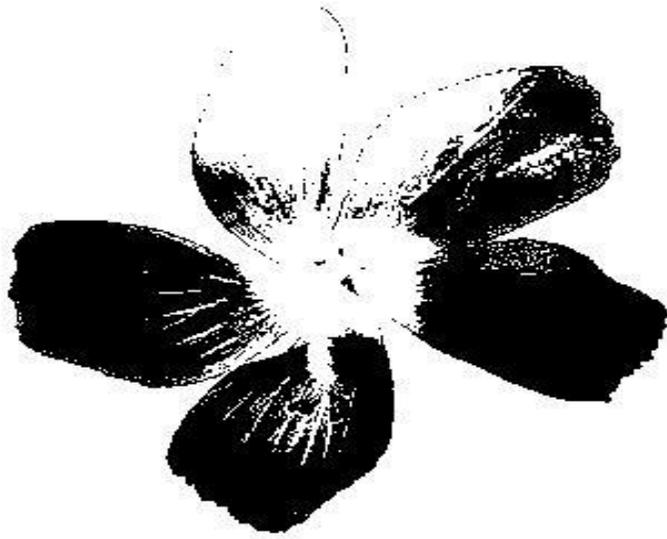


Figure 3.8 : L'image 1 après l'application de l'algorithme

3-2 mauvais cas :
1^{ere} exemple



Figure 3.9 : L'image original 2



Figure 3.10 :L'image niveau de gris 2

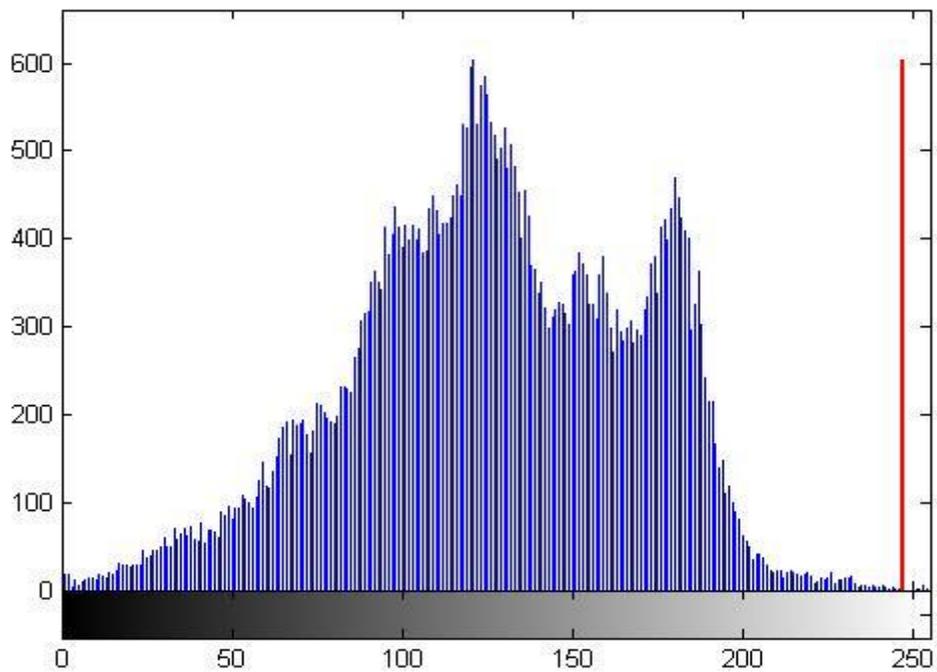


Figure 3.11: L'histogramme de l'image 2 niveau de gris



Figure 3.12 : L'image 2 après l'application de l'algorithme

2^{ème} exemple

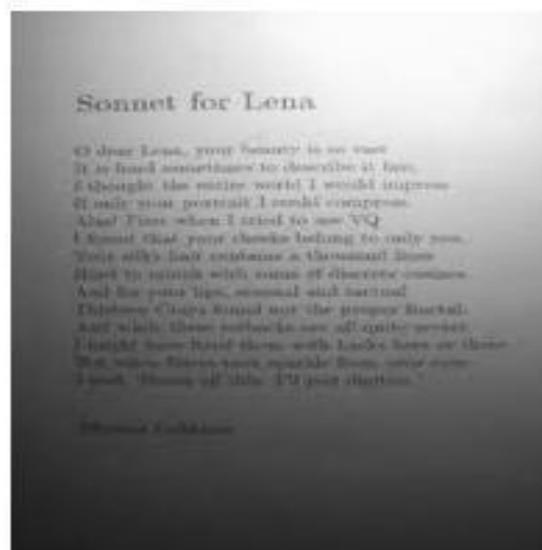


Figure 3.13 :L'image original 3

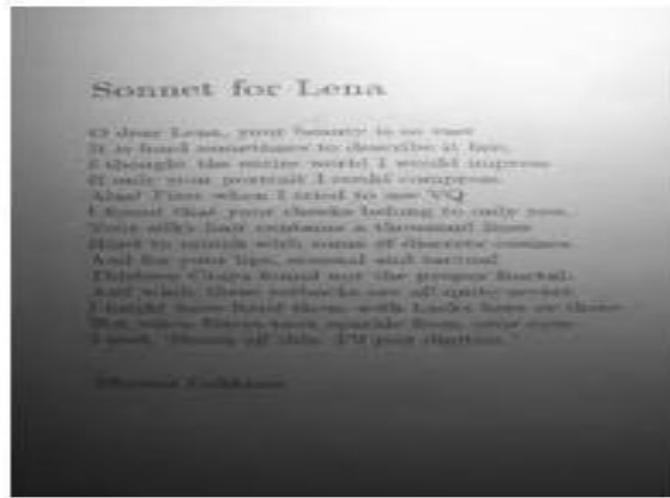


Figure 3.14 :L'image niveau de gris 3

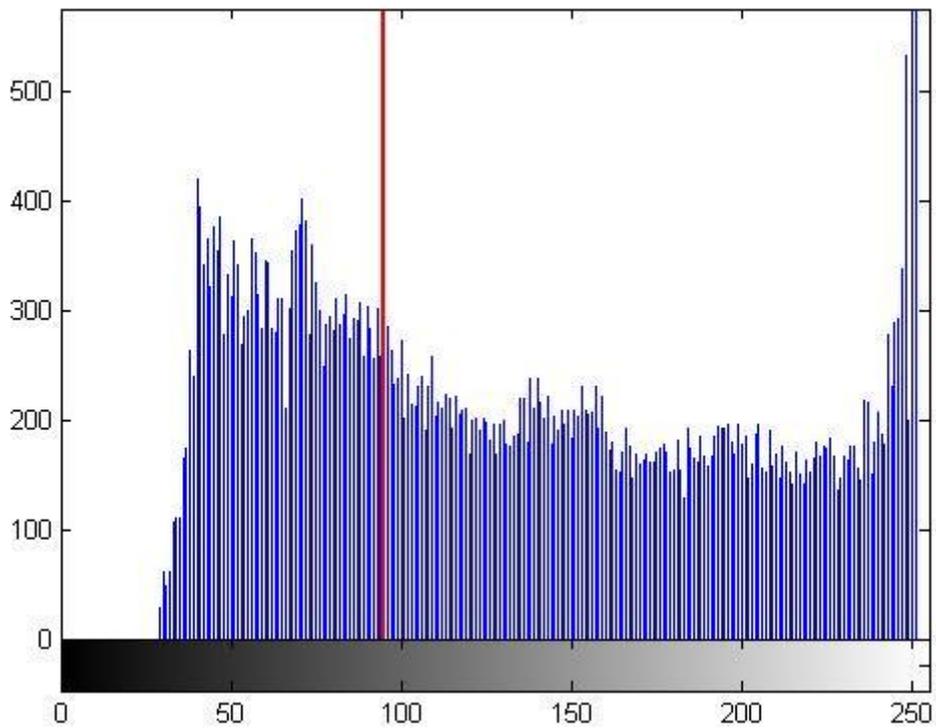


Figure 3.15: L'histogramme de l'image 3 niveau de gris



Figure 3.16 : L'image 3 après l'application de l'algorithme

Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion général

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux possibilités d'appliquer les méthodes de seuillage notamment la méthode de Otsu pour segmenter une image à l'aide d'un seuil considéré comme une frontière entre les deux classes. Pour cela dans la partie théorique, nous avons fait un tour exhaustif des méthodes de prétraitement permettant l'amélioration de la qualité de l'image à segmenter et nous avons présenté un état de l'art des méthodes exactes et qui ont été trouvées dans la littérature pour la détection de seuil dans une image.

Le but recherché dans ce mémoire est de segmenter des images R.G.B en classes avec une méthode de seuillage global est prouver que la segmentation réalisée avec cette méthode donne de meilleurs résultats ou mauvais résultats.

Pour cela dans la troisième partie nous avons implémenté au premier lieu la méthode de Otsu après la définition de la méthode et le programme de matlab, avec l'algorithme accordé et afficher les résultats soit le meilleur ou bien les mauvais.

Et le seuillage nous a permis d'améliorer les résultats de la segmentation trouvés par la méthode de Otsu dans les meilleurs cas.

Bibliographie

Bibliographie

- [Akkrour et Chabi,2009] AKROUR Nawal,CHABI Lilia .biosage : une plateforme évolutive pour le développement d'approche biomimétique en segmentation d'image .E.S.I, algérie 2008.2009.
- [Azerradj et Kessoum, 2007] D. Azerradj et D. Kessoum. "Application des contours actifs géodésiques pour la segmentation de la vidéo ". PFE. INI. 2006/2007. Mémoire de fin d'études,INI 2007.
- [Belhamra et Melzi , 2010] BELHAMRA Hadjira, MELZI Soumia. La segmentation d'image par Croissance de régions. E.S.I. ALGERIE. 2009 / 2010.
- [Ben yalool et ben salah,2007] BEN YALLOUL Anisse, BEN SALEM said-eddine. Méthodes biomimétique pour la segmentation d'image I.N.I. Algérie. 2006-2007
- [Benamrouz et Kettane , 2009] BENAMROUZ Said, KETTANE Siham. Segmentation d'image par les méthodes adaptives basées sur les matrices de cooccurrences. Université de UMMTO, 2008/2009.
- [Beveridge et al., 1989] J.R. Beveridge, J.G. Riffith. R. R. Kohler A.R. Hanson et E. M. Riseman Segmenting images using localized histograms and region merging IJC. vol.2, pp. 311-347, 1989.
- [Boucher, 1998] A. Boucher, C. Garbay, "Des agents spécialisés pour la compréhension de séquences d'images ", RFIA. 98, vol.II, pp.275-284, 1998.
- [Canny, 1986] J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, pp. 679-698, 1986.
- [Castan et al., 1989] S.Castan, J. Zhao and J. Shen. Une famille de détecteurs de contours basée sur filtre exponentiel optimal. In AFCET-RFIA, 1989.
- [Chang et al., 1995] F.J.Chang, J.C.Yen and S.Chang, A new criterion for automatic multilevel thres holding, IEEE trans. Image process. vol 4. pp. 370-378, 1995.
- [Chehdi, 1991. 1] K. Chehdi and D. Coquin, Binarisation of various images by Detecting local Threshold with A Validation Test. IEEE Pacific RIM Conference on Communications Computers and Signal Processing, pp. 611-614, 1991.
- [Chilali, 2006] O. Chilali. Classification automatique de données utilisant les modèle deformable. Thèse de magister, université mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, Algerie, 2006.

[Chung et al., 2005] F. Wang Shitong; L. Chung. Note on the equivalence relationship between Renyi-entropy based Tsallis-entropy based image thresholding. Pattern Recognition Letters. pp. 2309-2312, 2005.

[Cocquerez et al., 1995] J.P Cocquerez and S. Philipp. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson, Paris, 1995.

[Dempster, et al., 1977] A. P. Dempster, N. M. Laird, D. B. Rubin, Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the Royal Statistical Society. vol. 39, n°1, pp.1- 38, 1977.

[Deriche, 1987] R. Deriche, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.

[Deriche, 1990] R. Deriche. Fast algorithms for low level vision. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence vol.12 n°1. pp. 78-87.1990.

[Digabel et al., 1978] H. Digabel et C. Lantuéjoul. Iterative algorithmes Dans J. L. Chermant, éditeur, Proc. 2nd European Symp. Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine, Stuttgart, Riederer Verlag. pp.85-99, 1978.

[Gonzalez et Woods, 1992] R.C. Gonzalez And R. E. Woods. Digital image processing. Addison-Wesley, Reading, MA. 1992.

[Gonzalez,1997] GONZALES .M, WINTZ .R.C. Digital image processing. Addison- wesley 1997.

[Hornig, 2010] M. H. Hornig. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the honey bee mating optimization. Expert Systems with applications. vol. 37, pp. 4580-4592, 2010.

[Horwitz and Pavlidis, 1976] S.L. Horowitz, and T. Pavlidis. Picture segmentation by a tree traversal algorithm. Journal of the association for computing machinery, vol.23 n°2, pp. 368-388, 1976.

[Jain et al., 1999] A. K. Jain, M. N. Murty and P. J. Flynn. Data clustering: a review. ACM Computing Surveys, vol. 31, n°3, pp.264, 322, 1999.

[Kass et al., 1988] M. Kass A Wikin, D, Terzopoulos " Snakes: Active contour models" computer vision, graphics and image processing: pp.321-331,1988.

[Kirsch, 1971] R. Kirsch. Computer determination of the constituent structures of biomedical images. Computer and Biomedical Research. USA, vol. 4, n° 3, pp 315-328, 1971.

[Kohonen, 1984] T. Kohonen Self-Organization and Associative Memory Springer-Verlag,1984.

[Lakhdari,2008] LAKHDARI Mohamed .Segmentation d'images par contour actif en appliquant les algorithmes génétiques..I.N.I.Algerie Juin 2008.

[Laurence, 1999] G. Laurence. Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale. PhD Thesis, Imag, Université Joseph Fourier Grenoble I. TIMC, 1999.

[Lecoeur et Barollo,2008] LECOEUR Jérémy, BARILLOt Christian. Segmentation d'images cérébrales : État de l'art.IRISA, Campus universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex (France). Rapport de recherche n°6306 ,version 3 ,version revisee Fevrier 2008.

[Mardia and Hainsworth, 1988] K.V. Mardia and T.J. Hainsworth, A special thresholding method for image segmentation, IEEE trans. Pattern analysis and Mach. Intellegence, vol.10, n°6, pp.919- 927, 1988.

[Najman and Couprie, 2003] L. Najman, and M. Couprie, Watershed algorithms and contrast preservation. Discrete geometry for computer imagery., vol. 2886, pp. 62-71. 2003.

[Nakib 2007. 1] Nakib, A. Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales thèse doctorat, 2007.

[Niblack, 1986] W. Niblack, An Introduction to Image Processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, pp. 115–116, NJ, 1986.

[Ohlander et al., 1979] Ohlander, K. Price, and D. R. reddy “picture segmentation using recursive region splitting method” computer graphics and image processing, vol, 8, pp. 313-333, 1979.

[Otsu, 1979] N. Otsu, A threshold selection method for grey level histograms. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics SMCvol. 9, n°1, pp. 62–66, 1979.

[Pavlidis et Liow, 1990] Pavlidis and Y-T. Liow. “integrating region growing and edge detection“ IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence. vol. 12, n°3, pp. 225-233, 1990.

[Prewit, 1970] J.M.S. Prewitt. Object enhancement and extraction. In PPP, vol. 70, pp 75–149, 1970.

[Roberts, 1965] L.G. Roberts. Machine perception of 3-d solids. In OE-OIP, vol. 65, pp.159–197, 1965.

[Shen et al., 1986] J. Shen and S. Castan. An optimal linear operator for edge detection. In Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'86), Miami Beach, Florida, pp. 109--114, USA, 1986.

[Shen et al., 1992] J. Shen and S. Castan_ An optimal linear operator for step edge detection. CVGIP. Graphics Models and Image Processing. 54(2). 112-133, Mars 1992.

[site web]: [//www.kaddour.com/chap1/chap1.htm](http://www.kaddour.com/chap1/chap1.htm)

[Slime,2008] SLIME Samir. Environnement de segmentation d'image à base d'une approche biomimétique E.N.I.Algerie.2007/2008

[Sobel, 1978] I. Sobel. Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. Computer Graphics and Image Processing, vol.8, pp. 127-135, 1978.

[Strasters and Gerbrands, 1991] K. C. Strasters and J. J. Gerbrands, Three-dimensional image segmentation using a split, merge and group approach," Pattern Recognition Letters, vol. 12, pp. 307-325, 1991.

[Thiria et al., 1997] S. Thiria, Y. Lechevallier, O. Gascuel and S. Canu, Statistique et Méthodes Neuronales, Dunod, Paris, 1997.

[Trucco et jain] TRUCCO, JAIN. Edge detection.fichier PDF (Chapt 4et. Chapt 5)

[Venkateswarlu, 1995] N.B.Venkateswarlu, Implimentation of some image thresholding algorithms on a connection machine-200, Pattern recognition letters. vol 16, pp .759-768, 1995. P. Yin, and Y. Chen, L.-H.A fast iterative scheme for multi level thresholding methods. Signal Processing Vol. 60, pp. 305–313, 1997.

[Zucker, 1976] S. Zucker, Region growing Childhood and adolescence. Computer Graphics and Image Dans Processing 5, pp. 382-399, 1976.