

République algérienne démocratique et populaire  
Ministère de l'enseignement supérieur et de la  
recherche scientifique  
Université de M'sila  
Faculté de Technologie



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
جامعة المسيلة  
كلية التكنولوجيا

---

Département de l'Electronique

## MEMOIRE DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention du diplôme de :

### MASTER

En Electronique

**Option** : Electronique des Systèmes Embarqués (ESEM)

**Thème** :

---

# ALGORITHME DE SEGMENTATION PAR CHAN-VESE POUR LES DIFFERENTES MODALITES DES IMAGES

---

Proposé et dirigé par :  
Dr : *LALAOUI Lahouaoui*

Présenté :  
*GUESMIA Hamza*

*Année Universitaire : 2018 / 2019*

N° d'ordre : GM/...../2019

---

# DEDICACES

---



*A ma mère, qui m'a réellement tout donné*

*A ma femme, qui m'a vraiment aidé ;*

*A mes petites filles , RIAM et CHIFA;*

*A toute la famille ;*

*A mes amis.*

---

# REMERCIEMENTS

---

*Je remercie tout d'abord le dieu pour m'avoir donnée la santé pour accomplir ce travail.*

*Mes vifs remerciements accompagnés de toute ma gratitude vont ensuite*

*A mon encadreur Mr. Laalaoui. L.*

*Je remercie ma femme qui ma donner le courage.*

*Mes remerciements vont aussi à toute la famille, particulièrement ma mère.*

*Que tous ceux qui ont nous soutenu de près ou de loin, trouvent dans ce travail l'expression de notre reconnaissance infinie.*

*Je remercie également les membres de jury qui ont accepté de juger mon travail.*

---

# RESUME

---

Le travail effectué et présenté dans ce mémoire se situe dans le domaine du traitement d'images et plus particulièrement, la segmentation d'images en contours, c'est-à-dire détecter les frontières qui séparent les différentes régions de l'image.

La segmentation d'images est généralement l'étape la plus importante dans un système d'analyse d'image. Les méthodes de segmentation sont nombreuses, toutes présentent des avantages mais ne donnent pas entière satisfaction. Plusieurs approches sont possibles et permettent de résoudre le problème de la segmentation et de la détection de contour en utilisant un modèle de courbe déformable.

Pour ce projet, nous implémentons un algorithme de contour actif suivant le modèle de Chan-Vese sur des images scalaires en niveau de gris (monospectrales). Cet algorithme est basé sur les techniques d'évolution de courbure, de la fonction "Mumford-Shah" pour la segmentation et des "LevelSets". Ce modèle peut détecter des objets qui n'ont pas de bordure et qui ne sont pas forcément définis par le gradient.

## **Mots clés :**

Algorithme, segmentation d'image, Chan-Vese.

---

# ABSTRACT

---

The work carried out and presented in this thesis is in the field of image processing and more particularly, the segmentation of images into contours, that is to say, to detect the boundaries that separate the different regions of the image.

Image segmentation is usually the most important step in an image analysis system. Segmentation methods are numerous, all have advantages but do not give complete satisfaction. Several approaches are possible and solve the problem of segmentation and contour detection using a deformable curve model.

For this project, we implement an active contour algorithm based on the Chan-Vese model on grayscale images (monospectral). This algorithm is based on curvature evolution techniques, "Mumford-Shah" function for segmentation and "LevelSets". This model can detect objects that have no border and are not necessarily defined by the gradient.

**Keywords:**

Algorithm, image segmentation, Chan-Vese.

# ملخص

العمل المنجز والمقدم في هذه الأطروحة هو في مجال معالجة الصور وعلى الأخص تجزئة الصور إلى حدود ، أي الكشف عن الحدود التي تفصل بين المناطق المختلفة للصورة.

تجزئة الصور عادة ما تكون أهم خطوة في نظام تحليل الصور ، طرق التجزئة متعددة ، جميعها لها مزايا ولكن لا تعطي الرضا الكامل. هناك عدة طرق ممكنة وتؤدي إلى حل مشكلة التجزئة واكتشاف الكفاف باستخدام نموذج منحنى قابل للتشوه.

بالنسبة لهذا المشروع ، نقوم بتنفيذ خوارزمية كفاف نشطة تستند إلى نموذج على الصور ذات درجات الرمادي (أحادية القطب). تعتمد هذه الخوارزمية على تقنيات تطور الانحناء.

يمكن لهذا النموذج اكتشاف الكائنات التي ليس لها حدود ولا يتم تحديدها بالضرورة بواسطة التدرج اللوني.

## الكلمات المفتاحية:

خوارزمية ، تجزئة الصورة ، تشان فيز.

---

# SOMMAIRE

---

<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre 1 : Généralités sur le traitement d'images</b> .....	3
1. Introduction.....	4
2. Définition d'une image.....	5
3. La numérisation.....	5
4. Image numérique.....	5
5. Codification d'une image numérique.....	6
5.1. Image binaires (noir ou blanc).....	6
5.2. Les images en teintes de gris.....	6
5.3. Les images couleurs.....	7
6. Les caractéristiques d'une image numérique.....	7
6.1. Résolution et Définition.....	7
6.2. Histogramme d'une image.....	8
6.2.1. Modification d'histogramme.....	9
6.2.1.1. Expansion de dynamique.....	9
6.2.1.2. Egalisation d'un histogramme.....	9
6.2.1.3. Spécification d'histogramme.....	9
6.3. Luminance et contraste.....	9
6.4. Région, contour et texture.....	10
6.5. Le bruit.....	11
6.5.1. Filtres linéaires.....	12
6.5.1.1. Filtre passe-bas (lissage).....	12
6.5.1.2. Filtre passe-haut.....	12
6.5.2. Filtre non linéaire.....	13
7. Les étapes du système de traitement d'image.....	13
8. Domaine d'application du traitement d'image.....	14
9. Conclusion.....	15
<b>CHAPITRE II : Etat de l'art sur les méthodes de segmentation d'images</b> .....	16
1. Introduction.....	17
2. Définition d'une segmentation.....	18
3. Domaines d'application de la segmentation d'image.....	18
4. Les techniques de segmentation.....	18
4.1. Le seuillage.....	18
4.2. La segmentation par classification.....	19
4.3. La segmentation basée région.....	20
4.3.1. Approche par agrégation de pixels.....	21
4.3.2. Approche division-fusion.....	21
4.3.3. Approche pyramidale.....	22
4.3.4. Approche basée sur la morphologie mathématique.....	23
4.4. La segmentation basée contour.....	23
4.4.1. Les contours actifs (Snakes).....	26

---

4.4.1.1. Domaines d'utilisation.....	26
4.4.1.2. Les énergies.....	26
4.4.1.2.1. Energie interne.....	27
4.4.1.2.2. Energie externe.....	27
4.4.1.2.3. Energie de contexte.....	28
4.4.1.3. Implémentations classiques.....	28
4.4.1.3.1. Différences finies.....	29
4.4.1.3.2. Approche variationnelle.....	29
4.4.1.3.3. Programmation dynamique.....	32
4.4.1.3.4. Algorithme Greedy.....	33
5. Conclusion.....	35
<b>CHAPITRE III : Présentation d'algorithme Chan-Vese</b> .....	<b>36</b>
1. Introduction.....	37
2. Présentation d'algorithme Chan-Vese .....	38
3. Autres algorithmes de segmentations.....	42
3.1 Segmentation par Lignes de Partage des Eaux (LPE) .....	42
3.1.1 Description .....	42
3.1.2 Fonctionnement .....	42
3.2 Segmentation d'image par le Gradient .....	43
3.2.1 Description .....	44
3.2.2 Méthodes de calcul du Gradient niveaux de gris.....	44
3.2.3 Filtre de detection de contours.....	45
4. Conclusion.....	46
<b>CHAPITRE IV : Evaluation et Discussion Des Résultats</b> .....	<b>47</b>
1. Introduction.....	48
2. Mesure de la qualité .....	49
3. Résultats de Simulations .....	50
3.1. Segmentation des images simples.....	50
3.1.1 Segmentation d'image N01 "coins".....	50
3.1.2 Segmentation d'image N02 "street" .....	51
3.1.3 Segmentation d'image N03 "bag" .....	52
3.2. Segmentation des images bruitées.....	53
3.2.1 Segmentation des images bruitées avec 'gaussian'.....	53
3.2.1.1 Segmentation d'image N01 "coins" bruitée avec 'gaussian' .....	53
3.2.1.2 Segmentation d'image N02 " street "bruitée avec 'gaussian'.....	54
3.2.1.2 Segmentation d'image N02 " bag "bruitée avec 'gaussian' .....	55
3.2.2 Segmentation des images bruitées avec ' poisson '.....	56
3.2.2.1 Segmentation d'image N01 "coins" bruitée avec ' poisson ' .....	56
3.2.2.2 Segmentation d'image N02 " street "bruitée avec ' poisson '.....	57
3.2.2.2 Segmentation d'image N02 " bag "bruitée avec ' poisson ' .....	58
4. Conclusion .....	59
<b>Conclusion générale</b> .....	<b>60</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>63</b>

---

# LISTE DES FIGURES

---

<b>Figure 1.1-</b> Pixels et niveau de gris d'une image matricielle.....	5
<b>Figure 1.2-</b> Echantillonnage.....	6
<b>Figure 1.3-</b> Quantification.....	6
<b>Figure 1.4-</b> L'espace couleur Rouge Vert Bleu(RGB).....	7
<b>Figure 1.5-</b> Résolution .....	8
<b>Figure 1.6-</b> Histogramme d'une image en niveaux de gris.....	8
<b>Figure 1.7-</b> Différents types de contours .....	10
<b>Figure 1.8-</b> Différents catégories de textures.....	11
<b>Figure 1.9-</b> Processus du système de traitement d'image.....	13
<b>Figure 2.1-</b> Principe de la division en régions.....	22
<b>Figure 2.2-</b> Détection de contours .....	24
<b>Figure 2.3-</b> Quatre masques de détection de contours.....	25
<b>Figure 3.1-</b> Ligne de partage des eaux.....	42
<b>Figure 3.2-</b> Description de la LPE .....	43
<b>Figure 3.3-</b> LPE par émergence (inondation) .....	43
<b>Figure 4.1-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image par Chan-Vese.....	50
<b>Figure 4.2-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image par le Gradient .....	50
<b>Figure 4.3-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image par LPE.....	50
<b>Figure 4.4-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image par Chan-Vese .....	51
<b>Figure 4.5-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image par le Gradient .....	51
<b>Figure 4.6-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image par LPE.....	51
<b>Figure 4.7-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image par Chan-Vese .....	52
<b>Figure 4.8-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image par le Gradient .....	52
<b>Figure 4.9-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image par LPE.....	52
<b>Figure 4.10-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'gaussien' par Chan-Vese.....	53
<b>Figure 4.11-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'gaussien' par le Gradient .....	53
<b>Figure 4.12-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'gaussien' par LPE.....	53
<b>Figure 4.13-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par Chan-Vese .....	54
<b>Figure 4.14-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par le Gradient .....	54
<b>Figure 4.15-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par LPE.....	54
<b>Figure 4.16-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par Chan-Vese .....	55
<b>Figure 4.17-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par le Gradient .....	55
<b>Figure 4.18-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussien' par LPE.....	55
<b>Figure 4.19-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'pisson' par Chan-Vese .....	56
<b>Figure 4.20-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'pisson' par le Gradient.....	56
<b>Figure 4.21-</b> segmentation du 1 <sup>ere</sup> image bruitée avec 'pisson' par LPE.....	56
<b>Figure 4.22-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par Chan-Vese.....	57
<b>Figure 4.23-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par le Gradient.....	57
<b>Figure 4.24-</b> segmentation du 2 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par LPE .....	57
<b>Figure 4.25-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par Chan-Vese.....	58
<b>Figure 4.26-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par le Gradient.....	58
<b>Figure 4.27-</b> segmentation du 3 <sup>eme</sup> image bruitée avec 'pisson' par LPE .....	58

---

# LISTE DES TABLEAUX

---

<b>Tableau 4.1-</b> Mesure de qualité de segmentation N:01 .....	50
<b>Tableau 4.2-</b> Mesure de qualité de segmentation N:02 .....	51
<b>Tableau 4.3-</b> Mesure de qualité de segmentation N:03 .....	52
<b>Tableau 4.4-</b> Mesure de qualité de segmentation N:04 .....	53
<b>Tableau 4.5-</b> Mesure de qualité de segmentation N:05 .....	54
<b>Tableau 4.6-</b> Mesure de qualité de segmentation N:06 .....	55
<b>Tableau 4.7-</b> Mesure de qualité de segmentation N:07 .....	56
<b>Tableau 4.8-</b> Mesure de qualité de segmentation N:08 .....	57
<b>Tableau 4.9-</b> Mesure de qualité de segmentation N:09 .....	58

---

# Introduction générale

---

### Introduction générale :

Le traitement d'images désigne une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leur transformations dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information, il présente un intérêt dans quasiment tous les domaines où le problème de la recherche automatique d'informations dans les images s'avère un besoin.

Le traitement d'image se place après l'étape d'acquisition et de numérisation assurant les transformations d'images et la partie de calcul qui permettant d'aller vers une meilleure interprétation des images traitées. Une des étapes importante dans le processus de traitement d'image est la segmentation. Elle constitue depuis quelques années un axe important de recherche, pour preuve le nombre de travaux publiés traitent ce problème.

La segmentation des images est indissociablement attachée à l'histoire du traitement de l'image. Dès les années 60 et les premiers travaux d'analyse, d'amélioration, de compression et de reconnaissance des formes sur des signaux bidimensionnels, apparaissent des contributions à ce chapitre important. Leur objectif est encore mal déclaré, mais on peut déjà discerner dans ces premiers écrits l'espoir de décomposer des scènes plus complexes en des éléments individuellement identifiables, ou plus aisément traitables que l'image entière. Les deux approches « par contours » ou « par régions » sont très tôt en compétition, chacune réclamant des vertus particulières. Les travaux fondamentaux, expérimentaux ou appliqués se succèdent sans arrêt jusqu'à nos jours et constituent aujourd'hui le corpus littéraire le plus important du traitement des images. Au milieu des années 80 déjà, une bibliographie attentive du domaine proposait plus de 1500 références au lecteur, qui se gardait bien de les lire d'ailleurs, car un petit nombre seulement d'entre elles apportait une information véritablement établie et généralisable.

La segmentation d'image consiste à extraire des objets présents dans une image, et un bon algorithme de segmentation est donc ce qui permettra d'arriver à une meilleure interprétation de l'image segmentée, Plusieurs techniques de segmentation existent et deux grandes catégories de segmentation peuvent se distinguer : la segmentation par régions et la segmentation par contours. Dans la première catégorie, l'image est segmentée en régions et Les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes. Quant à la segmentation par contours, elle permet de détecter les transitions entre les régions de l'image.

La segmentation d'image est un processus important et ses résultats sont employés dans beaucoup d'application du traitement d'images, cependant il n'ya aucune manière générale de segmenter avec succès toutes les images. Les images en couleurs ont plus d'information que les images en niveaux de gris et ces informations peuvent être utilisées pour créer une segmentation de haute qualité mais elle peut augmenter la complexité du problème.

Nous nous sommes intéressés à la méthode des contours actifs (modèles déformables) qui est une technique particulière de segmentation, son principal avantage est de fournir un contour constituant en une chaîne a priori de points. La segmentation d'images en utilisant les modèles déformables se ramène à la minimisation d'une fonction d'énergie à deux termes (interne et externe). L'énergie interne modélise notre connaissance a priori en terme de régularité de la solution recherchée. L'énergie externe dépend des données d'image et sert à attirer le modèle déformable aux caractéristiques désirés, telles les frontières de l'objet d'intérêt.

L'objectif de ce mémoire est de concevoir l'algorithme de Chan\_Vese en utilisant le principe de contour actif pour déterminer le contour d'un objet dans une image.

Le travail présenté dans ce document est organisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est une généralité sur le traitement d'images, il présente la définition de quelques concepts fondamentaux tels que la numérisation, codification d'une image numérique, luminance, contraste, contour, région, texture, etc.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons un état de l'art concernant les différentes méthodes de segmentation d'images, il aborde le domaine d'application de la segmentation d'image, on y trouve la définition d'une segmentation d'image, la définition des contours actifs et les énergies en jeu.

---

# **CHAPITRE I**

## **Généralités sur le traitement d'images**

---

## 1. Introduction :

Le traitement d'images désigne une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations.

Les techniques de traitement d'images sont essentiellement des méthodes de restauration et de compression d'images, puis se développent avec les progrès de l'informatique à des techniques de détection primitives (contours, point d'intérêt, lignes d'intérêt ...) et d'autres nombreuses techniques varient aussi dans les domaines : le médical, la télévision, l'imagerie satellitaire, le multimédia.

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image, le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information, en effet de nombreux paramètres entrent en compte.

Dans ce chapitre nous allons exposer certains concepts fondamentaux dans le domaine de l'imagerie et de traitement d'images.

## 2. Définition d'une image :

Une image est une projection d'une scène, elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x, y)$  de brillance analogique continue, définie dans un Domaine borné, tel que  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $I$  une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine ce qui nécessite sa numérisation [15].

## 3. La numérisation :

La numérisation est le processus de conversion d'une image analogique (avec une distribution continue d'intensités lumineuse dans un plan  $xOy$ ) à une image représentée par une matrice de points ou de valeurs numériques  $f(x, y)$ , appelées pixels ou :

$x, y$  : Coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$  : Niveau de gris en ce point.

## 4. Image numérique :

Une image numérique est un signal numérique composé d'unités élémentaires (pixels) qui représentent chacun une portion de l'image [16]. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant une image. Il existe deux sortes d'images numériques. les images matricielles et les images vectorielles.

Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique.

Dans Une image matricielle la représentation des données est sous forme d'un tableau de points ou pixels, elle est définie par :

- Le nombre de pixels qui la compose en longueur et en hauteur
- L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel (on parle de dynamique de l'image).

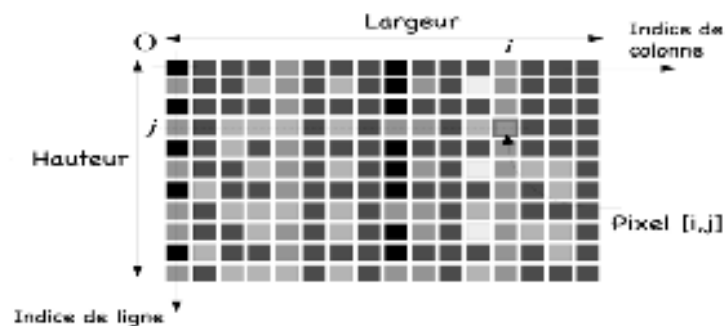


Figure 1.1 Pixels et niveau de gris d'une image matricielle

Il existe plusieurs formats d'image matricielle, citons par exemple JPEG, PNG, TIFF, GIF, BMP.

Une image numérique est une image échantillonnée et quantifiée. L'échantillonnage est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire  $R(x, y)$  d'une image continue une unique valeur  $I(x, y)$ . On parle de sous échantillonnage lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons [16].

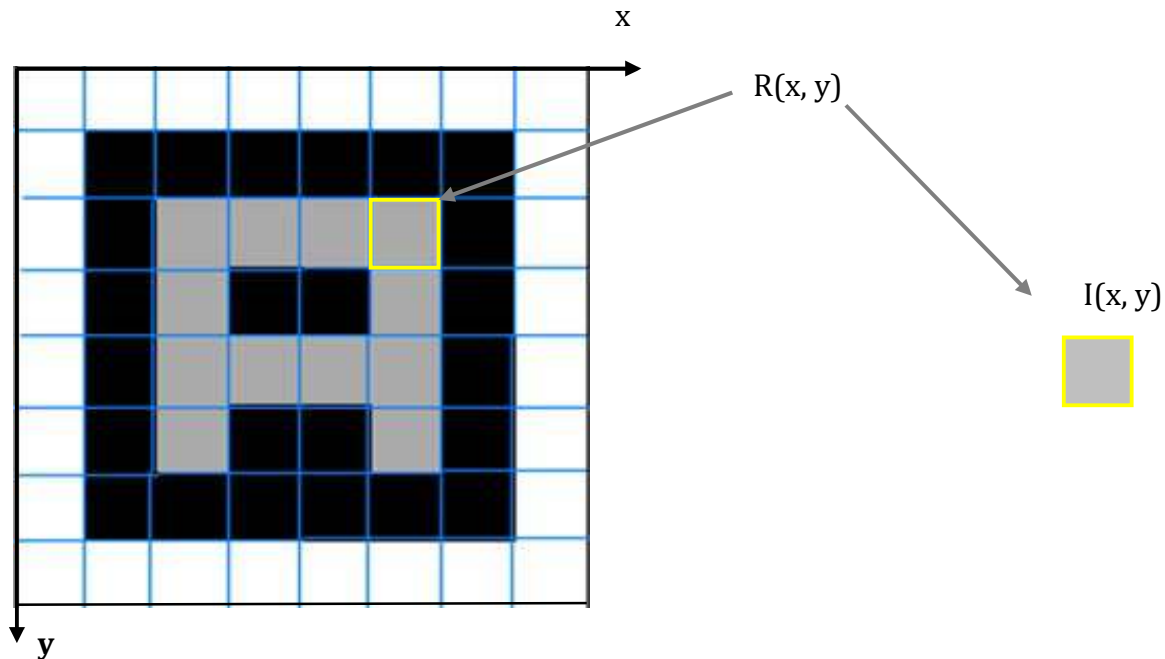


Figure 1.2 Echantillonnage

La quantification désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre  $I(x, y)$ .



Figure 1.3 Quantification

## 5. Codification d'une image numérique :

### 5.1. Image binaires (noir ou blanc) :

Les pixels de l'image peuvent prendre uniquement des valeurs noires ou blanches. Il faut un bit pour coder un pixel.

### 5.2. Les images en teintes de gris :

Dans une image en teintes de gris on peut coder chaque pixel sur 2 bits donc on aura 4 possibilités (noir, gris foncé, gris clair, blanc). En général on code chaque pixel sur 8 bits

donc on aura 256 possibilités, la valeur zéro représente le noir et la valeur 255 représente le blanc.

### 5.3. Les images couleurs :

Il existe plusieurs modes de représentation de la couleur RGB( Red, Green, Blue) , HSB (hue, saturation, brightness), CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black)),YUV,YIQ, Lab, XYZ, le plus utilisé dans les images numériques est l'espace de couleur Rouge, Vert, Bleu(R, V, B), chaque couleur est codée sur 1 octet, chaque pixel est codé sur 3 octet c'est à dire 24 bits, le rouge de 0 à 255 , le bleu de 0 à 255 , le vert de 0 à 255.

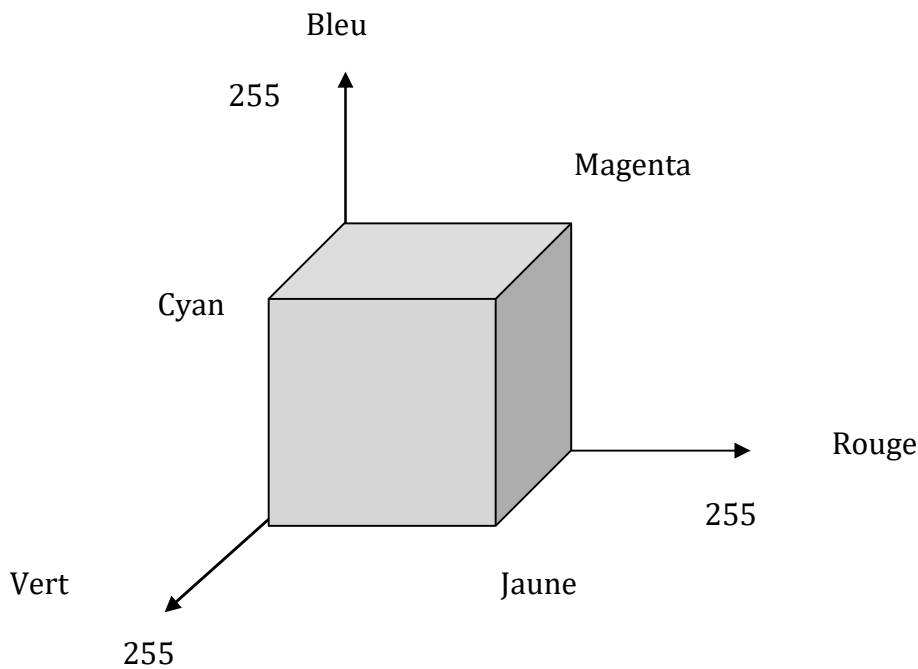


Figure 1.4 L'espace couleur Rouge Vert Bleu(RGB)

## 6. Les caractéristiques d'une image numérique :

### 6.1. Résolution et Définition :

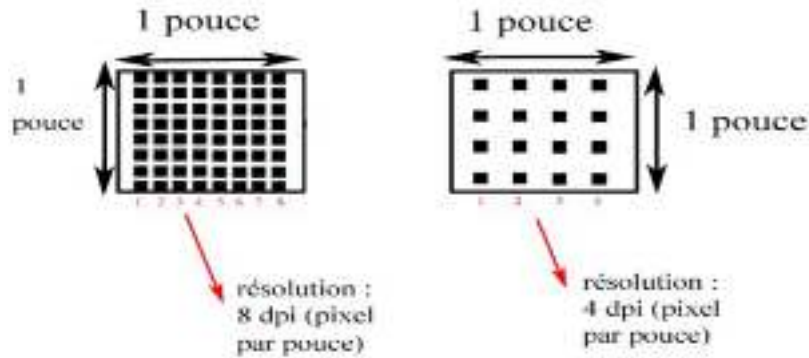
Les termes Résolution et Définition sont liés à la notion de pixel. La définition et la résolution définissent la netteté et la qualité d'une image.

La définition est le nombre de pixels que comporte une image numérique en largeur et en hauteur. Une image dont la définition est  $1500 \times 1200$  correspond à une image de 1500 pixels en largeur et 1200 pixels en hauteur.

La résolution d'une image est le nombre de pixels contenu dans l'image par unité de longueur, elle s'exprime le plus souvent en PPP (point par pouce) ou dpi (dots par inch) par fois en point par cm.

Une résolution de 400 dpi signifie donc 400 colonnes et 400 rangées de pixels sur un pouce carré ce qui donne donc 160000 pixels sur un pouce carré.

**Rappel :** 1 pouce = 2,54 cm



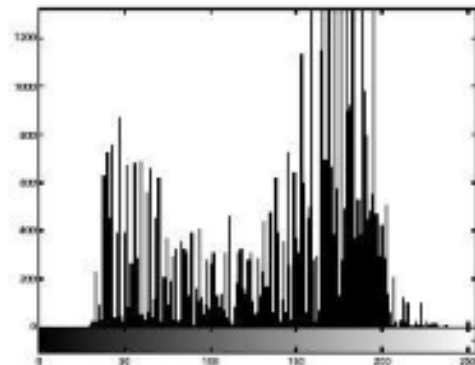
**Figure1.5** Résolution

## 6.2. Histogramme d'une image :

Un histogramme (traitement statistique de l'image) représente la fréquence des valeurs d'intensité des pixels dans une image. ce concept peut être expliqué en considérant une image comme celle montrée dans la figure 1.6 un histogramme  $h$  pour une image  $I$  des niveaux de gris avec les valeurs d'intensité  $I(u, v) \in [0, K - 1]$  contient exactement  $k$  entrées. pour une image de 256 niveaux de gris ( $k = 2^8 = 256$ ), chaque entrée de l'histogramme est définie :

$$\text{Pour } 0 \leq i < k \quad h(i) = \text{card} \{ (u, v) / I(u, v) = i \} \quad (1.1)$$

$h(i)$  = le nombre de pixels dans l'image  $I$  avec la valeur d'intensité  $i$



**Figure 1.6** Histogramme d'une image en niveaux de gris

Dans un histogramme les valeurs de pixels les plus présentes dans l'image sont appelées les pics et les valeurs les moins présentes sont les vallées. Les régions vides d'un histogramme indiquent les valeurs de pixels absentes dans l'image.

Dans le cas d'une image couleur (par exemple RGB) on obtient trois histogrammes représentant respectivement la distribution des valeurs des composantes Rouges, Bleus et Vertes et un histogramme pour représenter la distribution de la luminance.

### 6.2.1. Modification d'histogramme :

Les méthodes de modification d'histogramme n'affectant pas les formes des régions dans l'image, elles modifient uniquement l'apparence visuelle.

#### 6.2.1.1. Expansion de dynamique :

Transformation des niveaux de gris de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique entre [0, 255]

$$I_{\text{exp}}(i, j) = (I(i, j) - \text{Min}) \times 255 / (\text{Max} - \text{Min}) \quad (1.2)$$

Min : Valeur minimale de niveaux de gris.

Max : Valeur maximale de niveaux de gris.

#### 6.2.1.2. Egalisation d'un histogramme :

Transformation des niveaux de gris dont le but est d'équilibrer le mieux possible la distribution de pixels dans la dynamique.

#### 6.2.1.3. Spécification d'histogramme :

Généralisation de l'égalisation d'histogramme, elle permet d'obtenir une distribution d'intensité de l'image voisine d'une distribution spécifiée à l'avance. La distribution de référence peut être soit fixée a priori soit obtenue sur une image ou une portion d'image qui sert d'apprentissage.

### 6.3. Luminance et contraste :

La luminance (brillance) est définie comme la moyenne d'intensité de tous les pixels de l'image, elle représente le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire appartenant de cette surface, Pour augmenter la luminance il suffit de décaler l'histogramme :

$$L'(i, j) = L(i, j) + b \quad (1.3)$$

On peut définir la luminance d'une image numérique en niveau de gris par :

$$L_{\text{un}}(I) = 1/M * N \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} f(x, y) \quad (1.4)$$

M: Nombre de colonnes.

N: Nombre de lignes.

$f(x, y)$  : La valeur de niveau de gris dans le point  $(x, y)$ .

Le contraste est défini comme l'opposition marquée entre les régions sombres et les régions claires d'une image, il peut être défini de plusieurs façons :

Il peut être défini par la variation entre niveau de gris  $I_{\min}$  et  $I_{\max}$

$$\text{Max}[I(i, j)] - \text{Min}[I(i, j)] \quad / \quad \text{Max}[I(l, j)] + \text{Min}[I(l, j)] \quad (1.5)$$

Ou par l'écart - type des niveaux de gris :

$$1/N \sum_{n=1}^N (I(i, j) - \text{Moy})^2 \quad (1.6)$$

N:Le nombre de pixels dans l'image.

### 6.4. Région, contour et texture :

On parle de région lorsqu'on caractérise un ensemble de pixels connexes d'une image. Une région définie une ligne par son contour et un contour fermé définit une région [17]. Les contours représentent les frontières entre les régions dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Il existe plusieurs types de contours on cite à titre d'exemple :

- Les contours sous forme de marche d'escalier.
- Les contours sous forme de rampe.
- Et les contours sous forme de toit.

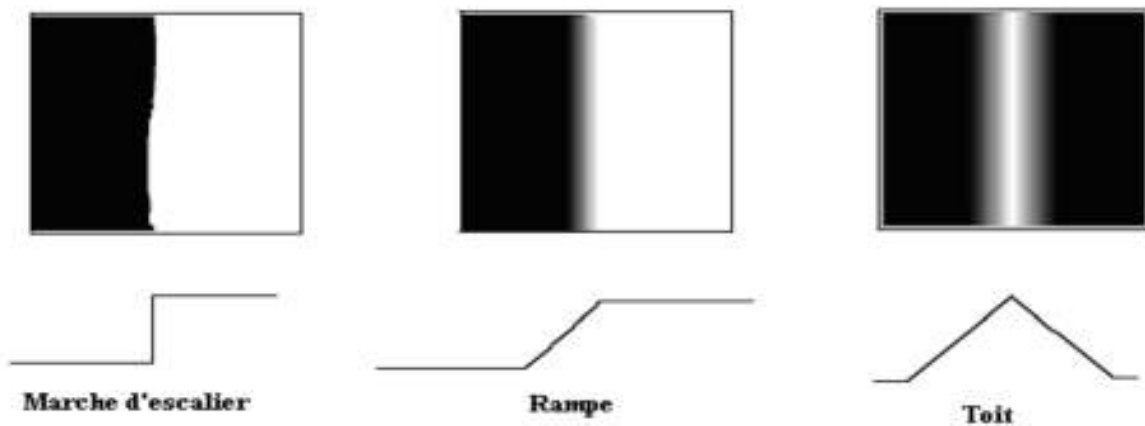


Figure 1.7 Différents types de contours

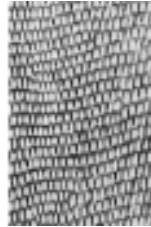
La notion de texture est associée à l'aspect d'homogénéité de certaines caractéristiques d'une région, elle décrit la structure de ceux-ci [17]. On peut classer l'ensemble des textures en différentes catégories :

- Les Textures structurales : On peut considérer les textures structurales comme étant la répétition de motifs élémentaires.

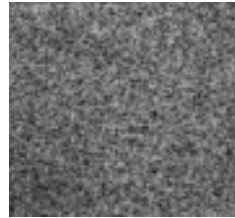
- Les Textures aléatoires : Contrairement aux textures structurées, les textures aléatoires ont un aspect désordonné tout en apparaissant globalement homogènes.
- Les Textures directionnelles : ils ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations.



Texture structurée



texture aléatoire



texture directionnelle

**Figure 1.8** Différents catégories de textures

### 6.5. Le bruit :

Le bruit est tout phénomène imprévisible qui vient perturber le signal, dans une image c'est un phénomène de brusque variation d'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins [18]. Le bruit peut être causé par :

- Les événements inattendus lors de l'acquisition comme le bougé ou une modification ponctuelle des conditions d'éclairage (sur éclairage ou sous - éclairage).
- La mauvaise qualité des capteurs (bruit électronique lié au capteur) ou une mauvaise utilisation de ces derniers.
- Défaut de système de numérisation, Lors de l'échantillonnage le passage de la forme analogique à la forme numérique de l'image.
- La nature de la scène elle même (poussière, perturbation atmosphérique).

Pour réduire le bruit et pour une meilleure amélioration de la qualité de l'image on utilise une opération de filtrage appliquée au niveau du pixel élémentaire en tenant compte de son environnement.

Un filtre ou masque est une matrice de dimension impaire (3\*3,5\*5,...) qui permet de remplacer la valeur du pixel central par le résultat de l'opération effectuée sur ses voisins.

Plusieurs filtres ont été définis :

- Les filtres linéaires.
- Les filtres non linéaires.

### 6.5.1. Filtres linéaires :

Les filtres linéaires remplacent chaque pixel par une valeur égale à une somme pondérée de ses voisins. On utilise souvent des filtres :

- Passe-bas qui réalisent un lissage.
- Passe-haut qui appliquent en faite une opération dérivée sur l'image.

#### 6.5.1.1. Filtre passe-bas (lissage) :

Opération destinée à éliminer le bruit dans l'image; le filtre passe-bas élimine les signaux de haute fréquence caractérisés par de grandes variations des niveaux de gris entre pixels voisins. Il est appelé aussi filtre de lissage car il adoucit considérablement les contours de l'image. Le principe de ce filtre consiste à remplacer la valeur de chaque pixel par la moyenne effectuée sur un voisinage [19].

#### Filtre de moyenne :

C'est un cas particulier de filtre de convolution passe-bas, il agit en remplaçant chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central.

#### Filtre Gaussien :

Le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises. La fonction Gaussienne est très commune dans la nature et elle est aussi souvent utilisée dans les distributions statistiques, elle est définie par la fonction  $G(x, y)$  :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left(\frac{-x^2+y^2}{2\delta^2}\right) \quad (1.7)$$

Le paramètre  $\delta$  s'appelle la déviation standard, et détermine la largeur de la cloche Gaussienne. En général, un filtre Gaussien avec un  $\delta < 1$  est utilisé pour réduire le bruit, et si  $\delta > 1$  c'est dans le but de fabriquer une image qu'on va utiliser pour faire un masque flou. Il faut noter que plus le  $\delta$  est grand, plus la cloche Gaussienne est large et plus le flou appliqué à l'image sera marqué. Les propriétés de réduction de bruit des filtres Gaussiens peuvent être utilisées en combinaisons avec d'autres filtres qui au contraire génèrent du bruit, comme les filtres Laplacien. On peut par exemple choisir d'appliquer d'abord un filtre Gaussien pour réduire le bruit, avant d'appliquer un filtre Laplacien pour détecter les points autour desquels les variations de luminosité sont importantes [19].

#### 6.5.1.2. Filtre passe-haut :

Il a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas, il atténue les basses fréquences sans toucher à l'information contenue dans les hautes fréquences.

Dans ce type de filtre, le masque de convolution peut avoir des coefficients négatifs et positifs mais leur somme doit être égale à zéro [18].

## 6.5.2. Filtre non linéaire :

### Filtre médian :

Ce filtre est efficace sur des images dégradées par une source de bruit impulsionnel, il permet d'éliminer les pixels isolés. Le principe de ce filtre est :

- ✓ Considérer une fenêtre sur le pixel ;
- ✓ Trier les pixels selon un ordre croissant de leur niveau de gris ;
- ✓ Affecter au pixel central la valeur médiane.

La valeur médiane est celle qui sépare la séquence triée des valeurs des niveaux de gris en deux effectifs égaux.

Le filtre médian est pratiquement toujours préféré au filtre de moyenne ou au filtre Gaussien pour améliorer les images bruitées. L'inconvénient de ce filtre est qu'il affecte la géométrie des régions de l'image et les zones ayant un angle aigu ont tendance à être arrondis par le filtrage.

## 7. Les étapes du système de traitement d'image :

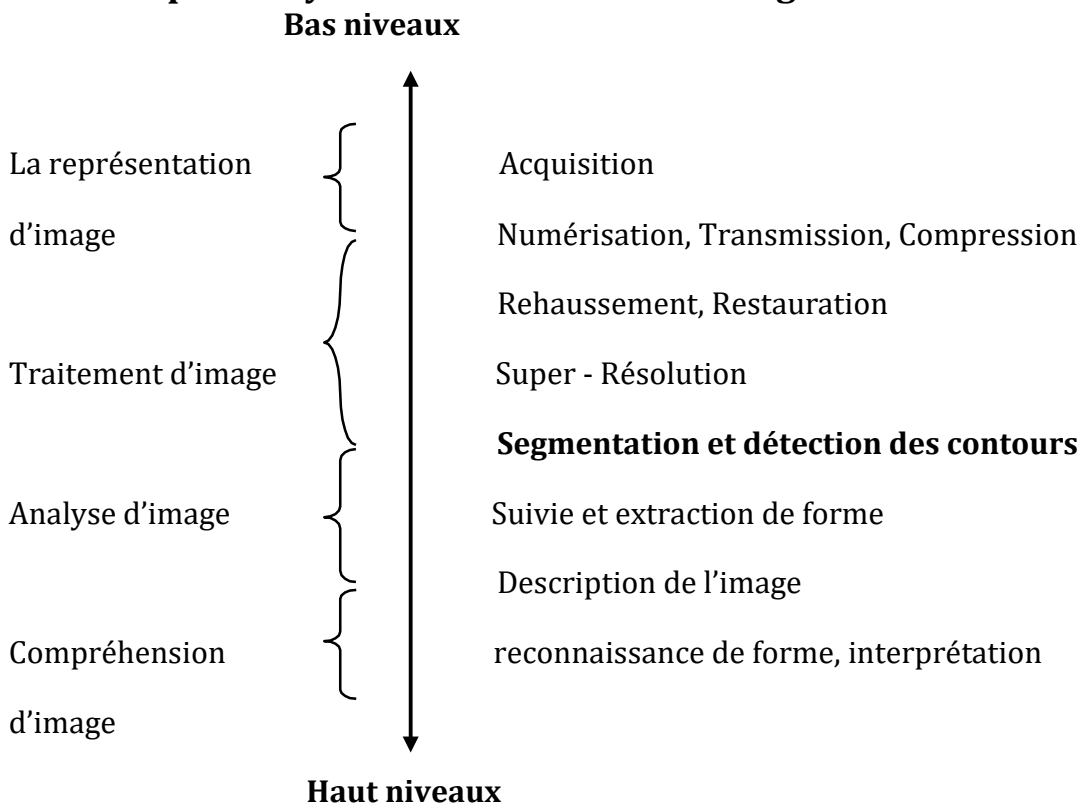


Figure 1.9 Processus du système de traitement d'image

Les différentes transformations qu'on trouve dans un système de traitement d'image passe par quatre niveaux :

### **La représentation d'image (niveau 0) :**

- Acquisition des images.
- La conversion de l'image analogique en image numérique (numérisation).
- La compression des images pour facilité le stockage et la transmission.

### **La transformation image - image (niveau 1) :**

- Le rehaussement et la restauration pour améliorer la qualité d'image (contraste bas, bruit, le floue).
- La segmentation qui permet de déterminer les contours ou les régions dans une image.

### **La transformation image - paramètre (niveau 2) :**

- Suivie et extraction de forme.
- Description de l'image.

### **La transformation paramètre - décision (niveau 3) :**

- Reconnaissance de forme.
- Interprétation.

## **8. Domaine d'application du traitement d'image :**

Il existe plusieurs domaines d'application du traitement d'image, citons par exemple :

- La télédétection (météo, cartographie, analyse des ressources terrestres, astronomie).
- La médecine (radiographie, tomographie, les ultrasons, l'imagerie par résonance magnétique(IRM)).
- Application militaires (guidage de missile, reconnaissance aérienne, sous marine, détection de mouvement).
- La Géologie, la chimie, la physique.
- La photographie.

### 9. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu rapide sur les définitions et les concepts de base concernant l'image et ces traitements, parmi ces traitements on cite la segmentation d'image.

Au cours du chapitre qui suit, nous présenterons les différentes approches de segmentation applicable sur les images numériques et nous nous intéressons à la méthode des contours actifs (Snakes).

---

## **CHAPITRE II**

# **Etat de l'art sur les méthodes de segmentation d'images**

---

### 1. Introduction :

La reconnaissance d'objets dans les images devient un sujet de recherche important et pour les connaître afin d'interpréter les images, il faut souvent au préalable les segmenter, c'est-à-dire séparer les objets d'intérêt du fond de l'image.

La segmentation d'images numériques consiste à regrouper l'ensemble de pixels qui possèdent les mêmes caractéristiques. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation qui varient fortement par leur façon d'aborder le problème de la segmentation d'images. Nous pouvons distinguer les approches contours et les approches régions.

Les approches contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets [20], nous pouvons citer les approches qui se basent sur les différences finies comme l'opérateur de gradient, l'opérateur Laplacien, les filtres de Sobel, Prewitt, Robert ou bien les approches reposant sur des critères d'optimalité comme les filtres de Canny – Derche.

Dans les approches régions, nous pouvons citer plusieurs méthodes telles que le seuillage, les approches par croissance de région qui consiste à faire grandir un ensemble de germes, les méthodes morphologiques comme l'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE ou water shed), les méthodes division / fusion (split and merge) et les méthodes de classification (clustering).

Toutes les méthodes qui ont été présentées font une partition de l'image en régions, mais ne permettent pas de déterminer directement quelles sont les régions qui font partie de l'objet d'intérêt, c'est pourquoi nous nous intéressons à la méthode des contours actifs [20].

Les méthodes de contours actifs consistent à faire évoluer une courbe initiale vers l'objet d'intérêt, pour cela il faut déterminer à l'avance quelle caractéristique on cherche

---

à retrouver dans l'objet à segmenter afin de pouvoir extraire celui-ci du fond qui ne possède pas ces caractéristiques, à partir de ces caractéristiques est élaboré un critère dont le minimum correspondra à la région d'intérêt, cette fonctionnelle est dérivée afin de parvenir à l'équation d'évolution du contour actif vers l'objet d'intérêt.

Nous présentons ces méthodes de façon plus approfondie dans ce chapitre.

### 2. Définition d'une segmentation :

La segmentation d'image est une phase d'importance capitale dans tout processus de vision par ordinateur.

Le processus de segmentation d'une image est le processus qui la découpe en région dans un but de simplifier la représentation de l'image pour la rendre plus facile à analyser et à interpréter. La segmentation d'images est typiquement utilisée pour localiser des objets ou reconnaître des contours d'objets.

Techniquement la segmentation d'images est un processus d'étiquetage des pixels qui permet de donner un ensemble de pixels couvrant la totalité de l'image ou un ensemble de contours délimitant des régions représentant une certaine homogénéité de couleur, intensité, texture.

### 3. Domaines d'application de la segmentation d'image :

- L'imagerie médicale.
- L'imagerie satellitaire.
- Identification et vérification de personnes.
- Les systèmes de contrôle de circulation.

On peut diviser les méthodes de segmentation en deux approches, la première fondée sur la recherche de discontinuité locale (détection des contours). Le second cherchant à détecter des zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de région). Les deux approches sont duales en sens qu'une région définit une ligne par son contour et un contour fermé définit une région [21].

### 4. Les techniques de segmentation :

La segmentation d'image est un problème ouvert et sa complexité, sa diversité

---

justifient de nombreuses techniques comme :

- Le seuillage.
- La segmentation par classification.
- La segmentation basée région :
  - ✓ Agrégation de pixels.
  - ✓ Approche division – fusion.
  - ✓ Approche pyramidal.
  - ✓ Approche basée sur la morphologie mathématique.
- La segmentation basée contour.

#### 4.1. Le seuillage :

Le seuillage est une technique simple, basée sur une mesure quantitative d'une grandeur, cette technique repose sur l'hypothèse que les objets peuvent être distingués

par le niveau de gris. Un seuil optimal est celui qui permet de distinguer les objets entre eux ou différents objets du fond.

Le seuillage consiste à classer les différents pixels d'une image en se basant sur l'histogramme de niveaux de gris de l'image. La segmentation d'une image  $I$  en  $N$  classes consiste à chercher  $N-1$  seuils et la classification de chaque pixel est définie par [2] :

$$g(x, y) = k \text{ si } T_k \leq I(x, y) < T_{k+1} \quad \text{pour } K = 0, \dots, m \quad (2.1)$$

$m$  : nombre de classes.

$x, y$  : les coordonnées du pixel.

$T_0, \dots, T_{m+1}$  : sont les différents seuils de segmentation.

$g(x, y)$  : l'image segmentée.

Un seuillage simple appelé aussi binarisation consiste à attribuer aux pixels les valeurs 0 ou 1 tel que :

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{Si } f(x, y) < S \\ 1 & \text{Si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (2.2)$$

Dans la littérature les techniques de seuillage présentent de nombreuses variantes on cite à titre d'exemple :

- Le seuillage en double.
  - Le seuillage optimal.
  - Le seuillage adaptatif.
  - Le seuillage basée sur la méthode Otsu.
- 
- Le seuillage basée sur l'entropie.

### 4.2. La segmentation par classification :

La segmentation par classification consiste à partitionner une image en un ensemble de classes disjointes, pour chaque pixel de l'image on attribue une étiquette parmi l'ensemble des étiquettes qui correspondent chacune à une classe. On dit qu'une classification est supervisée si le nombre de classes est connu a priori sinon il s'agit d'une classification non supervisée.

Parmi les méthodes les plus utilisées en segmentation d'images par classification l'algorithme de K-means (algorithme des centres mobiles) qui utilise la distance quadratique moyenne comme critère d'évaluation d'une partition [2].

1 - Choisir un nombre de classe  $K$ .

2 - Définir une classification C aléatoire (définir les K centroides  $Y_i$  de façon aléatoire dans l'espace des niveaux de gris  $[0, L - 1]$ ).

3 - **Tant que** l'inertie intra classe n'est pas stable **faire** :

Affecter chaque niveau de gris dont le centre est le plus proche ;

Calculer les centres de gravité des classes de la nouvelle classification C' des classes ;

$C \leftarrow C'$  ;

**Fin tant que**

4 - Afficher la classification obtenue.

$X_j^i$  : le pixel j appartenant à la classe i.

$Y_i$  : le centroïde de la classe i.

$L_i$  : le nombre de points de la classe i.

$d(X_j^i, Y_i)$  : la distance (mesure de distorsion) entre  $X_j^i$  et  $Y_i$  ( c'est la distance euclidienne dans le cas de l' algorithme de K -means.

$D_i$  : la distance total de la classe i  $D_i = \sum_{j=1}^{L_i} d(X_j^i, Y_i)$  (2.3)

D : la distance globale pour l'ensemble de vecteur (inertie intra classe)

$$D = \sum_{i=1}^K D_i \quad (2.4)$$

Les inconvénients de cette méthode est :

- Incapable de traiter des images bruitées.
  - Besoin de spécifier le nombre de cluster a priori.
- 
- La classification finale dépend du choix de la partition initiale.
  - Non adaptée pour découvrir des structures non convexes et des clusters de tailles différentes.
  - Les points isolés sont mal gérés (doivent il appartenir obligatoirement à un cluster).

### 4.3. La segmentation basée région :

Dans les méthodes de segmentation basées régions c'est le critère d'homogénéité qui est favorisé. Les points connexes ayant des critères similaires : intensité de gris, couleur, texture vont se réunir dans le même ensemble ou la même région. D'autres critères, fractals, stochastiques, géométriques sont présentés par COCQUEREZ [22].

Formellement la segmentation d'images est définie comme suite :

Soient :

$X$  : Le domaine de l'image.

$I$  : La fonction qui associe chaque pixel à une valeur  $I(x, y)$ .

$P$  : Un prédicat d'homogénéité sur l'ensemble des parties de  $X$ .

La segmentation  $S$  de  $X$  est définie comme une partition de  $X$  en  $n$  sous-ensembles

$\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$  tel que :

- 1)  $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$ .
- 2)  $\forall i \in \{1, \dots, n\}, R_i$  est connexe. (2.5)
- 3)  $\forall i \in \{1, \dots, n\} P(R_i)$  est vrai.
- 4)  $\forall i, j \in \{1, \dots, n\} i \neq j R_i$  est adjacent à  $R_j \rightarrow P(R_i \cup R_j)$  est faux.

Parmi les techniques de segmentation basées régions on distingue quatre approches : approche par agrégation de pixels, approche division-fusion, approche pyramidale et l'approche basée sur la morphologie mathématique.

### 4.3.1. Approche par agrégation de pixels :

L'agrégation de pixels est une technique qui prend en considération les attributs locaux des pixels. Les pixels qui vérifient un critère prédéfini sont regroupés dans la même région.

Pour définir une région, on définit un ensemble de pixels de départ appelés germes. L'algorithme utilisera ce germe comme point de départ pour l'agrégation des pixels, chaque germe fusionne avec un premier pixel pour donner une petite région. L'algorithme est itératif et chaque région croit pixel par pixel [2].

La croissance peut être guidée par différents critères [23] comme le critère d'homogénéité des niveaux de gris, le centre de gravité d'une région, la compacité. Enfin un critère d'arrêt de l'algorithme doit être déterminé. En général l'algorithme s'arrête lorsqu'il ne reste plus de pixels satisfaisant le critère choisi.

### 4.3.2 . Approche division-fusion :

Cette méthode est proposée par HOROWITZ et PAVLIDIS en 1976 [24], le processus est décomposé en deux étapes :

#### La Division :

On analyse chaque région  $R$ , puis un critère d'homogénéité est évalué. Si celle-ci n'est pas vérifiée alors la région  $R$  est divisée en plusieurs sous-régions et l'on réitère le

processus sur chaque sous-région. L'algorithme considère au départ l'image entière comme étant une seule région [2].

### La Fusion :

Dans cette étape, pour tous les couples de régions voisines un critère d'homogénéité est évalué si ce critère est vérifié, on fusionne les régions, la principale difficulté de cette approche réside dans le parcours de l'ensemble de tous les couples de régions voisines.

A titre d'exemple la technique Quadtree qui permet une représentation de l'image exploitant la récursivité du pavage carré [25] est une arborescence dont la racine est l'image toute entière et dont les nœuds possèdent quatre blocs. Chaque bloc est un quadrant du nœud précédent, lors de l'étape de fusion, les blocs adjacents représentent des zones homogènes selon un critère mais qui ont été séparés par le découpage régulier quaternaire sont regroupés [26, 27, 22].

La figure 2.1 illustre cette procédure de division de l'image en blocs

$R_0$

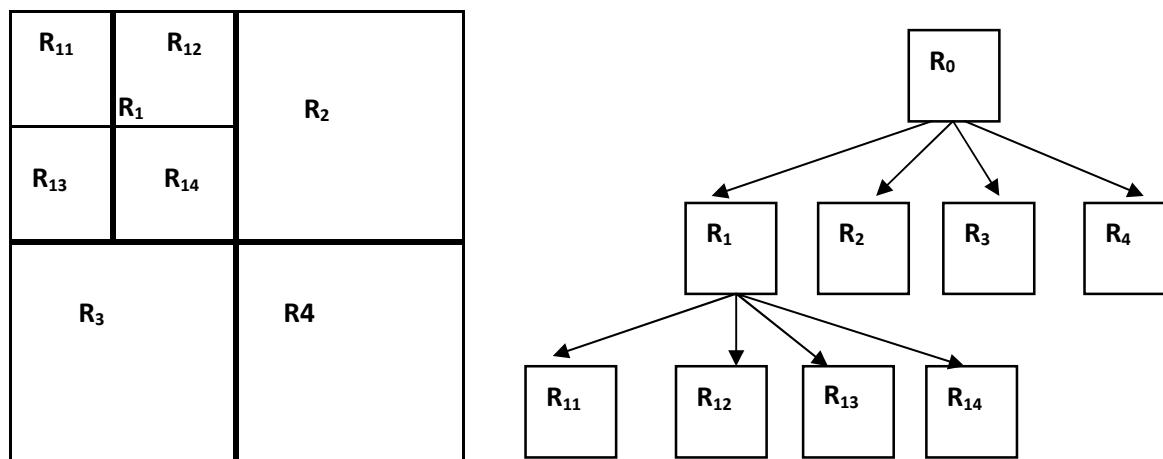


Figure 2.1 - Principe de la division en régions

### 4.3.3. Approche pyramidale :

Les techniques dites pyramides irrégulières sont des techniques qui servent à représenter une image par un graphe, dont les nœuds sont les régions et les arrêtes sont les liens de voisinage. Le partitionnement de l'image en régions est réalisé par des techniques de type (Bottom-up Région Growing).

Le processus utilisé par l'algorithme pyramidal pour réduire le graphe est un processus itératif, au départ chaque pixel dans l'image est considéré comme une région, en supprimant le maximum de régions par agglomération de pixels (réduction du

graphe). Pour atteindre cet objectif il est nécessaire de définir des règles de fusion, selon ces règles on obtient plusieurs techniques dont les plus connues sont :

- La pyramide stochastique.
- La pyramide adaptative.
- La pyramide duale.

### 4.3.4. Approche basée sur la morphologie mathématique :

La technique de segmentation la plus connue basée sur la morphologie mathématique est la technique de ligne de partage des eaux (LPE) proposé par DIJABEL et LANTUEJOUL [26, 28].

Cette technique consiste à faire grossir simultanément toutes les régions jusqu'à ce que l'image soit entièrement segmentée, elle tire son nom d'une analogie avec la géophysique. On peut considérer les valeurs d'intensité des pixels d'une image comme une information d'altitude, dans ce cas on peut représenter cette image (carte d'élévation) comme un terrain à trois dimensions, le principe est alors de remplir progressivement d'eau chaque bassin du terrain, chaque bassin représente une région, lorsque l'eau monte et lorsque deux bassins se rejoignent la ligne de rencontre (ligne de partage des eaux) est marquée comme une ligne de frontière entre les deux régions.

La technique se compose de deux étapes :

- générer une carte d'élévation (une image dont les valeurs représenteront une altitude) à partir de l'image de départ.
- remplir progressivement les bassins.

La méthode LPE ne s'applique pas à l'image originale mais à son gradient morphologique, enfin une des problèmes de cette technique est la sur-segmentation.

### 4.4. La segmentation basée contour :

Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour ont pour objectif de trouver les lieux d'une forte variation du niveau de gris [2]. Un contour est défini comme le lieu de cette variation.

La détection de contours peut être précédée par une phase de prétraitement qui permet de réduire le bruit et de renforcer le contour mais ce prétraitement risque par contre d'adoucir, voir de faire disparaître certains bords ou de faire apparaître des artefacts inutiles.

Les développements théoriques sont étudiés dans le domaine continu puis discrétisés pour la programmation. Dans le domaine continu les approches dérivatives sont les plus intuitives pour détecter les variations d'amplitude. Une dérivation du premier ordre présentera un maximum pour le contour, une dérivée seconde présentera un passage

par zéro comme sur l'exemple du signal monodimensionnel présenté sur la figure 2.2, l'identification d'une transition peut être obtenue par seuillage de la norme du gradient.

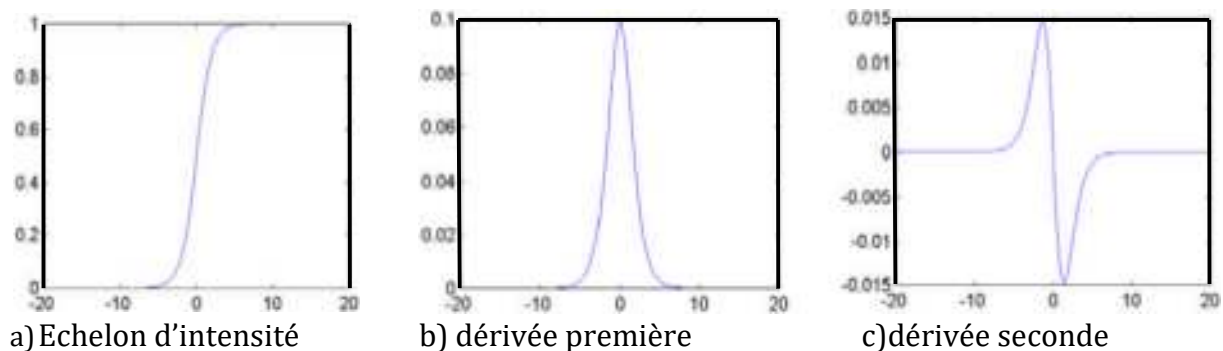


Figure 2.2 - Détection de contours

Dans une image supposée continue  $f(x, y)$ , le vecteur gradient est définie au point M de coordonnées  $(x, y)$  par :

$$\nabla f(x, y) = \left( \frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right) f(x, y) \quad (2.6)$$

Dans le cas discret les dérivée dans les directions horizontale et verticale au point de cordonnée  $(x, y)$  sont approchée par différence finie :

$$\frac{\partial}{\partial x} f(x, y) = f_{x'}(x, y) = f(x + 1, y) - f(x, y) \quad (2.7)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} f(x, y) = f_{y'}(x, y) = f(x, y + 1) - f(x, y) \quad (2.8)$$

Le calcul du gradient sur une image peut être obtenu par deux convolutions : l'une mettant en évidence les contours horizontaux, l'autre les contours verticaux :

$$f_x(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_x(i, j) f(x - i, y - j) \quad (2.9)$$

$$f_y(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_y(i, j) f(x - i, y - j) \quad (2.10)$$

$w_x$  : Filtre de dérivation horizontale.

$w_y$  : Filtre de dérivation verticale.

Le vecteur gradient est donc  $\begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix}$ . Il normalise à la direction du contour, sa norme peut être calculée par :

$$\|\nabla f(x, y)\| = \sqrt{f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)} \quad (2.11)$$

Et  $\theta = \arctan \frac{f_x(x,y)}{f_y(x,y)}$  est sa phase

L'approche générale de l'extraction de contour est [29] :

- 1) un lissage de l'image :
  - réduire le bruit.
  - affiner les zones de transition.
- 2) la dérivation (la dérivation du premier ordre( $\nabla$ ) (Gradient) ou dérivation de deuxième ordre ( $\Delta$ ) (Laplacien)) :
  - la détection de la transition dans l'image.
  - amplifier les bruits.
- 3) suppression des discontinuités et amincissement des contours :
  - élimination des non maxima locaux du module du gradient.
  - élimination des non zéros locaux du module du Laplacien.
- 4) le seuillage :
  - ne retire comme contour que les points de l'image possédant un fort Gradient (en module) ou un Laplacien proche de zéro(en module).
  - contour extrait par sélection des maxima de la norme du gradient.
  - contour extrait par sélection des passages par zéro de la norme du Laplacien.

D'autres détecteurs du gradient appliquent des masques sur des fenêtres  $2 \times 2$  pixels ou  $3 \times 3$  pixels (exceptionnellement en cas d'image très bruité, sur des fenêtres plus grandes) On note que la somme de coefficient de ces filtres est nulle, et que les coefficients sont anti-symétriques. Les filtres les plus utilisés sont dans l'ordre décroissant :

Sobel > Roberts > Gradient > Prewit

1	0
-1	0

Gradient

-1	0
0	-1

Roberts

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

Prewit

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

Sobel

**Figure 2.3** - Quatre masques de détection de contours

KIRCH propose huit filtres orientés dans 8 directions différentes, CANNY [30], DERICHE [31], SHEN, ect.

Enfin on note que la plupart des détecteurs de contours fournissent des contours ouverts, qu'ils nécessitent une méthode de fermeture de contours.

### 4.4.1. Les contours actifs (Snakes):

L'approche des contours actifs est une méthode très différente des méthodes antérieures de détection de contours, elle tire leur origine des modèles élastiques [32], mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe KASS, WITKIM et ZOPOULOS [33] [34].

Le principe des Snakes ou les courbes minimisantes est de faire évoluer aux voisinages de la forme à détecter une ligne initiale de contour, cette ligne sera amenée à se déformer sous l'action de plusieurs forces.

- Une énergie interne de régularisation qui gère la cohérence de la courbe maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe.
- Une énergie externe d'adéquation aux données auquel de contraintes en terme d'énergie peuvent être ajoutées.

Trois types de contours actifs sont utilisés :

- 1- Les contours actifs fermés.
- 2- Les contours actifs ouverts à extrémités libres.
- 3- Les contours actifs ouverts à extrémités fixes.

#### 4.4.1.1. Domaines d'utilisation :

Les domaines d'utilisation sont nombreux toutes en 2 D qu'en 3D :

- la reconnaissance de formes.
- la simulation.
- le suivie de scène.
- la segmentation d'image.

Les contours actifs permettent de résoudre un problème de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie mais c'est un problème mal posé [35].

Nous allons maintenant examiner les différentes énergies en jeu :

#### 4.4.1.2. Les énergies :

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

$$v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad \forall (s, t) \in [0, 1] \times [0, +\infty] \quad (2.12)$$

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



$$E_{\text{total}}(v(s)) \Leftrightarrow E_{\text{interne}}(v(s)) + E_{\text{externe}}(v(s)) + E_{\text{contexte}}(v(s)) \quad (2.13)$$

Nous allons préciser ces trois types d'énergies :

#### 4.4.1.2.1. Energie interne :

L'énergie interne regroupe la notion de cohésion des points et la raideur de la courbe, il gère la régularisation du contour actif :

$$E_{\text{interne}}(v(s)) = \int_{\Omega} \left( \frac{\alpha}{2}(s) \|v'(s)\|^2 + \frac{\beta}{2}(s) \|v''(s)\|^2 \right) ds \quad (2.14)$$

Les termes  $v'$  et  $v''$  sont les dérivées premières et secondes de  $v$  par rapport à  $s$ .

Le terme du 1<sup>ère</sup> ordre correspond à la tension. Il prend une valeur importante quand la courbe se distend, lorsque  $\alpha = 0$  la courbe peut présenter des discontinuités, nous parlons donc d'énergie de continuité.

Le terme du 2<sup>ème</sup> ordre correspond à la courbure, 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  $\beta$  est grand la courbe tendra vers un cercle si elle est fermée ou une droite si elle est ouverte.

#### 4.4.1.2.2. Energie externe :

L'énergie externe correspond à l'impact du contour sur l'image. Elle prend en compte les caractéristiques de l'image.

L'énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire. Rappelons ici que ce sont les contours de formes qui sont recherchés, donc des points de fort gradient ou des points ayant une propriété de position par rapport à une couleur.

##### Gradient :

Pour calculer l'énergie externe, il faut considérer l'opposé de la valeur de son gradient :

$$E_{\text{externe}}(v) = - \int_{\Omega} \|\nabla I(v(s))\|^2 ds \quad (2.15)$$

Où  $\nabla I(v(s))$  représente le gradient de l'image  $I$  en  $v(s)$

Très souvent c'est le gradient Gaussien qui est utilisé :

$$E_{\text{externe}}(v) = - \int_{\Omega} \|\nabla (g_{\sigma} * I)(v(s))\|^2 ds \quad (2.16)$$

Où  $g_{\sigma}$  est la Gaussienne centrée d'écart type  $\sigma$ .

### Intensité :

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

$$E_{\text{intensité}} = \mp \int_{\Omega} (I(v(s)) - t_0)^2 ds \quad (2.17)$$

La valeur  $t_0$  introduit ou non un certain seuillage.

### Gradient Vector flow :

CHENIANG XU [36] constatant la médiocrité de la qualité de convergence de la courbe de contour actif vers le contour souhaité dans les zones à fort concavité, introduit un nouveau potentiel [37]. Il s'agit d'une nouvelle force externe qui traduit la diffusion isotropique d'un flux externe. Il définit le champ " Gradient Vector Flow", le GVF comme le champ de vecteurs :

$$v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)] \quad (2.18)$$

Qui minimise la fonctionnelle d'énergie :

$$\mathcal{E}(u, v) = \mathcal{E} = \int \int (\underbrace{u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2}_{\text{diffusion}} + \|\nabla(\|\nabla I\|)\|^2 \varphi \cdot \|v - \nabla(\|\nabla I\|)\|^2) dx dy \quad (2.19)$$

Xu et Prince proposent une généralisation, le « Generalized Gradient Vector Flow .le GGVF » [38].

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 peut créer des interférences entre les zones d'influence des différents objets.

#### 4.4.1.2.3. 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 [39].

#### 4.4.1.3. Implémentations classiques :

Trois implémentations principales peuvent être recensées :

- L'approche variationnelle classique [33].
- La méthode par programmation dynamique [40].
- L'utilisation de l'algorithme Greedy [41].

Avant d'examiner ces différentes approches nous allons préciser comment les différences finies permettent de résoudre informatiquement le problème de l'implémentation de notions définies dans un espace réel.

#### 4.4.1.3.1. 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 [42], [43] 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. Nous n'utiliserons dans ce mémoire que les différences finies.

#### Continuité :

Un point quelconque de la courbe est présenté par :

$$v(s_i) = v_i = {}^t(x_i, y_i) \quad (2.20)$$

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

$$\|v'_i(s)\|^2 = \left\| \frac{dv_i}{ds} \right\|^2 \quad (2.21)$$

L'énergie de continuité est alors liée à :

$$\|v_i - v_{i-1}\|^2 = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (2.22)$$

#### Courbure :

La dérivée seconde s'approxime par :

$$\|v''_i(s)\|^2 = \left\| \frac{d^2v_i}{ds^2} \right\|^2 \quad (2.23)$$

L'énergie de courbure dépend alors de :

$$\|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}\|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (2.24)$$

#### 4.4.1.3.2. Approche variationnelle :

Dans la méthode des contours actifs, il s'agit de minimiser une fonctionnelle d'énergie, composée d'une énergie interne, d'une énergie externe, éventuellement d'une énergie de contexte.

La recherche du contour est limitée au cas d'une courbe plane [42].

$$\begin{aligned} v: \Omega = [0,1] &\rightarrow \mathbb{R}^2 \\ s &\Leftrightarrow v(s) = (x(s), y(s)) \end{aligned} \quad (2.25)$$

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

$E: \text{Ad} \rightarrow \mathbb{R}$

$$v \mapsto E(v) = \int_{\Omega} \alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2 + P(v(s)) ds \quad (2.26)$$

Un minimum vérifie les équations d'Euler :

$$\begin{cases} -(\alpha v')' + (\beta v'')'' + \nabla P(v) = 0 \\ v(0), v'(0), v(1), v'(1) \text{ données} \end{cases} \quad (2.27)$$

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

- Des forces intérieures qui imposent une certaine régularité. Le coefficient  $\alpha$  impose l'élasticité et le coefficient  $\beta$  impose la rigidité de la courbe.
- Une force extérieure -Force d'image (terme de potentiel) [39] qui pousse la courbe vers les zones qui correspondent aux attributs recherchés. Elle est définie par un potentiel de forme :

$$P(v) = -\|\nabla I(v)\|^2 \quad (2.28)$$

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  $v^0$

On résout alors l'équation (2.27) en lui ajoutant un terme d'évolution  $-\frac{\delta v}{\delta t}$  pour former

$$\frac{\delta v}{\delta t} \quad (2.29)$$

Où  $f_{\text{q}}$  dérive de l'image pour attirer la courbe vers les contours et  $f_{\text{gl}}$  est une force interne qui simule une force de pression [42]. L'équation (2.29) est une équation parabolique de la chaleur.

Nous considérons l'équation d'évolution :

$$\gamma \frac{\partial v}{\partial t} - (\alpha v^{\alpha})^{\alpha} + (\beta v^{\alpha\alpha})^{\alpha\alpha} = \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \quad (2.30)$$

La solution de l'équation (2.30), quand  $v$  se stabilise, est la solution du problème statique. Le coefficient  $\gamma$  est un coefficient d'amortissement (de viscosité).

Après avoir discrétiser la courbe avec un pas  $h$  du paramètre  $s$ , les dérivées figurant dans (2.27) sont remplacées par des différences finies.

Si  $F(v) = (F_{\text{q}}(v), F_{\text{gl}}(v)) = -\nabla P(v) + \dots$  est la somme des forces d'images et des forces externe, l'équation  $-(\alpha v^{\alpha})^{\alpha} + (\beta v^{\alpha\alpha})^{\alpha\alpha} = -F(v)$  peut se discrétiser

## CHAPITRE II : Etat de l'art sur les méthodes de segmentation d'images

$$\frac{\partial}{\partial v_l} \left( a_l (v_l - v_{l_q}) - a_{l_q} (v_{l_q} - v_l) \right) + \frac{\partial}{\partial v_l} \left( v_{l_q} - 2v_l + v_{l_q} \right) - 2 \frac{\partial}{\partial v_l} \left( v_{l_q} - 2v_l + v_{l_q} \right) + \frac{\partial}{\partial v_l} \left( v_{l_q} - 2v_l + v_{l_q} \right) - \theta F_q(v_q), F_q(v_l) = 0 \quad (2.31)$$

Où  $v_l = v(ih)$ ,  $a_l = \alpha \frac{\partial}{\partial v_l}$ ,  $b_l = \beta \frac{\partial}{\partial v_l}$

Ce système peut s'écrire :  $AV = F$  (2.32)

Où A est une matrice "presque" penta-diagonale, V représente les vecteurs de positions  $v^l$  et F les forces  $\underline{f}$  ( ) en ces points. V et F sont des matrices des 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 (2.30) au point d'indice i devient :

$$v_l(t) - v_l(t-1) + \frac{\partial}{\partial v_l} \left( \alpha_l (v_l(t) - v_{l_q}(t)) - \alpha_{l_q} (v_{l_q}(t) - v_l(t)) \right) + \frac{\partial}{\partial v_l} \left( \beta_{l_q} (v_{l_q}(t) - 2v_l(t) + v_{l_q}(t)) - 2\beta_{l_q} (v_{l_q}(t) - 2v_l(t) + v_{l_q}(t)) + \beta_{l_q} (v_{l_q}(t) - 2v_l(t) + v_{l_q}(t)) \right) = \dots \quad (2.33)$$

Ce qui peut s'écrire :

$$V(t) = (A + \gamma I) V(t-1) - \underline{f}(t) \quad \text{ou } f(v) = -\|\nabla I(v)\| \quad (2.34)$$

En prenant  $\gamma = \alpha$  et  $\beta = \beta$  constant et  $h = 1$ ,  $\omega$  est une matrice circulante symétrique de taille  $\bar{m} \times \bar{m}$ . Elle n'est pas toujours réellement penta-diagonale en raison des diverses conditions aux limites adoptées. Berger présente les différents cas [35] à extrémités libres et dans le cas d'un modèle fermé, elle se présente sous formes :

$2\alpha + 6\beta$	$-\alpha - 4\beta$	$\beta$	0	...	0	$\beta$	$-\alpha - 4\beta$
$-\alpha - 4\beta$	$2\alpha + 6\beta$	$-\alpha - 4\beta$	$\beta$	...	...	0	$\beta$
$\beta$	$-\alpha - 4\beta$	$2\alpha + 6\beta$	$-\alpha - 4\beta$	...	...	...	0
0	$\beta$	$-\alpha - 4\beta$	$2\alpha + 6\beta$	...	...	0	...
...	...	...	$-\alpha - 4\beta$	...	...	$\beta$	0
0	...	...	...	...	...	$-\alpha - 4\beta$	$\beta$
$\beta$	0	...	...	...	$-\alpha - 4\beta$	$2\alpha + 6\beta$	$-\alpha - 4\beta$
$-\alpha - 4\beta$	$\beta$	0	...	0	$\beta$	$-\alpha - 4\beta$	$2\alpha + 6\beta$

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.

### 4.4.1.3.3. Programmation dynamique :

La programmation dynamique est une méthode classique de résolution de problèmes d'optimisation. Son application aux contours actifs est due à AMINI, WEYMOUTH et Jain [40]. Cette approche peut être une alternative intéressante au calcul variationnel.

AMINI considère l'équation classique :

$$E_{I_{\mathcal{D}}_1} = \int^{\mathcal{Q}} E_{\mathcal{E}_{\mathcal{I}}/1} \left( |v(s)| + \int^{\mathcal{Q}} (\alpha(s)|v_{\mathcal{E}}(s)|^{\mathcal{G}} + \beta(s)|v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}(s)|^{\mathcal{G}}) ds \right) = \int^{\mathcal{Q}} E_{\mathcal{E}_{\mathcal{I}}/1} + E_{\mathcal{D}_1} \quad (2.35)$$

En représentant la fonction à intégrer par  $F(s, v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}})$ , la solution d'Euler - Lagrange donne:

$$F_{\mathcal{U}} = \frac{\mathcal{U}}{\mathcal{L}\mathcal{E}} F_{\mathcal{U}_3} + \frac{\mathcal{U}\mathcal{U}}{\mathcal{L}\mathcal{E}\mathcal{U}} F_{\mathcal{U}_{33}} = 0 \quad (2.36)$$

En discrétisant avec :

$$E_{\mathcal{D}_1}(v_{\mathcal{E}}) = (\alpha_{\mathcal{E}}|v_{\mathcal{E}} - v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}|^{\mathcal{G}} + \beta_{\mathcal{E}}|v_{\mathcal{E}\mathcal{E}} - 2v_{\mathcal{E}} + v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}|^{\mathcal{G}}) \quad (2.37)$$

On convient

$$E_{I_{\mathcal{D}}_1} = \sum_{\mathcal{E}}^{\mathcal{Q}} E_{\mathcal{D}_1}(v_{\mathcal{E}}) + E_{\mathcal{E}_{\mathcal{I}}/1}(v_{\mathcal{E}}) \quad (2.38)$$

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 de minimisation qui, pour chaque ensemble fini d'étapes  $(\mathcal{E}, \mathcal{E}\mathcal{E}, \dots, \mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E})$ , prend une décision parmi un ensemble fini de solutions possibles. Le terme d'énergie interne est composé d'un terme du premier degré et d'un autre 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 :

$$E_{I_{\mathcal{D}}_1}(v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}, \dots, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) = E_{\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) + E_{\mathcal{E}\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) + \dots + E_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) \quad (2.39) \text{ Ou}$$

$$E_{\mathcal{E}\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) = E_{\mathcal{E}_{\mathcal{I}}/1}(v_{\mathcal{E}}) + E_{\mathcal{D}_1}(v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}) \quad (2.40)$$

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 :

$$S_{\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}\mathcal{E}\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}}) = \min_{\mathcal{U}} \left\{ S_{\mathcal{E}\mathcal{E}}(v_{\mathcal{E}}, v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}) + \alpha |v_{\mathcal{E}} - v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}|^{\mathcal{G}} + \beta |v_{\mathcal{E}\mathcal{E}} - 2v_{\mathcal{E}} + v_{\mathcal{E}\mathcal{E}}|^{\mathcal{G}} + E_{\mathcal{E}_{\mathcal{I}}/1}(v_{\mathcal{E}}) \right\} \quad (2.41)$$

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  $O(nm^3)$  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.

#### 4.4.1.3.4. Algorithme Greedy :

L'utilisation de l'algorithme Greedy pour minimiser l'énergie d'un contour actif, comme l'ont proposé WILLIAMS et SHAN [41], est devenue une alternative assez fréquente à l'approche variationnelle. Williams et Shan, de manière classique et comme KASS et AMINI, discrétisent l'expression :

$$E_{\text{total}} = \int_{\Gamma} E_{\text{contour}}(v(s)) ds + \int_{\Gamma} (\alpha(s)|v^x(s)|^2 + \beta(s)|v^y(s)|^2) ds \quad (2.42)$$

Par différences finies et utilisent pour la continuité :

$$\frac{\delta E_{\text{contour}}}{\delta v} = \|v_{i+1} - v_i\|^2 = (x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 \quad (2.43)$$

Et pour la courbure :

$$\frac{\delta E_{\text{curvature}}}{\delta v} = \|v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}\|^2 = (x_{i+1} - 2x_i + x_{i-1})^2 + (y_{i+1} - 2y_i + y_{i-1})^2 \quad (2.44)$$

Il est à remarquer que ces deux expressions supposent deux hypothèses. Le premier est que les points soient placés, le long de la courbe, à une distance unité les uns des autres. Si les points sont équi-répartis, alors l'équation (2.42) doit être divisée par  $d^2$  et l'équation (2.43) par  $d^4$ . Dans le cas contraire, la continuité est incorrecte d'un facteur  $d^2$ , où  $d$  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  $\|v_{\text{tangent}}\|$ .

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 on a  $O(nm)$  au lieu  $O(nm^3)$  pour un contour comportant  $n$  points et un voisinage de taille  $m$ .

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

$$E_{\text{total}} = \int (\alpha(s)E_{\text{contour}} + \beta(s)E_{\text{curvature}} + \gamma(s)E_{\text{balloon}}) ds \quad (2.45)$$

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 l'équation (2.42 et 2.43), la minimisation de la distance entre les points implique une rétraction naturelle du contour. WILLIAMS et SHAN [41] proposent une variante qui évite cette rétraction trop importante. Ils utilisent la différence de distance entre les deux points,  $\|v_\ell - v_{\ell_q}\|$  par rapport à la distance moyenne des points du contour  $\bar{d}$ .

$$E_{\text{diff}} = \bar{d} - \|v_\ell - v_{\ell_q}\| \quad (2.46)$$

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  $(\min - val) / (\max - \min)$ . Afin d'éviter de trop grandes variations dans des zones relativement homogènes, c'est-à-dire avec une faible variation du gradient, si  $(\max - \min < 5)$  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  $\beta$  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 [44]. 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.

### **5. Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes approches de segmentation d'images aussi le contexte des contours actifs. Ainsi que l'équation d'évolution du contour actif et les critères à minimiser. Enfin les différents implémentations des contours actifs son expliquées, mais ces méthodes se trouvent parfois piégés par des optimums locaux, c'est pour cela que nous avons décidé d'intégrer la puissance exploratoire des algorithmes génétiques.

.

---

# **CHAPITRE III**

## **Présentation d'algorithme**

### **Chan-Vese**

### 1.Introduction :

L'intérêt principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution de courbes. L'idée est de partir d'une courbe initiale, généralement un carré ou un cercle, et de la déformer jusqu'à obtenir le contour de l'objet.

L'approche classique implique l'utilisation du gradient de l'image pour localiser les bords. Une fonction « edge-fonction », qui est positive à l'intérieur de la région et nulle sur les contours, permet d'arrêter l'évolution de la courbe au moment voulu.

Toutefois, cette approche n'est valable que pour des images qui ne sont pas fortement bruitées. Dans ce cas, on devrait implémenter un modèle pour supprimer le bruit ou améliorer le lissage de la fonction «edge-fonction ».

Cela pouvant être très fastidieux, nous utilisons l'approche de Chan-Vese qui n'utilise pas la fonction « edge-fonction » pour arrêter l'évolution de la courbe, et donc pas le gradient de l'image.

Cette approche est basée sur les techniques de segmentation de Mumford- Shah, et nous permet d'obtenir un modèle qui présente de nombreux avantages. Ce modèle pourra détecter des objets avec ou sans gradient (soit par exemple des objets avec des contours flous ou discontinus), détecter automatiquement l'intérieur des contours, et la courbe initiale pourra être placée n'importe où dans l'image.

Nous présenterons dans un premier temps notre modèle "Chan-Vese" puis nous donnerons et expliquerons d'autres modèles de segmentation " Lignes de Partage des Eaux et le Gradient" qui nous les utilisons pour la comparaison les résultats pour des images scalaires en niveau de gris.

## 2. Présentation d'algorithme Chan-Vese:

Nous avons une image sur laquelle nous allons faire évoluer une courbe C. On définit c1 et c2 la moyenne intérieure et extérieure de la courbe.

Prenons un exemple simple : soit I notre image, uo l'intensité d'un pixel de l'image, C la courbe qui va nous permettre de détecter l'objet. Notre image contient un objet et un fond. La courbe coupe l'image en 2 régions qui ont pour intensité d'un pixel les valeurs uo<sup>1</sup> et uo<sup>2</sup> ; on a alors uo= uo<sup>1</sup> à l'intérieur de la courbe et uo= uo<sup>2</sup> à l'extérieur. C'est le principe de la fonction Mumford-Shah utilisée pour la segmentation [4][5].

Cela nous donne une énergie de l'image en une somme de l'énergie extérieure et de l'énergie intérieure de la courbe.

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\text{inside}(c)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(c)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (3.1)$$

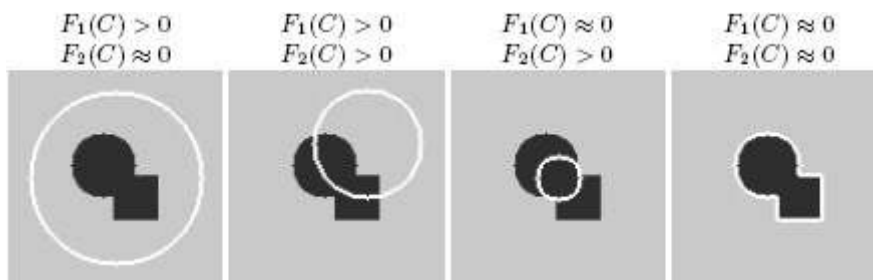
avec C une courbe variable

Nous pouvons dire que l'on est sur les bords de l'objet quand

$$\inf_C \{F_1(C) + F_2(C)\} \approx 0 \approx F_1(C) + F_2(C) \quad (3.2)$$

En effet, si la courbe est à l'intérieur de l'objet :  $F_1 \approx 0, F_2 > 0$   
 Si elle est à l'extérieur :  $F_1 > 0, F_2 \approx 0$   
 Si elle est sur le bord :  $F_1 \approx 0, F_2 \approx 0$

Voici une illustration qui permet de mieux comprendre :



On obtient donc une énergie F en fonction de C, c1 et c2 telle que :

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{length}(C) + v \cdot \text{area}(\text{inside}C) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(c)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(c)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (3.3)$$

avec  $\mu, \lambda_1, \lambda_2$  qui sont des paramètres positifs.

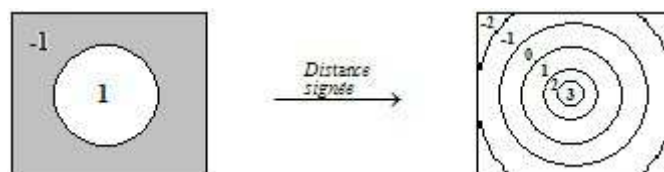
On prendra pour nos applications  $v=0$  ;  
 $length(c)$  est un paramètre de lissage de la courbe.

Nous allons alors utiliser la méthode du LevelSet pour faire évoluer la courbe  $C$  [2] [3]. Cette méthode permet de propager une courbe qui est représentée par lorsque est égal à 0.

Pour cela, on crée une nouvelle image  $\mathcal{S}$  de même taille que l'image  $I$  que l'on veut traiter. Dans cette image , on a la courbe  $C$  pour  $=0$ , on est à l'intérieur de la courbe pour  $>0$ , et à l'extérieur pour  $<0$ .

On initialise alors  $\mathcal{S}$  indépendamment de  $I$ .

On calcule alors la distance signée [3], c'est-à-dire en partant d'une image dont la valeur est -1 à l'extérieur et +1 à l'intérieur et on cherche à avoir une valeur qui tend vers 0 au bord, qui croît vers l'intérieur et qui décroît vers l'extérieur.



La distance signée est donnée par l'équation suivante :  
 Pour le cas continu :

$$\frac{d\varphi}{dt} = \Delta t \cdot \text{signe}(\varphi) (1 - |\nabla \varphi|) \quad (3.4)$$

Pour le cas en discret :

$$\varphi_{n+1}(i, j) = \varphi_n(i, j) + \Delta t (\text{signe}(\varphi) (1 - |\nabla \varphi|)) \quad (3.5)$$

avec

$$|\nabla \varphi| = \sqrt{(0.5^2 [(\varphi(i+1, j) - \varphi(i-1, j)))^2 + (\varphi(i, j+1) - \varphi(i, j-1))]^2} \quad (3.6)$$

En revenant à l'image  $I$ , on a alors une nouvelle fonction [2]

$$F(\emptyset, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{length}\{\emptyset = 0\} + v \cdot \text{area}\{\emptyset \geq 0\} + \lambda_1 \int_{\text{inside}(c)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(c)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (3.7)$$

On définit alors la fonction Heaviside  $H$  :

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases}$$

La fonction dirac est définie par :

$$\delta(x) = \frac{d}{dx} H(x)$$

On exprime les termes de l'énergie F de la manière suivante :

$$\begin{cases} length\{\phi = 0\} = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| = \int_{\Omega} \delta(x) |\nabla \phi| \\ area\{\phi \geq 0\} = \int_{\Omega} H(\phi) dx dy \end{cases} \quad (3.8)$$

et :

$$\begin{cases} \int_{\phi \geq 0} |u_0 - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0 - c_1|^2 H(\phi) dx dy \\ \int_{\phi < 0} |u_0 - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0 - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \end{cases} \quad (3.9)$$

L'expression de l'énergie peut alors s'écrire de la forme suivante :

$$\begin{aligned} F(\phi, c_1, c_2) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0 - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0 - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \end{aligned} \quad (3.10)$$

En gardant fixé, et en minimisant l'énergie F selon c1 et c2, on peut facilement exprimer ces constantes c1 et c2 en fonction de .

$$\begin{aligned} c_1(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0 H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \\ c_2(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0 (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \end{aligned} \quad (3.11)$$

En gardant alors c1 et c2 fixés, on minimise l'énergie selon  $\phi$  pour obtenir l'équation de Euler-Lagrange pour :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] \quad (3.12)$$

où  $div\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)$  est la courbure qui permet de garder une courbe lisse. En discret, l'équation d'évolution est de la forme :

$$\varphi_{n+1} - \varphi_n = \nabla t [k - \lambda_+ (I(x, y) - \mu_1)^2]$$

avec:

$$K = \frac{(\varphi_{xx}\varphi_y^2 - 2\varphi_y\varphi_x\varphi_{xy} + \varphi_{yy}\varphi_x^2)}{(\varphi_x + \varphi_y)^{3/2}} \quad (3.13)$$

et:

$\lambda_+(I(x, y) - \mu_1)^2 + \lambda_-(I(x, y) - \mu_2)^2$  est la vitesse d'évolution.

Pour les images multispectrales, le principe reste le même, il suffit juste de considérer ces images comme plusieurs images monospectrales.

On obtient alors pour les moyennes :

$$\begin{aligned} c_i^+ &= \frac{\int_{\Omega} u_{0,i}(x,y)H(\phi(x,y))dxdy}{\int_{\Omega} H(\phi(x,y))dxdy} \\ c_i^- &= \frac{\int_{\Omega} u_{0,i}(x,y)(1-H(\phi(x,y)))dxdy}{\int_{\Omega} H(\phi(x,y))dxdy} \end{aligned} \quad (3.14)$$

et on obtient pour l'évolution de :

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \left[ \mu div\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ (u_{0,i} - c_i^+)^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- (u_{0,i} - c_i^-)^2 \right] \quad (3.15)$$

Cette approche est très intéressante, nous avons pu tester notre modèle pour différentes images et les résultats sont satisfaisants, que ce soit une image monospectrale ou multispectrale.

Intéressons-nous aux résultats que nous avons obtenus avec cette méthode et expliquons d'où surviennent certains problèmes qui occurrent.

### 3. Autres algorithmes de segmentations:

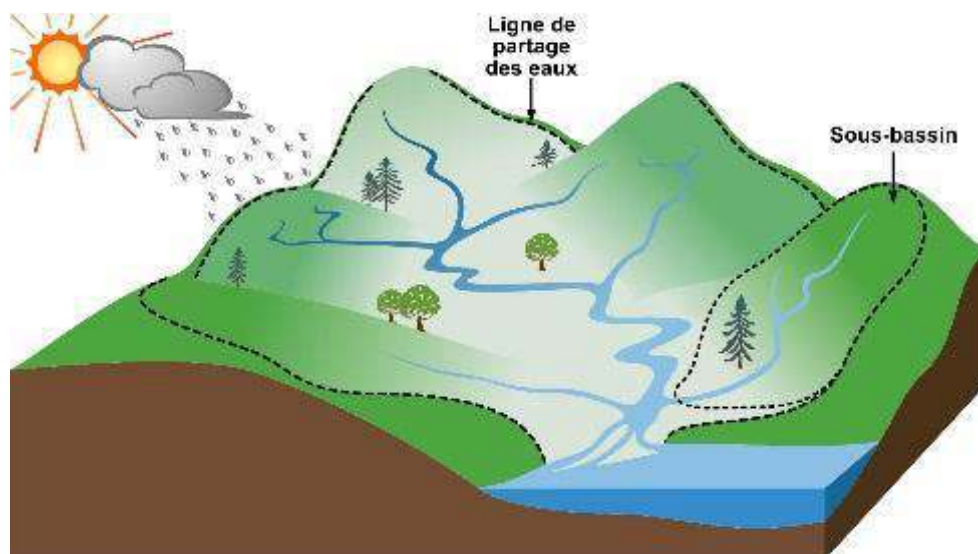
#### 3.1. Segmentation par Lignes de Partage des Eaux (LPE) :

Ligne de Partage des Eaux (LPE ou watershed en anglais) est l'une des techniques de segmentation les plus puissantes de la morphologie mathématique. Bien qu'elle soit habituellement considérée comme une approche de segmentation par croissance de régions.

La LPE décompose une image en région qui représente les zones d'influences des intensités des minima locaux. En analogie avec la topographie, si l'image est considérée comme une carte d'altitude, chaque région du bassin hydrographique est un bassin versant distinct, séparés des bassins adjacents par des crêtes d'intensité plus élevée. Pour cette raison, l'application de la LPE sur une image gradient, est un moyen efficace de séparer les objets par leurs contours.

##### 3.1.1. Description :

La ligne de partage des eaux désigne une limite géographique qui divise un territoire en un ou plusieurs bassins versants. En effet, les eaux s'écoulent dans des directions différentes, de chaque côté de cette ligne [12].



**Fig.3.1** : Ligne de partage des eaux.

On obtient alors une topologie similaire à celles illustrés à la figure (**Fig.3.1**) : des pics, des bassins, des lignes séparatrices ...

##### 3.1.2 Fonctionnement :

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants. [09][10].

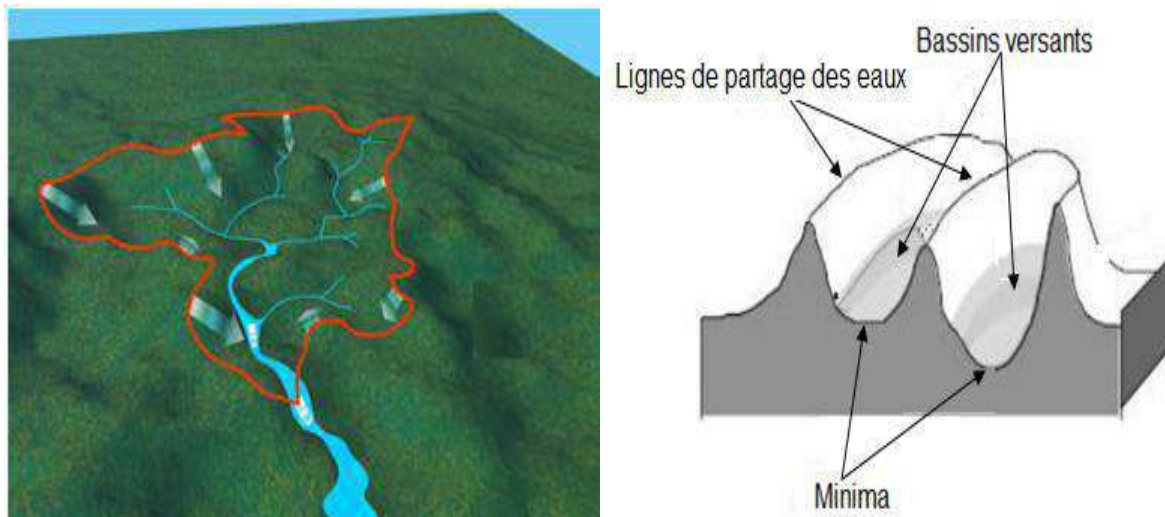


Fig.3.2 : Description de la LPE.

On définit les notions suivantes [12]:

- **Minimum** : point à partir duquel il est impossible d'atteindre un point de hauteur sans avoir à grimper.
- **Bassin Versant** : zone associée à un minimum telle qu'une goutte d'eau tombant en un point de cette zone descende au final jusqu'au minimum.
- **Zone d'influence d'un bassin** : ensemble des points qui sont plus proche que tout autre bassin.

Le fonctionnement se fait comme suit :

La ligne de partage des eaux permet de segmenter une image en tenant compte de la topologie du relief de ses niveaux de gris. Si l'on considère les niveaux de gris de l'image comme les altitudes d'un paysage, la ligne de partage des eaux est formée des crêtes éparant deux bassins versants. Le principe est illustré par la figure suivante:

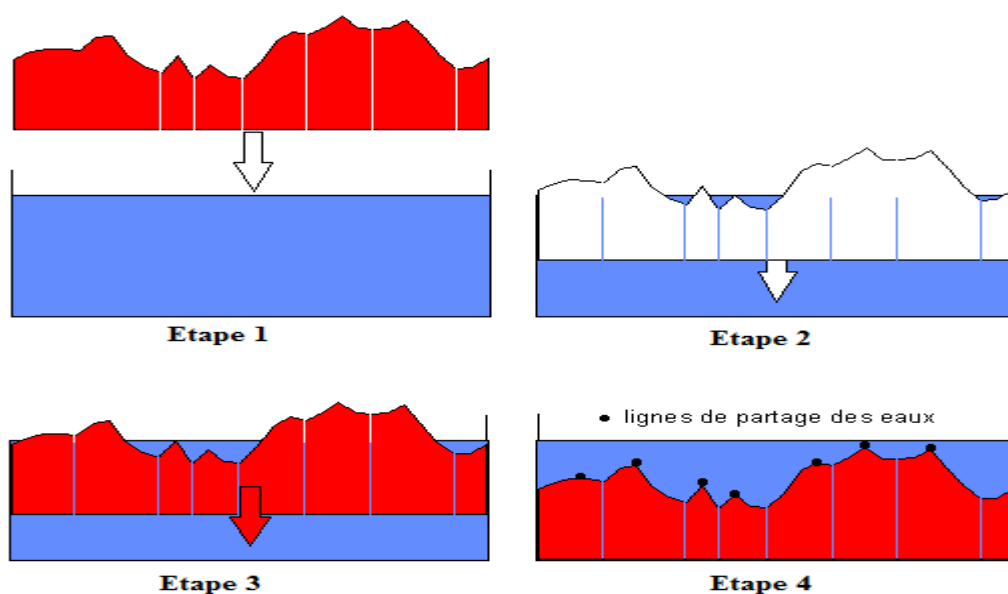


Fig.3.3 : LPE par émergence (inondation).

On inonde le relief en faisant pénétrer l'eau par le bas (**étape 1**). Des bassins versants commencent à se rejoindre, formant les premières lignes de crête (**étape 2**). L'eau continue de monter, formant de nouvelles lignes de crête (**étape 3 et 4**). Les points où deux bassins disjoints se rejoignent forment la LPE et déterminent ainsi les lignes le long desquelles les niveaux de gris varient rapidement (Frontières des régions).

L'avantage de la ligne de partage des eaux pour la segmentation est qu'elle fournit des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image. Un autre avantage est que cette technique ne nécessite pas un temps de calcul long en comparaison avec d'autres méthodes de segmentation.

La ligne de partage des eaux est l'outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique. Cette approche a été introduite par Beucher et Lantuejoul (Beucher et Lantuejoul, 1979), elle a été largement étudiée et obtenu des résultats encourageants dans la segmentation d'images

### 3.2. Segmentation d'image par le Gradient

#### 3.2.1. Description :

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

$$G_d(x, y) = (I * W_d)(x, y) \quad (3.16)$$

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

$$G_d(x, y) = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-n}^n I(x+i, y+j) w_d(i, j) \quad (3.17)$$

Dans cette version discrète, la taille de cet opérateur est donnée par le couple  $(m, n)$ . Sauf cas particulier, on considère toujours  $m = n$ .

Le gradient étant un vecteur, l'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (naturellement celles associées au maillage, i.e. ligne et colonne), sur lesquelles on projette le gradient. Le gradient de l'image  $I$  est le vecteur  $\nabla I(x, y)$  défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right) \quad (3.18)$$

Le module  $\|\nabla I(x, y)\|$  traduit l'intensité du gradient en chaque pixel et  $\theta$  la direction du gradient le plus fort en chaque pixel.

#### 3.2.2. Méthodes de calcul du Gradient niveaux de gris :

Le calcul du gradient niveaux de gris est réalisé par les opérateurs classiques de détection de contours dans des images monochromatiques. Dans une image, un contour correspond à une variation locale d'intensité présentant un maximum ou un minimum. Les pixels contours appartiennent à des régions ayant des intensités moyennes différentes.

La détection de contours dans les images niveaux de gris repose sur une opération de convolution locale de l'image par un filtre 2D donné. La convolution consiste à balayer d'une manière séquentielle l'image par une fenêtre et appliquer le filtre aux pixels afin d'estimer les transitions significatives dans l'image. Les opérateurs de gradients niveaux de gris se distinguent alors par le filtre de lissage utilisé. Les filtres peuvent être "simples" ou "plus complexes". Dans notre démarche de choix du meilleur couple invariant/gradient, nous avons testé six opérateurs "simples" et deux opérateurs "complexes" que nous définissons dans les sections suivantes.

### 3.2.3. Filtre de détection de contours:

Historiquement, ce filtre a été encore régulièrement employée en traitement d'images. Le filtre que nous détaillons dans cette section est la dérivée première de l'image. Leur application sur une image revient à calculer l'opérateur de gradient au niveau de chaque pixel. Il est basé sur les approximations discrètes des dérivées de premier ordre données par les équations (3.19) et (3.20).

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} = \Delta x * I(x,y) = I(x + 1,y) - I(x,y) \quad (3.19)$$

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} = \Delta y * I(x,y) = I(x,y + 1) - I(x,y) \quad (3.20)$$

où  $I(x, y)$  est la valeur du pixel  $(x, y)$  de l'image  $I$ . Les symboles  $*$  correspondent respectivement aux convolutions dans les directions horizontale et verticale.

Le résultat de cet opérateur est une image d'amplitude du gradient. La valeur d'amplitude du gradient en un point  $(x,y)$  reflète la variation de niveau de gris observée dans l'image  $I$  en ce point. Plus cette valeur est élevée plus cette variation est forte. L'amplitude est obtenue par le maximum de la dérivée en  $x$  et en  $y$ . Le calcul de la dérivée se fait par convolution de l'image avec un masque  $[-1 \ 0 \ 1]$  dans toutes les directions. La valeur d'amplitude retenue est celle qui est maximale.

### 4. conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre le principe de la méthode de Chan-Vese et son fonctionnement dans le domaine de segmentation d'image puis nous donnerons et expliquerons d'autres modèles de segmentation " Lignes de Partage des Eaux et le Gradient" qui nous les utilisons pour la comparaison les résultats pour des images scalaires en niveau de gris.

Enfin il ne reste qu'à présenter les testes ainsi que les résultats obtenus c'est ce qui sera fait dans le chapitre suivant.

---

## **CHAPITRE IV**

# **Evaluation et Discussion Des Résultats**

---

### 1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les tests et les résultats du travail fourni. Il s'agit principalement, de comparer entre la méthode de segmentation proposée de Chan-Vese et quelques autres modèles de segmentation: " Lignes de Partage des Eaux et le Gradient".

Avant de présenter nos résultats, il faut rappeler que notre objectif est de segmenter les images par les différents types de contours. L'évaluation des différentes méthodes de la segmentation sont données par les valeurs des critères. De nombreux travaux sur l'évaluation ont été proposés dans [50], cherchant à quantifier la qualité ou la lisibilité de l'image.

Pour faire une comparaison objective des différentes méthodes proposées, nous proposons d'opter comme critères: EAM (erreur absolue moyenne), EQM (erreur quadratique moyenne), et PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Nous présentons dans des tableaux les valeurs des critères de validation pour toutes les méthodes proposées.

Ceci sera suivi d'une interprétation des résultats, pour pouvoir faire la comparaison entre les méthodes de segmentation utilisées.

Premièrement on définit les critères d'évaluation; erreur quadratique moyenne (EQM), erreur absolue moyenne (EAM) et le rapport signal sur bruit (PSNR).

### 2 . Mesure de la qualité:

L'objectif de cette partie est l'étude et la définition de critères d'évaluation pour quantifier la qualité des résultats de segmentation d'images. Il existe une multitude de méthodes de segmentation dont l'efficacité reste difficile à évaluer.

Il semble important de pouvoir mesurer la qualité des images. Cependant, il s'agit d'un problème difficile pour lequel on ne dispose pas de solution idéale, surtout lorsqu'il n'y pas d'image de référence.

Nous allons dans cette partie définir quelques métriques de bases.

#### ➤ EQM et EAM:

L'EAM (erreur quadratique moyenne) et l'EQM (erreur absolue moyenne), mesure la qualité des images reconstruites, comparée à l'image originale. L'idée est de calculer une valeur reflétant la qualité. Plus cette valeur est grande, plus l'image est dégradée (différente de l'image originale).

Soit  $I_1$ , l'image originale et soit  $I_2$ , l'image dont on veut mesurer la qualité.  $m$  et  $n$ , étant les coordonnées des pixels.

L'EAM est pour équation:

$$EAM = \frac{\sum_{M,N}[I_1(m,n) - I_2(m,n)]}{M*N} \quad (4.1)$$

L'EQM est pour équation:

$$EQM = \frac{\sum_{M,N}[I_1(m,n) - I_2(m,n)]^2}{M*N} \quad (4.2)$$

Ces mesures de distorsion ne sont pas assimilées à la perception humaine. En effet, il suffit que l'image reconstruite soit l'image originale décalée d'un pixel pour que cette mesure soit grande alors que les deux images sont globalement identiques.

#### ➤ Le PSNR:

Ou  $f$  est l'image dont on veut mesurer l'EQM, l' erreur quadratique moyenne par rapport à l'image originale.

Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est une mesure plus courante pour évaluer la qualité.

$$PSNR = 10 * \log_{10} \left( \frac{R^2}{MSE} \right) \quad (4.3)$$

Ou

$$.PSNR = 20 * \log_{10} \left( \frac{\text{valeur maximale}}{\sqrt{EQM}} \right) \quad (4.4)$$

Dans le cas d'une image codée sur 8 bits, la valeur maximale est de 255. Aussi, la formule précédente devient:

$$.PSNR = 20 * \log_{10} \left( \frac{255}{\sqrt{EQM}} \right) \Leftrightarrow PSNR = 10 * \log_{10} \left( \frac{255^2}{EQM} \right) \quad (4.5)$$

### 3. Résultats de Simulations:

#### 3.1 Segmentation des images simples:

##### 3.1.1 Segmentation d'image N01 "coins":

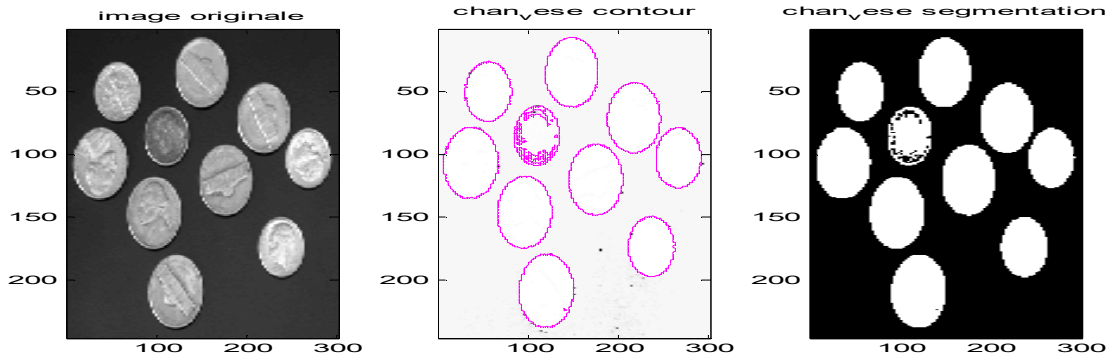


Figure 4.1 segmentation du 1<sup>ere</sup> image par Chan-Vese

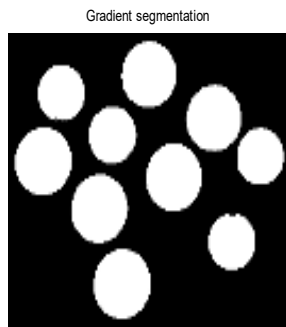


Figure 4.2 segmentation du 1<sup>ere</sup> image par le Gradient

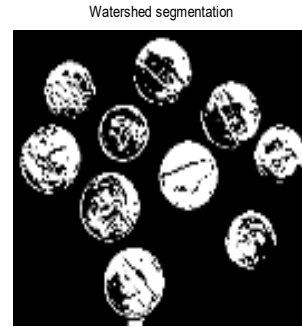


Figure 4.3 segmentation du 1<sup>ere</sup> image par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	0.9863	280.4995	23.6515
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	102.7776	1.3652e+04	6.7789
Gradient	102.7776	1.3652e+04	6.7789

Tableau 4.1- Mesure de qualité de segmentation N:01.

3.1.2 Segmentation d'image N02 "street":

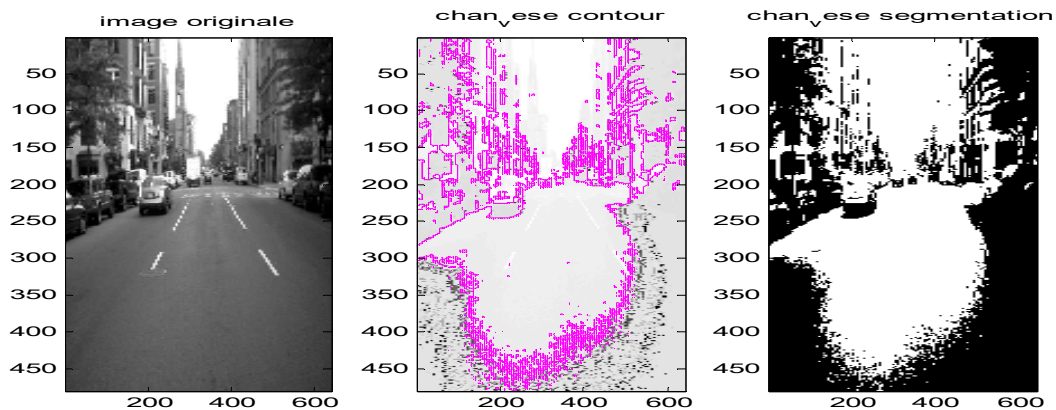


Figure 4.4 segmentation du 2<sup>eme</sup> image par Chan-Vese



Figure 4.5 segmentation du 2<sup>eme</sup> image par le Gradient



Figure 4.6 segmentation du 2<sup>eme</sup> image par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	-0.3815	1.7778e+03	15.6320
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	101.5283	1.3439e+04	6.8472
Gradient	101.5283	1.3439e+04	6.8472

Tableau 4.2- Mesure de qualité de segmentation N:02.

3.1.3 Segmentation d'image N03 "bag":

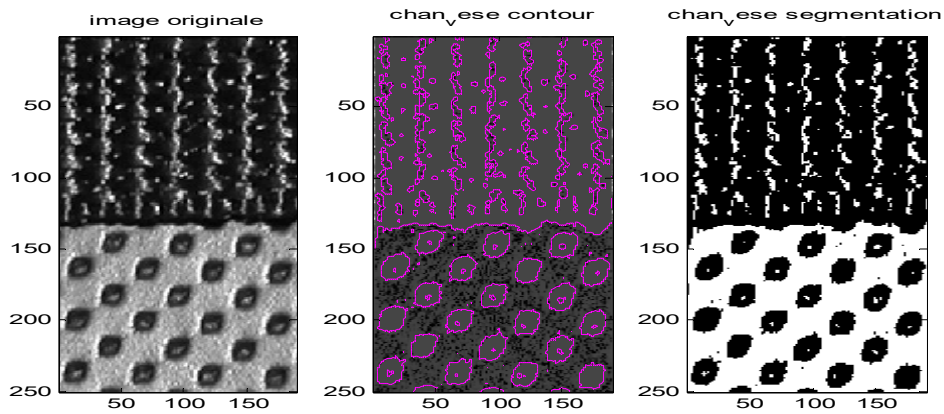


Figure 4.7 segmentation du 3<sup>eme</sup> image par Chan-Vese

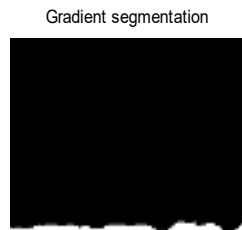


Figure 4.8 segmentation du 3<sup>eme</sup> image par le Gradient

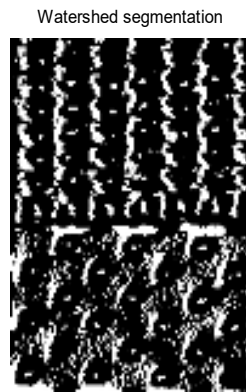


Figure 4.9 segmentation du 3<sup>eme</sup> image par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	-0.1494	843.9429	18.8677
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	89.1052	1.2550e+04	7.1443
Gradient	88.8536	1.2495e+04	7.1634

Tableau 4.3- Mesure de qualité de segmentation N:03.

### 3.2 Segmentation des images bruitées:

#### 3.2.1 Segmentation des images bruitées avec 'gaussian' :

##### 3.2.1.1 Segmentation d'image N01 "coins" bruitée avec 'gaussian':

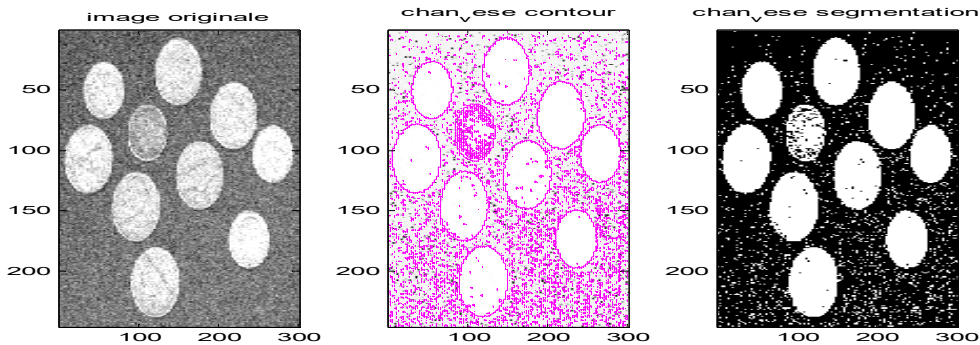


Figure 4.10 segmentation du 1<sup>ere</sup> image bruité avec 'gaussian' par Chan-Vese

Regional Maxima of Opening-Closing by Reconstruction

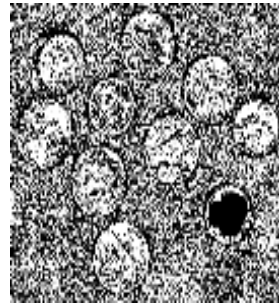
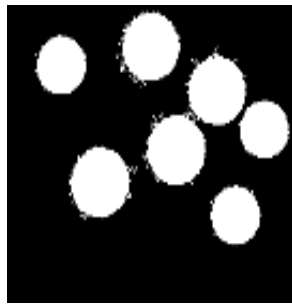


Figure 4.11 segmentation du 1<sup>ere</sup> image  
Bruitée avec 'gaussian' par le Gradient

Figure 4.12 segmentation du 1<sup>ere</sup> image  
bruitée avec 'gaussian' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	0.0225	740.6712	19.4345
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	102.4597	1.3610e+04	6.7922
Gradient	151.4199	2.6218e+04	3.9449

Tableau 4.4- Mesure de qualité de segmentation N:04.

## Evaluation et Discussion Des Résultats

### 3.2.1.2 Segmentation d'image N02 "street" bruitée avec 'gaussian':

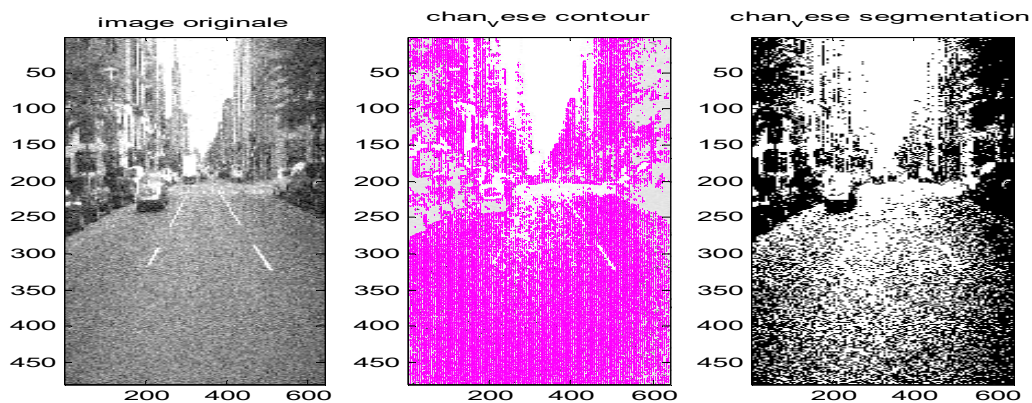


Figure 4.13 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par Chan-Vese



Figure 4.14 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par le Gradient



Figure 4.15 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	-0.4622	1.1612e+03	17.4817
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	101.2207	1.3388e+04	6.8636
Gradient	101.2105	1.3386e+04	6.8644

Tableau 4.5- Mesure de qualité de segmentation N:05.

3.2.1.3 Segmentation d'image N03 "bag" bruitée avec 'gaussian':

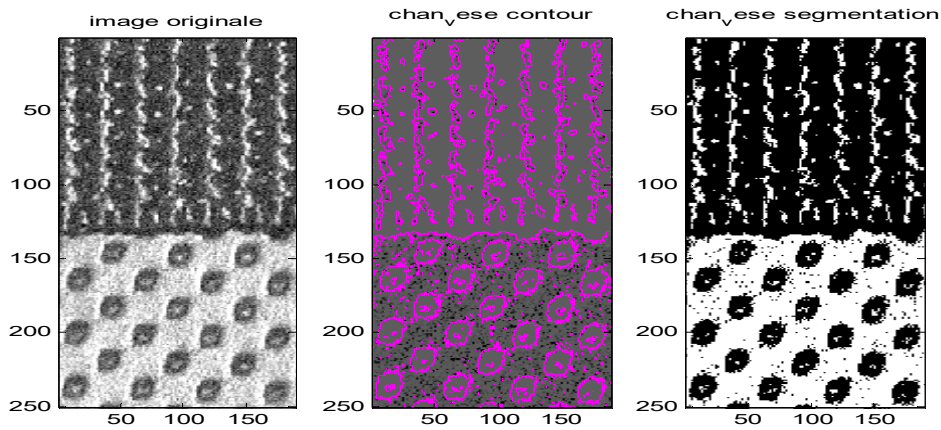


Figure 4.16 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par Chan-Vese

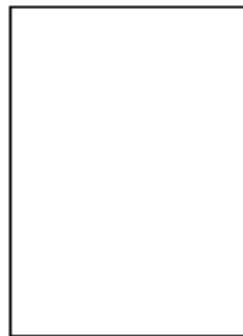


Figure 4.17 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par le Gradient



Figure 4.18 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'gaussian' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	0.1616	1.0533e+03	17.9051
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	80.4609	8.8516e+03	8.6606
Gradient	265.5036	1.2444e+04	7.1811

Tableau 4.6- Mesure de qualité de segmentation N:06.

### 3.2.2 Segmentation des images bruitées avec 'poisson' :

#### 3.2.2.1 Segmentation d'image N01 "coins" bruitée avec 'poisson':

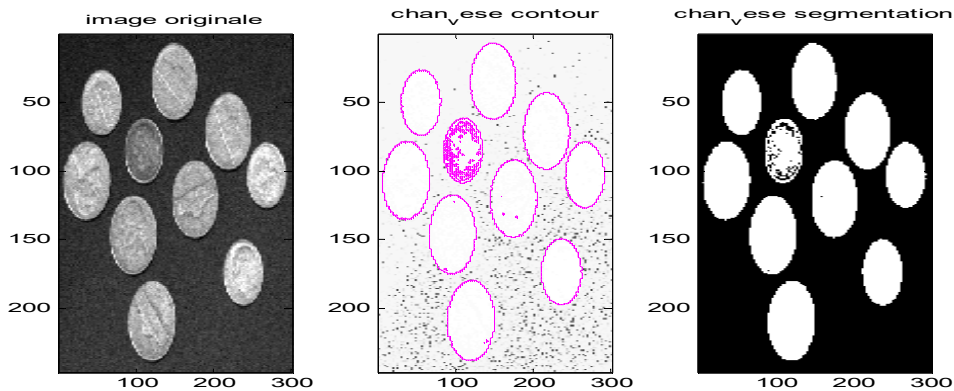


Figure 4.19 segmentation du 1<sup>ere</sup> image bruité avec 'poisson' par Chan-Vese

Regional Maxima of Opening-Closing by Reconstruction



Figure 4.20 segmentation du 1<sup>ere</sup> image Bruitée avec 'poisson' par le Gradient

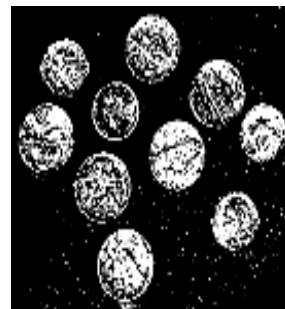


Figure 4.21 segmentation du 1<sup>ere</sup> image bruitée avec 'poisson' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	0.8352	366.9945	22.4842
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	27.1609	1.1437e+03	17.5476
Gradient	626.3814	1.3614e+04	6.7909

Tableau 4.7- Mesure de qualité de segmentation N:07.

3.2.2.2 Segmentation d'image N02 "street" bruitée avec 'poisson':

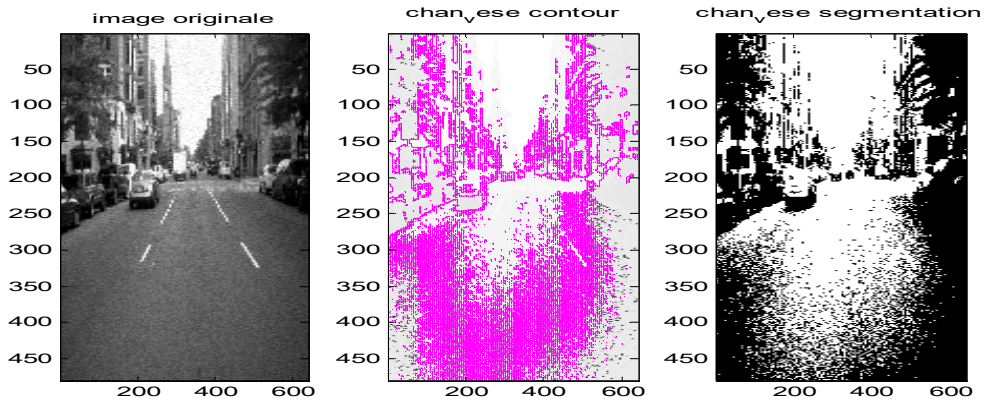


Figure 4.22 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par Chan-Vese



Figure 4.23 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par le Gradient



Figure 4.24 segmentation du 2<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	0.5894	1.6630e+03	15.9218
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	31.8611	1.8234e+03	15.5219
Gradient	606.4905	1.3441e+04	6.8464

Tableau 4.8- Mesure de qualité de segmentation N:08.

3.2.2.3 Segmentation d'image N03 "BAG" bruitée avec 'poisson':

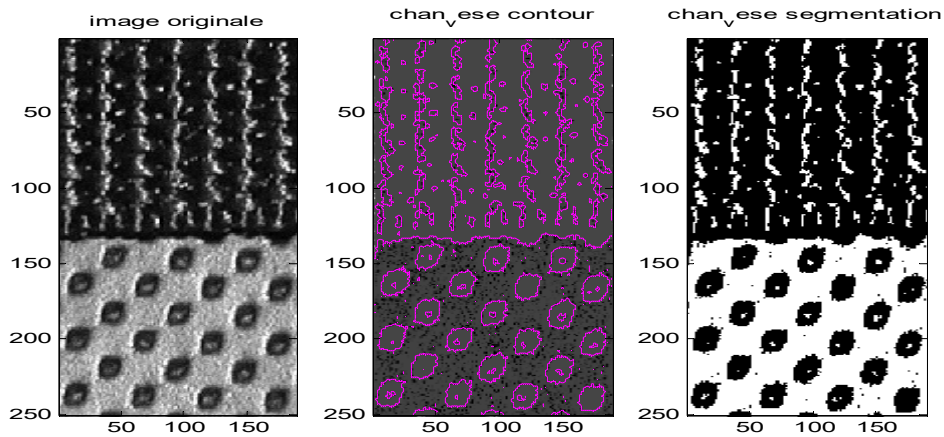


Figure 4.25 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par Chan-Vese

Regional Maxima of Opening-Closing by Reconstruction



Figure 4.26 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par le Gradient

Figure 4.27 segmentation du 3<sup>eme</sup> image bruitée avec 'poisson' par LPE

Les résultats obtenus pour les figures précédentes à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthodes de segmentation	EAM	EQM	PSNR
Chan-Vese	-0.1005	865.5861	18.7577
Lignes de Partage des Eaux "LPE"	48.9284	4.5345e+03	11.5655
Gradient	354.3576	1.2495e+04	7.1634

Tableau 4.9- Mesure de qualité de segmentation N:09.

### 4. Conclusion :

Dans ce chapitre, les méthodes de segmentation étudiées précédemment dans la troisième chapitre ont été appliquées sur des images, et cela pour qu'on puisse effectuer une étude comparative entre ces méthodes qui est basée sur les critères suivants: EQM, EAM et PNSR.

Les indices d'évaluations et la comparaison des résultats obtenus par les trois méthodes ont montré que la méthode de Chan-Vese est très intéressante et meilleure que les deux autres méthodes vu les résultats des critères d'évaluation (EQM, EAM, PSNR).

Nos résultats sont relativement satisfaisants pour tout les cas du modèle Chan-Vese.

Dans la deuxième partie du résultats nous montrons que notre modèle permet de détecter le contour d'un objet fortement bruité et par conséquent le contour d'une image qui n'est pas bien défini par son gradient. malgré le fait que le bruit soit présent dans les images, les formes géométriques sont reconstituées, sans pour autant filtrer le bruit.

Les résultats des segmentations par "LPE" et "Gradient" comme apparaît dans les figures (Figure: 4.11, Figure: 4.12, Figure: 4.17, Figure: 4.18, Figure: 4.26 et la Figure: 4.27) sont très sensibles au bruit, on peut remarquer que la méthode de CV apparaît comme la plus performante dans ce cas par rapport aux deux autres méthodes.

La méthode de CV donne d'excellents résultats, mais pour des images fortement bruitées, la détection de contours s'avère toujours plus délicate. Toutefois, nous sommes persuadés que cette approche reste meilleure que les deux autres approches.

Nous avons eu des résultats positifs avec le modèle de Chan-Vese que nous avons implémenté sur des images monospectrales (niveau de gris).

Le modèle de CV aussi montre que il est bien qualifié lorsque on a le appliquer sur des images avec des frontières non définies par le gradient.

L'approche de Chan-Vese donne d'excellents résultats, mais pour des images fortement bruitées, la détection de contours s'avère toujours plus délicate. Toutefois, nous sommes persuadés que cette approche reste meilleure que l'approche qui utilise des autres méthodes de segmentation.

Nous avons remarqué que pour la détection de contour, il faut jouer sur les coefficients afin d'avoir de meilleurs résultats. Les coefficients sont différents suivant les images, le contraste de l'objet dans l'image et aussi la position de la courbe dans l'image lors de son initialisation.

Mais comme toutes les méthodes d'optimisations, les deux méthodes proposées, hybride et non hybride, ont enregistré quelques inconvénients au cours d'exécution comme :

- Le nombre de paramètres, qui est relativement grand, les résultats dépendent directement de l'optimisation de ces paramètres.
- Le temps de calcul est parfois élevé estimé à quelque minutes dus au nombre d'itérations appliquées, plus le nombre d'itérations augmente plus le temps d'exécution augmente.

---

# **Conclusion générale**

---

### Conclusion générale :

Dans ce travail, nous avons présenté la conception d'une variante d'algorithme pour l'appliquer au problème de segmentation d'images.

La segmentation est l'étape la plus importante dans un système de traitement d'image, car c'est l'étape qui permet d'isoler les différentes entités qui composent une image et ceci influant fortement l'interprétation et l'analyse.

Il n'y a pas de solution générale au problème de segmentation, mais plutôt un ensemble d'outils mathématiques et algorithmiques, que l'on peut combiner ensemble pour résoudre des problèmes spécifiques.

Le présent travail nous a principalement montrés la variété des méthodes de segmentation existantes ainsi que leurs application dans le domaine de traitement d'image.

Nous avons testé cette méthode de segmentation en appliquant l'algorithme de Chan-Vese, et nous faire une comparaison entre l'algorithme proposé et des autres algorithmes existant par des critères de validités que nous allons utiliser précédemment.

Les résultats de test obtenus démontrent clairement l'efficacité de cet algorithme de segmentation d'image par rapport aux d'autres algorithmes dans le domaine de la segmentation des images.

Nous avons exposé dans le premier chapitre une généralité sur le traitement d'image.

Dans le deuxième chapitre, nous y avons présenté les différentes méthodes de segmentation d'images, nous sommes intéressés à la méthode de Chan-Vese, puis nous donnerons et expliquerons d'autres modèles de segmentation " Lignes de Partage des Eaux et le Gradient" qui nous les utilisons pour la comparaison les résultats pour des images scalaires en niveau de gris.

A travers le troisième chapitre, nous avons exposé en détail les méthodes de segmentation d'images :

- Chan-Vese.
- Lignes de Partage des Eaux.
- Gradient.
- Opérateur de croisement.
- Opérateur de mutation.
- Méthode d'insertion.
- Critère d'arrêt.

## Conclusion générale

---

Dans ce chapitre, nous allons présenter les tests et les résultats du travail fourni. Il s'agit principalement, de comparer entre la méthode de segmentation proposée de Chan-Vese et quelque d'autres modèles de segmentation: " Lignes de Partage des Eaux et le Gradient".

Pour faire une comparaison objective des différentes méthodes proposées, nous proposons d'opter comme critères: EAM (erreur absolue moyenne), EQM (erreur quadratique moyenne), et PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Nous présentons dans des tableaux les valeurs des critères de validation pour toutes les méthodes proposées.

### Bibliographie :

- [1] **Woods, k.** Genetic Algorithms: Color image segmentation , Literature Review, p. 1-3, July 2007.
- [2] **NAKIB, A.** Conception de méta heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images , Application à des images biomédicales. thèse de doctorat, Université Paris 12 -VAL DE MARNE. UFR de Sciences et Technologie, pp. 2-23, 2007.
- [3] **HOLLAND, J. H.** Adaptation in Natural and Artificial Systems , The University of Michigan Press, 1975. Second edition: MIT Press, 1992.
- [4] **GOLBERDG,D.E.** Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning , Massachusetts: Addison -Wesley, Reading, 1989.
- [5] **B. Bhanu, S. Lee, and J. Ming.** Adaptive image segmentation using a genetic algorithm , In IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 25, pp.1543-1567, December 1995.
- [6] **R.Q. Feitosa, G.A.O.P. Costa, and T.B. Cazes.** A genetic approach for the automatic adaptation of segmentation parameters . In OBIA06, 2006.
- [7] **P. Zingaretti, G. Tascini, and L. Regini.** Optimising the color image segmentation , In VIII Convegno dell'Associazione Italiana per l'Intelligenza Artificial, September 2002.
- [8] **H. Peng, F. Long, Z. Chi, and W. Su.** A hierarchical distributed genetic algorithm for image segmentation , In Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, vol. 1, pp. 272-276, 2000.
- [9] **V. Ramos and F. Muge.** Image color segmentation by genetic algorithms . In Proceedings of the 11th Portuguese Conference on Pattern Recognition, May 2000.
- [10] **Chun D. N., Yang H. S.** Robust image segmentation using genetic algorithm with a fuzzy measure , Pattern-Recognition, vol. 29, no. 7, pp. 1195-1211, 1996.
- [11] **M. Gong and Y.H. Yang.** Genetic-based multi resolution color image segmentation , In Vision Interface 2001, pp. 141-148, Jun 2001.

## Bibliographie

---

- [12] **Andrey P.** Segmentation d'images par algorithmes génétiques , Thèse de doctorat, Université de Paris 7, 1997.
- [13] **Ballerini L.** Genetic snakes for color images segmentation , Workshops on Applications of Evolutionary Computing, vol. LNCS 2037, pp. 268-77, 2001.
- [14] **Xu Y., Neu S.C., Ornes C.J., Owens J. F., Sklansky J., D.J. Valentino** , Optimization of active-contour model parameters using genetic algorithms: segmentation of breast lesions in mammograms. Proceedings of the SPIE International Society for Optical Engineering, San Diego, pp. 1406-1414, 21-28 Feb. 2002.
- [15] **GONZALES, R.C. WINTZ.** Digital Image Processing , Ed Addison - Wesley Publishing Company Advanced Book Program/World Science Division, Reading, and Massachusetts.USA.ISBN:0-201-03045-4, p. 431, 1977.
- [16] **BERGOUNIOUX, M.** Méthodes mathématiques pour le traitement d'image , [www.cel.archives-ouvertes.fr](http://www.cel.archives-ouvertes.fr), 2009.
- [17] **MAVROMATIS, S.** Analyse de texture et visualisation scientifique , thèse de docteur, Université de la méditerranée, pp. 14-35, 2001.
- [18] **KEFFACHE, M.AND SLIMANE, S.** Segmentation d'image médicale avec contours actifs , Mémoire d'ingénieur, Institut National de formation en Informatique (INI), pp. 11-12, 2001.
- [19] **LAKHDARI, M.** Segmentation d'images par contour actif en appliquant les algorithmes génétique , mémoire d'ingénieur Institut National de formation en Informatique(INI), pp. 18 -20, 2007.
- [20] **HERBULOT, A.** Mesures statistiques non paramétriques pour la segmentation d'images et de vidéos ET minimisation par contours actifs , Docteur en sciences , Université de Nice Sophia- Antipolis, CNRS, pp. 2-5, 2007.
- [21] **ROUSSELLE, J.J.** Les Contours Actifs : Une méthode de segmentation , Application a l'imagerie médicale, thèse de doctorat, Université François Rabelais de Tours, pp. 18, 2003.
- [22] **COCQUEREZ, J.-P. and PHILIPP, S.** Analyse d'images : filtrage et segmentation , Ed .Masson, pp. 457-1995.

- [23] **BELLET, F.** Une approche incrémentale a base de processus coopératifs et adaptatifs pour la segmentation des images en niveaux de gris , Thèse de doctorat de l'institut national polytechnique de Grenoble, Spécialité : Informatique, pp. 210, 19 juin 1998.
- [24] **HOROWITZ, S.L. Pavlidis, T.** Picture Segmentation by Tree Transversal Algorithm , J . ACM.vol. 32, 2, pp. 368-388. 1976.
- [25] **CHASSERY, J.M. MONTANVERT, A.** Géométrie discrète en analyse d'images , Ed. Hermès, pp. 538, mai 1991.
- [26] **GONZALEZ, R.C., Woods, R.E.** Digital Image Processing , Pearson Prentice Hall, 2002.
- [27] **MAITRE, H.** (coordinateur)-Le traitement des images , Paris : Hermès, 2003.
- [28] **NAJMAN, L. AND COUPRIE, M.** Watershed algorithms and contrast preservation , Discrete geometry for computer imagery. vol. 2886, pp. 62-71. 2003.
- [29] **ALMOUZNI, G.** Traitement Numérique Des Images , [www. ga.perso.eisti.fr](http://www.ga.perso.eisti.fr). 2010- 2011.
- [30] **CANNY, J.** A computational Approach to Edge Detection , IEEE Transaction on PAMI, 8(6), pp. 679 - 698, 1986.
- [31] **DERICHE, R.** Using Canny Criteria to Derive a recursively Implemented Optimal Edge Detector , Computer Vision, 1(2), pp. 167, 1987.
- [32] **BURR, D. J.** Elastic Matching of line Drawings , IEEE Trans on pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). vol. 3, no. 6, pp. 708 -713, November 1981.
- [33] **KASS, M.WITKIN, A.TERZOPOULOS, D.** Snakes: Active Contour Models , In proceedings of The first International Conference on Computer Vision, pp. 259 - 268, juin 1987.
- [34] **KASS, M.WITKIN, A. AND TERZOPOULOS, D.** Snakes: Active Contour Models , International Journal of Computer Vision, vol. 55, pp. 321-331, 1988.

- [35] **BERGER, M-O.** Les contours actifs : modélisation comportement et convergence , Thèse de doctorat de l'institut National Polytechnique de Lorraine, spécialité : Informatique, pp.135, 6 février 1991.
- [36] **XU, C.** Deformable Models With Application to Human Cerebral Cortex Reconstruction from Magnetic Resonance Images , PHD Johns Hopkins University, Baltimore, Maryland, USA. pp. 135 Avril 2000.
- [37] **XU, C.AND PRINCE, J.L.** Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow , IEEE Trans on Image Processing, vol.7, no. 3, pp. 359 -369, Mars 1998.
- [38] **XU,C. AND PRINCE,J.L.** Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours , Signal Processing, vol.71(2), pp. 131-139, December 1998.
- [39] **COHEN, L.D.** On Active Contour Model and Balloons , Computer Vision, Graphics and Image Processing: Image Understanding, vol. 53, no. 2, pp. 211-218, March 1991. Apparaît d'abord en RR INRIA 1075 Aout 1989.
- [40] **AMINI, A.A. TEHRANI, S. AND WEYMOUTH, T.E.** Using Dynamic Programming for Minimising The Energy of Active Contours in The Presence of Hard Constraints , 2nd Int .Conf .Computer. Vision, Tampa, FL, USA, pp. 95-99, Décembre 1988.
- [41] **WILLIAMS, D.J.AND SHAN, M.** A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation , CVIGP Computer Vision Graphics Image Process: Image Understanding, vol. 55, no. 1, pp. 14-26, Janvier 1992.
- [42] **COHEN, L.D.** Etudes des modèles de contours actif et d'autres techniques de traitement d'images , Thèse de doctorat de l'université de Paris Sud, Centre d'Orsay, Spécialité : Informatique, pp. 165, 1990.
- [43] **COHEN, L.D. COHEN, I.** Finite Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2D en 3D Images , Third International Conference on Computer Vision, ICCV' 90, Osaka, Japan, pp. 587 -591, Décembre 1990.
- [44] **LAM, K.-M. YAN, H.** Fast greedy algorithm for active contours , Electronics Letters, vol. 30, no. 1, pp. 21-23, 6 Janvier 1994.

- [45] **BOURAZZA, S.** Variante d'algorithmes génétiques appliqués aux problèmes d'ordonnancement , Doctorat de l'université du Havre, Spécialité Mathématiques Appliquées et Informatique, pp. 5-8 ,2006.
- [46] **LERMAN, I.AND NGOUENET, F.** Algorithmes génétiques séquentiels et parallèles pour une représentation affine des proximités , Rapport de Recherche de l'INRIA Rennes - Projet REPCO 2570 INRIA.
- [47] **BENAHMED, N.** Optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés : Sélection et pondération des primitives par algorithme génétique , Université du Québec, 2002.
- [48] **RENNARD, J.P.** Genetic Algorithm Viewer : Démonstration d'un Algorithme génétique , [www.renard.or.alif](http://www.renard.or.alif), Avril 2000.
- [49] **VALLE, T. AND YILDIZOGLU, M.** Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie , Université de Nantes et Université Montesquie Bordeaux, 2001.
- [50] **CERF, R.** Une théorie asymptotique des algorithmes génétiques , Thèse de doctorat, Université de Montpellier, 1994.