

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou**



**Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Automatique**

PROJET DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme
d'INGENIEUR D'ETAT EN AUTOMATIQUE

Présenté par

BOUAZZA Fettouma

le 07/07/2009

Thème

**LES CONTOURS ACTIFS EN
SEGMENTATION D'IMAGES TEXTUREES**

Devant le jury composé de :

Président : Mr HAMMOUCHE Kamel

Promoteur : Melle CHILALI Ouardia

Examineur : Mme ALKAMA Sadia

Examineur : Mme BOUDJEMAA Fadhila

Promotion 2009

REMERCIEMENTS

Je remercie tous les membres de jury.

*Je tiens à remercier ma promotrice Mlle
CHILALI Ouardia et lui exprimer ma sincère
reconnaissance pour son aide et ses conseils tout
au long de ce travail.*

Mes remerciements à mes amis.

*Merci à ma famille : ma mère, mon père, mes
frères, en particulier mon petit frère.*

Dieu merci.

DEDICACES

A ma famille.

A tous ceux qui me sont cher(e)s.

Introduction générale.....	1
-----------------------------------	----------

CHAPITRE I : Notions sur la texture et la segmentation

1. Introduction	2
2. L'image	2
2.1 Définition	2
2.2 Les caractéristiques d'une image	2
2.3 Le contenu d'une image	2
3. La texture	3
3.1 Définition de la texture	3
3.2 Les méthodes d'analyse de texture	4
3.3 Les attributs de texture	5
3.3.1 Définition	5
3.3.2 La matrice de cooccurrence	6
4. La segmentation	8
4.1 Définition	8
4.2 Méthodes sur histogramme	8
4.3 Méthodes par transformation de régions	10
4.3.1 La croissance de région	11
4.3.2 Le partage de région	11
4.3.3 Les graphes d'adjacence	12
4.4 Méthodes par optimisation	13
5. Quelques méthodes de segmentation d'images texturées.....	13
5.1 Segmentation d'images texturées en utilisant le filtre de Gabor et K-means...	13
5.2 Par optimisation de la géométrie du voisinage.....	14
5.3 Basée sur le codage d'extrémalité locale.....	15
6. Conclusion	15

CHAPITRE II : Les contours actifs

1. Introduction	16
2. Définition du contour actif	16
3. Les contours actifs basés frontières	16

3.1 Le snake	16
3.2 Les modèles géométriques	18
4. Les contours actifs basés régions	19
4.1 La théorie des ensembles de niveaux	20
4.2 Le modèle de Chan et Vese	22
4.3 Modèle du contour actif multi-phases.....	25
4.4 Extension aux images vectorielles	29
5. Conclusion	29

CHAPITRE III : L'approche adoptée

1. Introduction	30
2. Partie 1 : Extraire les paramètres de texture et utilisation du filtre de Gabor.....	31
2.1 L'extraction d'attributs de texture par la matrice de cooccurrence	31
2.2 Le filtre de Gabor	33
3. Partie 2 : Application du contour actif de Chan et Vese.....	35
3.1 Evolution du contour actif	36
4. Conclusion	37

CHAPITRE IV : Tests et résultats

1. Introduction	38
2. Implémentation	38
3. Application	38
3.1 Description des images utilisées	38
3.2 Application de l'approche adoptée	39
3.3 Interprétation	46
4. Conclusion	50

Conclusion générale	51
---------------------------	----

Annexe

Bibliographie

CHAPITRE I

*Notions sur la texture et la
segmentation*

1. Introduction :

Dans le domaine du traitement de l'image et de la vision, il n'existe pas de définition satisfaisante de la texture. D'une façon plus technique, la texture serait une structure composée d'un grand nombre d'éléments ou patrons similaires, plus ou moins ordonnés.

Dans le cas de segmentation d'une image, au sens de texture, on parle de segmentation d'image texturée. Il est nécessaire de classer les pixels, de cette image, en se basant sur l'extraction d'attributs permettant de caractériser les différentes textures de l'image, dans le but de les différencier.

Ainsi, dans ce chapitre nous allons essayer d'élargir les notions d'image, segmentation et texture.

2. L'image :

2.1 Définition :

L'image est définie comme une fonction à deux variables $I(x,y)$, sachant que (x,y) est la position d'un point de l'espace sur le plan de projection 2D, et I l'intensité au point de coordonnées (x,y) .

La notion image numérique est définie comme étant une matrice dont la valeur de chaque élément représente une intensité discrète de la lumière qui est le niveau de gris.

2.2 Les caractéristiques d'une image [1]:

Une image est représentée par une matrice de dimension $N \times M$, N qui est le nombre de lignes et M le nombre de colonnes. Chaque élément de la matrice, appelé pixel, le plus petit élément de l'image, représente l'intensité lumineuse comprise entre 0 et 255, soit 256 niveaux de gris. Le noir correspond au niveau de gris 0 et le blanc le niveau de gris 255.

2.3 Le contenu d'une image [1]:

a) La texture :

C'est une répartition statistique ou géométrique d'un groupe de pixels dans l'image. Une notion que nous élargirons par la suite.

b) Le contour :

C'est une limite entre deux régions dont la différence de niveau de gris est significative.

c) La région :

C'est un groupe de pixels présentant les mêmes caractéristiques.

d) L'objet :

C'est une région ou groupe de régions délimitée par un contour possédant une indépendance dans l'image.

3. La texture :**3.1 Définition de la texture :**

La notion de texture (Figure I.1) est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. Autrement dit, elle est une mesure quantitative pour décrire le contenu d'une région. Elle se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants: grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière. Donc c'est une répartition statistique ou géométrique des intensités dans l'image [1].

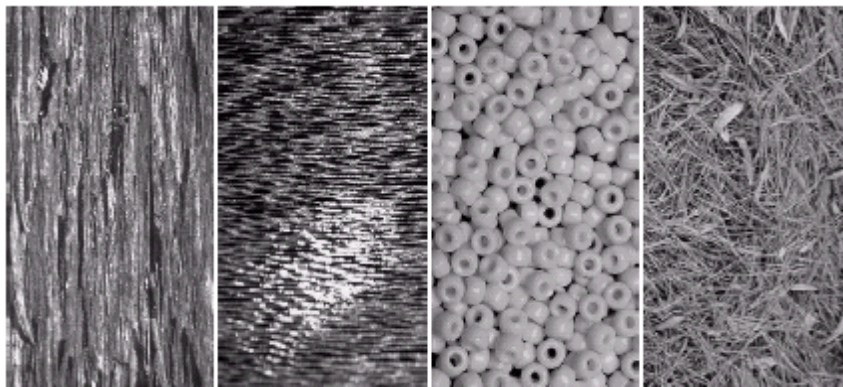


Figure I.1 : exemples de textures naturelles : écorce d'arbre, poil court, perles, tapis d'aiguilles de pin et de feuilles.

Pratiquement, on a 2 classes de textures :

- Les macro-textures (Figure I.2) présentant un aspect régulier sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise, d'où l'approche structurale déterministe.

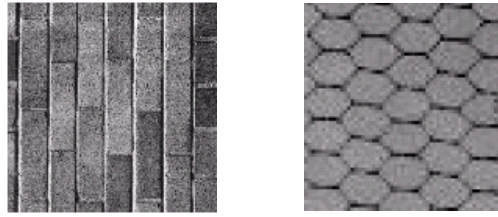


Figure I.2 : exemples de macro-textures.

- Les micro-textures (Figure I.3) caractérisant un aspect anarchique et homogène sous formes de primitives microscopiques distribuées de manière aléatoire, d'où l'approche probabiliste.

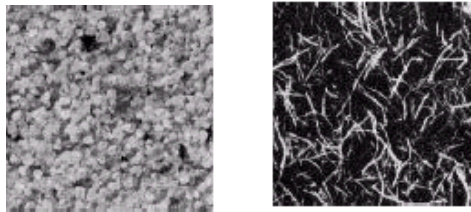


Figure I.3 : exemples de micro-textures.

3.2 Les méthodes d'analyse [15] :

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. Dans ce sens, les critères visuels qui ont été retenues pour la texture sont: le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique.

L'analyse de texture est utilisée dans des domaines de plus en plus variés. La caractérisation, la segmentation des images ou la reconnaissance des formes représentent ses plus importantes applications.

Les différentes méthodes concernant l'analyse de texture sont:

a) Les méthodes structurelles :

Ce sont des méthodes adaptées aux textures macroscopiques basées sur l'information structurelle et contextuelle d'une forme. Cette analyse se fait en deux étapes : la première est l'identification des éléments constitutifs, la deuxième est la définition des

règles de placement. Il y a deux structures importantes : les structures de graphe et les structures syntaxiques.

b) Les méthodes fractales :

Elles sont basées sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface qui représente les niveaux de gris. Cette dimension fractale se définit comme étant une mesure du degré d'irrégularité d'un objet décrivant ainsi une certaine propriété de la texture.

c) Les méthodes spatiaux-fréquentielles :

Elles préservent les informations globales et locales, elles sont adaptées aux signaux quasi périodiques sachant que les textures sont des signaux quasi périodiques ayant une énergie fréquentielle localisée.

d) Les méthodes basées sur l'étude des formes :

Comme son nom l'indique, elles sont basées sur des formes car les régions texturales, d'une image, prennent des formes particulières. Alors, elles sont caractérisées par des paramètres appelés de formes. Elles sont utilisées dans l'analyse macro-texturale et la reconnaissance des formes.

e) Les méthodes statistiques :

Elles se réalisent soit en exploitant les propriétés statistiques de la texture en réécrivant l'image de texture dans un plan transformé (la densité spectrale, méthode des extrema locaux, méthodes de transformation de Fourier) ; soit en utilisant directement ces propriétés statistiques (matrice de cooccurrence, matrice de voisinage, modèle de Markov, modèles de la morphologie mathématiques).

3.3 Les attributs de texture :

3.3.1 Définition :

Un attribut peut être défini comme étant une donnée de type numérique décrivant le contenu d'une image. Il existe plusieurs attributs à savoir : les moments d'ordre 1 à 4 , attributs de la matrice de longueur de plages, attributs des histogrammes locaux du premier ordre, attributs des extrema locaux, attributs de l'intégrale curviligne et les

attributs de la matrice de cooccurrence. Dans notre cas, nous nous intéressons aux attributs de la matrice de cooccurrence (Annexe A).

3.3.2 La matrice de cooccurrence :

La matrice de cooccurrence MC détermine la fréquence d'apparition d'un motif, formé de deux pixels reliés entre eux selon deux paramètres : la distance d et l'angle θ . Elle est de taille $Ng \times Ng$, où Ng correspond au niveau de gris maximum de l'image. On la note $MC(d, \theta)$.

Cette distance d représente le pas de déplacement de deux pixels, d'une valeur égale à 1, 2, 3, 4, etc., mais généralement prise égale à 1 [10]. L'angle θ est la direction, par rapport à l'horizontale, suivant laquelle ces deux pixels sont comparés. Ses valeurs sont : $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135° . La taille de MC peut être réduite, afin de ne pas avoir une matrice de taille trop élevée, en divisant les niveaux de gris de l'image soit sur 8, 16 ou 32 [14].

Exemple 1 :

Soit la matrice $I =$

3	1	2
1	5	3
1	4	4
2	2	5

Le niveau de gris maximum est $Ng = 5$.

Les matrices de cooccurrence pour une distance $d = 1$, d'angles $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, sont représentées respectivement :

$MC(1,0) =$

<u>0°</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	<u>5</u>
<u>1</u>	0	1	0	1	1
<u>2</u>	0	1	0	0	1
<u>3</u>	1	0	0	0	0
<u>4</u>	0	0	0	1	0
<u>5</u>	0	0	1	0	0

$$MC(1,45) =$$

<u>45°</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	<u>5</u>
<u>1</u>	1	0	0	0	1
<u>2</u>	0	0	0	2	0
<u>3</u>	0	0	0	0	0
<u>4</u>	0	0	1	0	0
<u>5</u>	0	1	0	0	0

$$MC(1,90) =$$

<u>90°</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	<u>5</u>
<u>1</u>	1	0	1	0	0
<u>2</u>	1	0	0	1	0
<u>3</u>	0	1	0	0	0
<u>4</u>	0	0	1	1	1
<u>5</u>	1	0	0	1	0

Exemple 2 :

Soit une image donnée (Figure I.4.a). A partir d'elle, on extrait une partie représentée sous forme de matrice où chaque pixel est remplacé par une valeur caractérisant son niveau de gris (Figure I.4.b). Enfin la matrice de cooccurrence est calculée pour une distance $d = 1$ et une direction $\theta = 0^\circ$ (Figure I.4.c). On prend, par exemple, le couple (1,4) qui est répété deux fois au niveau de la matrice de niveaux de gris. Alors, on va placer le nombre 2, dans la case correspondante à l'intersection 1-4 (case entourée). On voit bien que la matrice de cooccurrence trouvée est une matrice carrée de taille 4×4 , où 4 correspond au niveau de gris maximum de (b).



Figure I.4 : calcul de la matrice de cooccurrence à partir d'une image.

4. La segmentation :

4.1 Définition :

La segmentation consiste à partitionner une image en un ensemble de régions connexes, cela en cherchant des zones de l'image possédant des attributs communs, comme la luminosité ou la texture.

On distingue deux types de segmentation : la segmentation par contours et la segmentation par régions.

La segmentation par régions peut être classée en trois approches : méthodes sur histogramme, méthodes par transformation de régions et méthodes par optimisation [7] (Figure I.5).

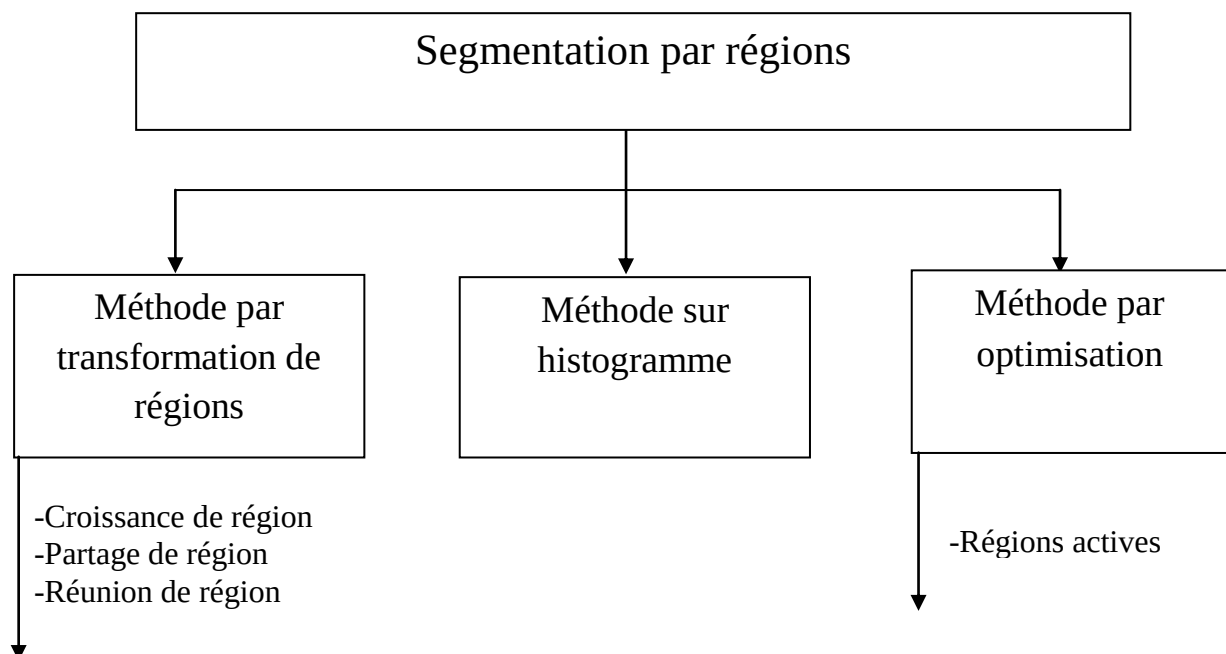


Figure I.5 : organigramme de la segmentation par région.

4.2 Méthode sur histogramme :

Le principe est de localiser sur l'histogramme de l'image un mode isolé, puis détecter la zone correspondante par seuillage. Ces étapes sont représentées sur les figures I.6 :

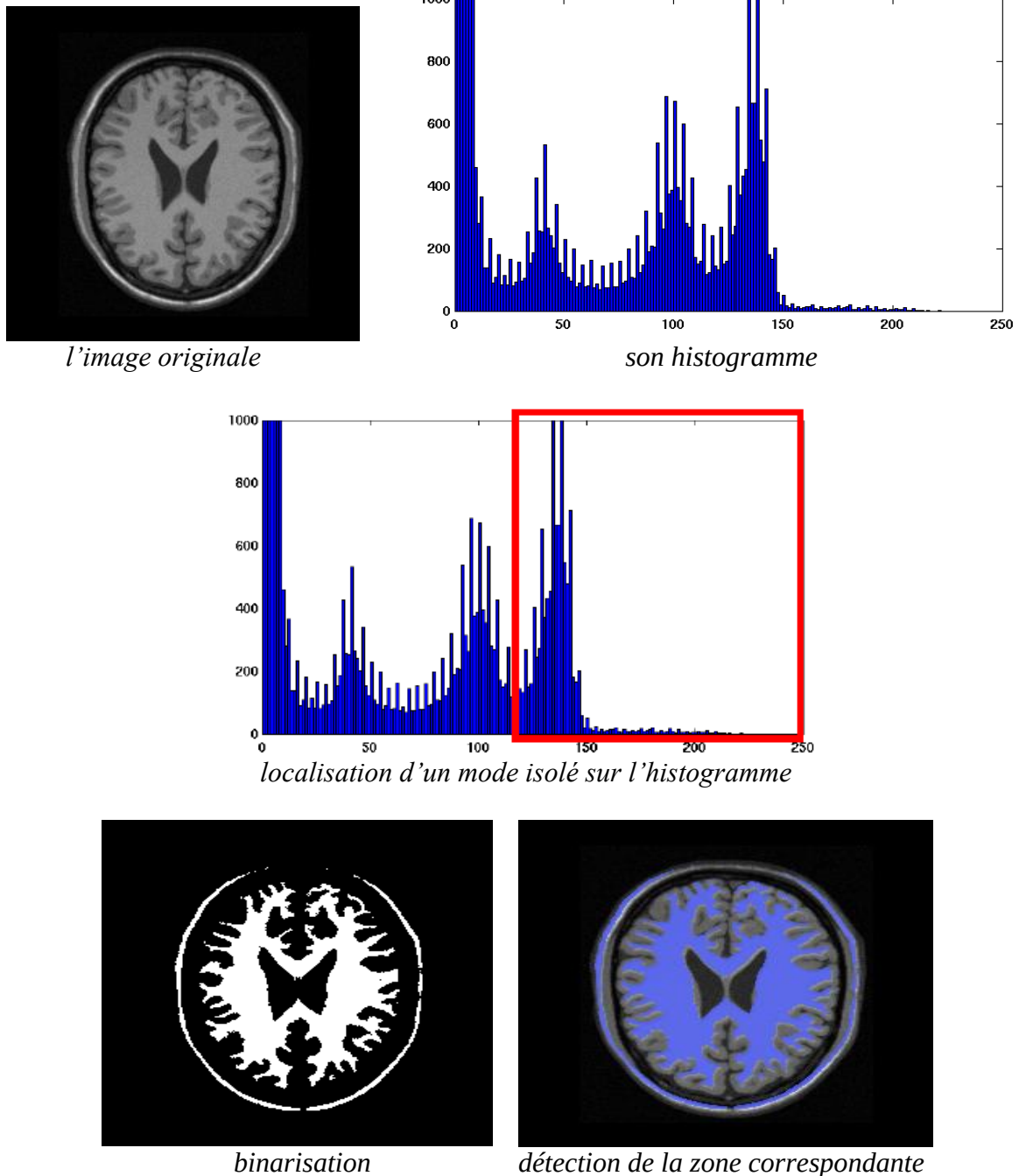


Figure I.6 : les différentes étapes de la méthode sur histogramme [7].

Rappelant qu'un histogramme, ou spectre de l'image, représente les fréquences d'apparition des niveaux de gris dans l'image. Plus précisément, c'est un vecteur $h(i)$ de dimension 256 où chaque élément de ce vecteur représente le nombre de pixels de l'image possédant le niveau de gris i .

Le seuillage est l'opération consistant à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur, appelée seuil, et à la valeur maximale les

pixels ayant une valeur supérieure. Le résultat du seuillage est une image binaire, c'est la raison pour laquelle le terme binarisation est parfois employé.

Cette méthode est recommandée dans le cas des images présentant des classes évidentes. Sa mise en œuvre est simple.

4.3 Méthodes par transformation de régions [7] :

le principe est de créer une partition de l'image I en sous-ensembles R_i dits régions vérifiant un certain prédicat (Figure I.7).



Figure I.7 : partitionner une image : (a) l'image initiale et (b) sa partition.

Sachant que :

- 1) Un prédicat est un critère utilisé pour tester l'homogénéité des sous-ensembles R_i . En prenant Ω le domaine de l'image et le prédicat P , la segmentation de Ω est définie comme une partition de Ω en n sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

$$\begin{aligned}
 1. \Omega &= \bigcup_{i=1}^n R_i; \\
 2. \forall i \in \{1, \dots, n\}, R_i &\text{ est connexe;} \\
 3. \forall i \in \{1, \dots, n\}, P(R_i) &= \text{vrai}; \\
 4. \forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2; i \neq j : R_i &\text{ est adjacent à } R_j \Rightarrow P(R_i \cup R_j) = \text{faux}.
 \end{aligned} \tag{I.1}$$

- 2) Une partition est un ensemble de régions R_i de l'image qui vérifie les propriétés suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i, j, i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset; \\ \bigcup_i R_i = \text{Support(image)}; \\ \forall i R_i \neq \emptyset. \end{array} \right. \tag{I.2}$$

On distingue trois types : la croissance de région, le partage de région et les graphes d'adjacence.

4.3.1 La croissance de région :

Le principe est d'initialiser une région R_0 à un pixel, ou des germes qui représentent un groupe de pixels. On rajoute à R_0 tous les pixels voisins qui vérifient un prédicat. Itérer jusqu'à convergence (Figure I.8).

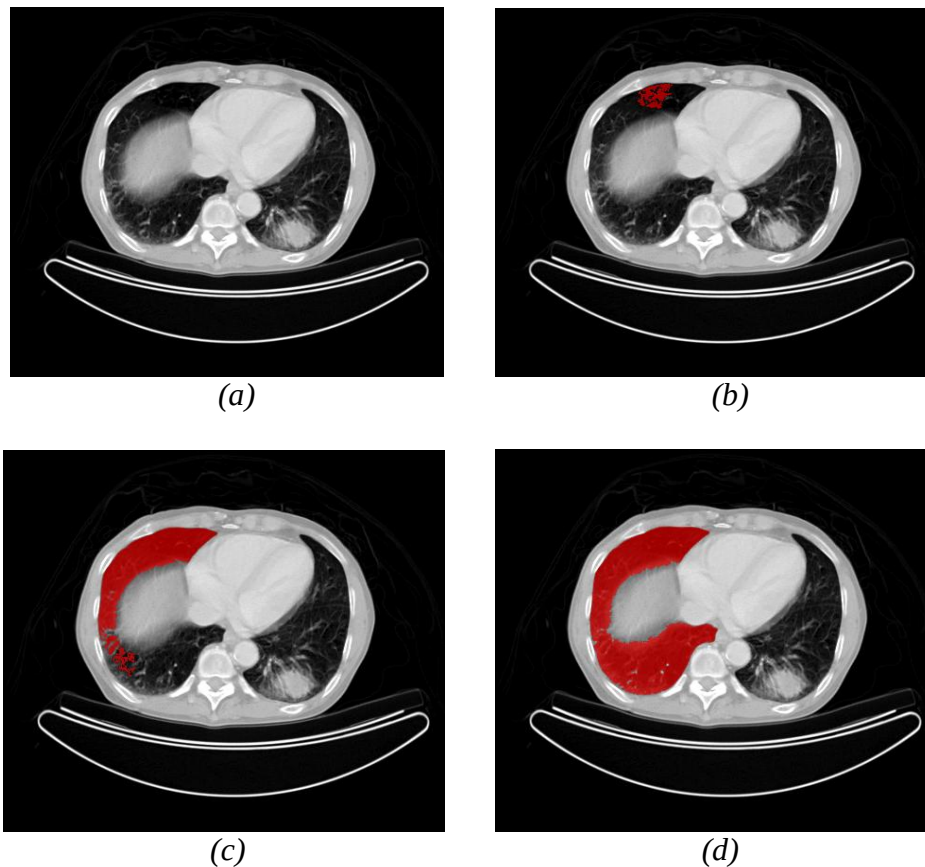


Figure I.8 : segmentation par croissance de région : (a) l'image initiale, (b) après 1000 itérations, (c) après 5000 itérations et (d) convergence obtenue à 10119 itérations [7].

Les résultats dépendent de la position des germes initiaux. L'implémentation est simple et le temps d'exécution est rapide.

4.3.2 Le partage de région :

Cette méthode consiste à partager une image en un ensemble de régions proches, vis-à-vis du prédicat choisi (Figure I.9).

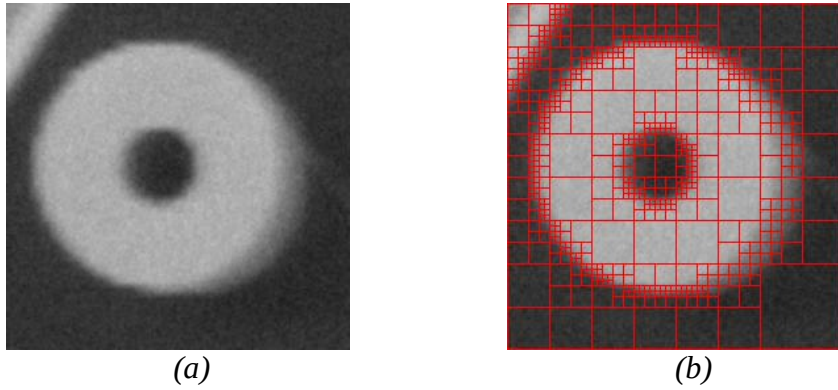


Figure I.9 : principe du partage de région : (a) image initiale et (b) image partagée [7].

Son principe est de diviser l'image entière en régions. Soit R l'une de ces régions qui va être divisée n fois produisant ainsi de nouvelles régions R_i^n . Ensuite, on teste le prédicat pour chaque R_i^n et on choisit la subdivision n qui donne le plus de sous-régions vérifiant P . Celle qui ne le vérifie pas sera considérée comme une région R testée pour un autre prédicat (Figure I.10).

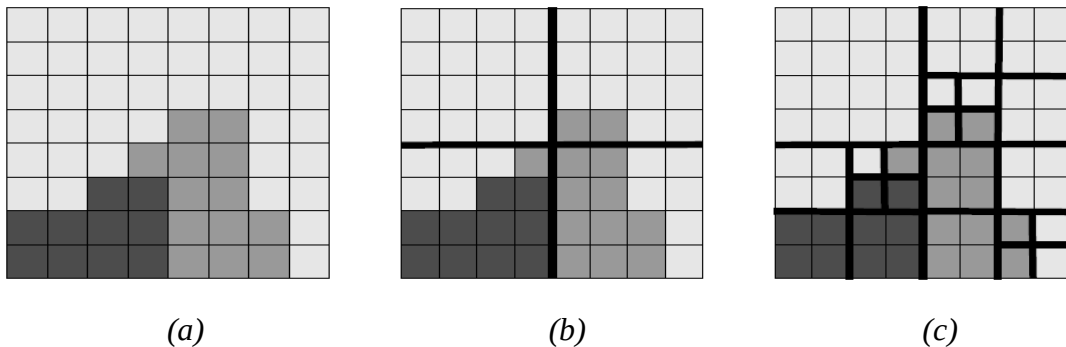


Figure I.10 : partager une image en régions : (a) image originale, (b) image découpée en quatre et (c) image résultat.

Le résultat de la segmentation est influencée par la géométrie de découpe et du nombre de découpes.

4.3.3 Les graphes d'adjacence :

Son principe se résume comme suit : à partir d'une segmentation initiale, on définit un graphe d'adjacence où une région est un nœud et un arc une relation d'adjacence. On trie tous les couples de nœuds adjacents selon une fonction de similarité, dans une liste ordonnée, puis on regroupe les deux meilleurs candidats et ainsi de suite (Figure I.11).

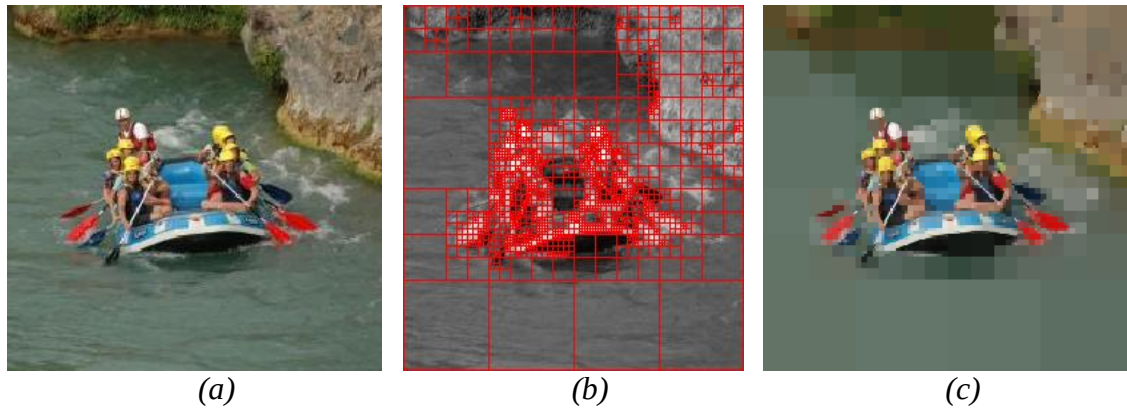


Figure I.11 : principe de la méthode de graphes d'adjacence : (a) image originale, (b) graphe d'adjacence et (c) image segmentée[7].

Le résultat dépend de l'ordre où s'effectue le regroupement des régions et il est préférable, tout d'abord, de regrouper les petites régions.

4.4 Méthodes par optimisation :

Le principe est de trouver un compromis entre les différentes propriétés de la fonction f bidimensionnelle qui doit rester proche de l'image I en minimisant une fonctionnelle d'énergie. Ces méthodes regroupent, entre autres, les contours actifs qui seront détaillés au prochain chapitre.

5. Quelques méthodes de segmentation d'images texturées :

5.1 Utilisant le filtre de Gabor et K-means [3]:

Dans les travaux de N. Seo (Figure I.12), il a utilisé le filtre de Gabor afin de rendre l'image lisse et la classification par la méthode de K-means qui consiste à répartir un ensemble de données en K - classes homogènes.

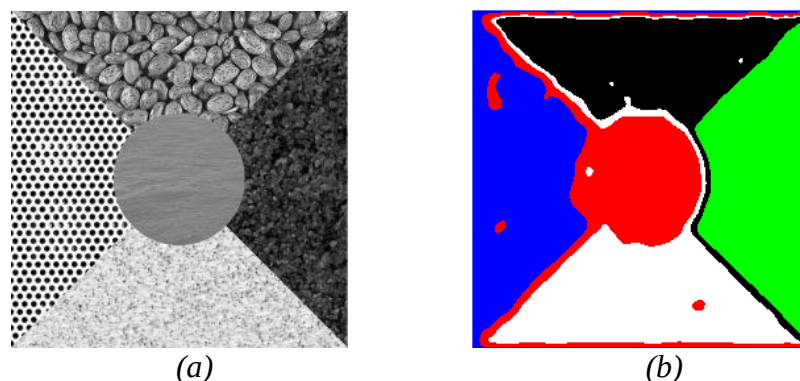


Figure I.12 : segmentation en utilisant le filtre de Gabor et K-means : (a) l'image initiale et (b) l'image segmentée.

Le filtre de Gabor permet l'extraction directe de caractéristiques de texture localisées en fréquence et en orientation, c'est-à-dire que pour chaque pixel, il permet le calcul de caractéristiques dans un voisinage l'englobant. Cette technique, précisément inspirée du mécanisme de la vision humaine qui opère une décomposition fréquentielle systématique des images qui parviennent sur la rétine [16], se relève particulièrement efficace.

Le principe du filtre de Gabor est donc de bâtir un banc de filtres très sélectifs en fréquence et en orientation, et de filtrer l'image à analyser avec chacun d'eux ; le calcul à posteriori de paramètres sur les images résultats, permet de caractériser les textures contenues dans l'image à analyser.

Le filtre de Gabor est défini comme une fréquence pure modulée par une gaussienne. Le but du filtrage est de sélectionner l'ensemble de fréquences qui compose la région à détecter. Ce filtre est très performant grâce à sa propriété de résolution optimale dans les deux domaines fréquentiel et temporel. Sa fonction bidimensionnelle, utilisé dans ce projet, est donnée par :

$$g_{\lambda\theta\psi\sigma\gamma}(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (I.3)$$

$$\text{avec : } x' = x\cos(\theta) + y\sin(\theta) \quad (I.4)$$

$$y' = y\cos(\theta) - x\sin(\theta) \quad (I.5)$$

avec :

λ : la période de l'onde.

ψ : la phase du cosinus.

θ : l'angle de rotation de (x', y') par rapport à (x, y) , représentant aussi l'orientation de l'enveloppe gaussienne au niveau du domaine spatial.

$f = \frac{1}{\lambda}$: la fréquence.

σ : la variance.

5.2 Par optimisation de la géométrie du voisinage [11] :

L'étude expérimentale a montré que la géométrie influe considérablement sur la qualité des résultats. L'amélioration des performances de classification peut être obtenue par optimisation de la géométrie du voisinage, limitant par voie de conséquence sa taille et permettant une segmentation plus précise (Figure I.13).

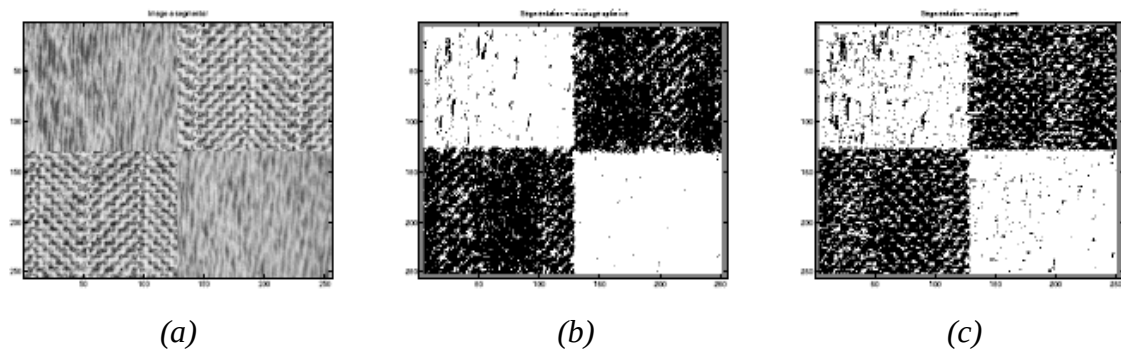


Figure I.13 : segmentation par optimisation de la géométrie du voisinage :

(a) image originale, (b) segmentation avec un voisinage optimisé,
(c) segmentation avec un voisinage carré classique.

5.3 Basée sur le codage d'extrémalité locale [12]:

La technique proposée consiste à effectuer à chaque pixel de l'image un code ou valeur en fonction de son niveau de gris et de ceux de ses voisins. Permettant, ainsi, d'améliorer l'extraction d'attributs caractéristiques et de diminuer la quantité de données à analyser. Après l'extraction des attributs texturaux à partir de l'image code, la segmentation a été réalisée en utilisant l'algorithme des K-means (Figure I.14).

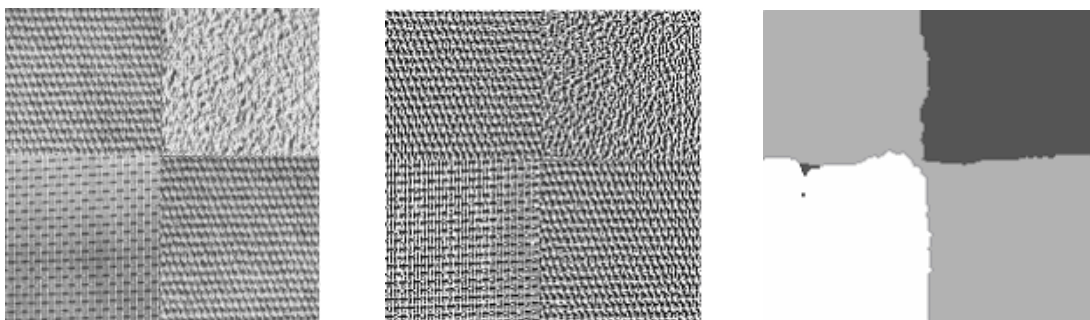


Figure I.14 : segmentation par le codage d'extrémalité locale : (a) image originale,
(b) image codée et (c) image résultat.

6. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons défini l'image, la texture et la segmentation : les images qui se traduisent par des matrices à deux dimensions, les textures qui caractérisent ces images et les attributs de texture qui décrivent les régions composant ces images pour arriver à ce qu'on appelle la segmentation d'images texturées.

La segmentation avec les contours actifs est l'une des méthodes les plus récentes. Ces contours actifs sont détaillés tout le long du chapitre qui va suivre.

CHAPITRE II

Les contours actifs

1. Introduction :

Les contours actifs, ou modèles déformables, sont utilisés afin d'extraire les caractéristiques visuelles dans une image, plus précisément, les contours d'objets. L'origine était les modèles élastiques publiés par Burr en 1981, mais les travaux connus, dans ce domaine, sont ceux de Kass et *al.* en 1987, qui introduisent les snakes.

Ils sont utilisés dans différents domaines comme la segmentation d'images pour leur capacité à détecter les contours en un seul processus de minimisation d'énergie.

2. Définition du contour actif :

Le contour actif est formé de points mobiles répartis sur une courbe, en deux dimensions, fermée ou ouverte, à extrémités fixes ou non. Il est placé à proximité de la zone d'intérêt dans une image I , se déplace et épouse les contours des objets (Figure II.1).

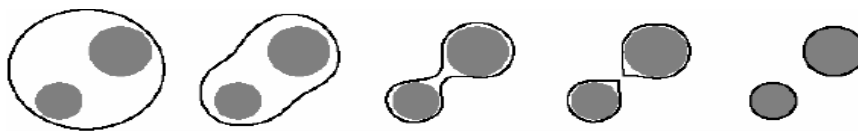


Figure II.1 : initialisation et évolution du contour actif.

Cette évolution est itérative, décrite par des équations basées sur la notion d'énergie interne correspondante aux caractéristiques de la courbe, et l'énergie externe dépendante de l'image elle-même.

Utilisé en segmentation d'imagerie médicale, reconnaissance de formes, stéréovision, suivi d'objet en mouvement, etc.

On distingue 2 grandes familles de contours actifs : les contours actifs basés régions et les contours actifs basés frontières.

3. Les contours actifs basés frontières [9]:

3.1 Le snake

Snake était le premier modèle de contours actifs proposé par Kass et *al.* en 1987, défini comme étant une courbe déformable $\mathcal{C}$ telle que :

$$\begin{aligned} v: \Omega = [0,1] &\rightarrow \mathbb{R}^2 \\ \mathcal{C}(s) \equiv \{v(s)\} &= \{(x(s), y(s)); 0 \leq s \leq 1\}: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 \end{aligned} \quad (\text{II.1})$$

$\mathcal{C}$ spatialement et temporellement représentée comme le montre la figure II.2 :

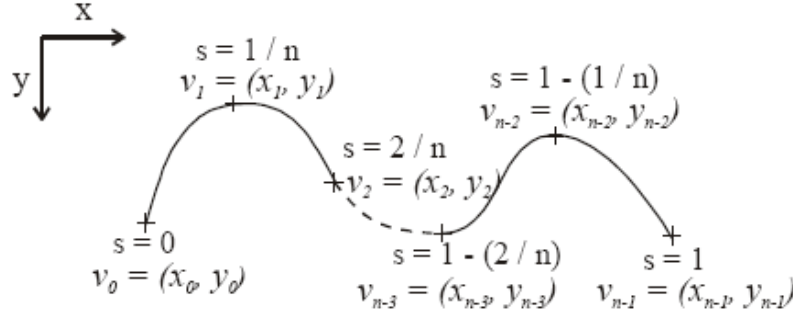


Figure II.2 : l'abscisse curviligne s et sa position en fonction des coordonnées cartésiennes pour un snake.

Sachant que son domaine de définition est normalisé à $[0,1]$, s l'abscisse curviligne et v la position d'un point avec ses coordonnées cartésiennes x et y .

Cette position à un instant donné t est donnée par :

$$v(s, t) = (x(s, t), y(s, t))^T, \forall (s, t) \in [0, 1] \times [0, \infty] \quad (\text{II. 2})$$

L'évolution du contour actif, ou de la courbe $\mathcal{C}$, est en fonction de la vitesse $V(s, t)$ et le contour initial $\mathcal{C}_0$ telle que :

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s, t)}{\partial t} = V(s, t), \mathcal{C}(s, 0) = \mathcal{C}_0(s) \quad (\text{II. 3})$$

Sans oublier que cette évolution est guidée par la minimisation de la fonction d'énergie, qui est décrite par l'équation suivante:

$$E = \int_0^1 (\alpha |\mathcal{C}'(s)|^2 + \beta |\mathcal{C}''(s)|^2) ds - \lambda \int_0^1 |\nabla I(\mathcal{C}(s))| ds \quad (\text{II. 4})$$

Où :

$$E_{int} = \int_0^1 (\alpha |\mathcal{C}'(s)|^2 + \beta |\mathcal{C}''(s)|^2) ds \quad (\text{II. 5})$$

$$E_{ext} = \lambda \int_0^1 |\nabla I(\mathcal{C}(s))| ds \quad (\text{II. 6})$$

avec :

E_{int} : l'énergie interne qui sert à maintenir une certaine topologie cohérente du contour, dite interne car elle caractérise les paramètres physiques du contour (élasticité et rigidité).

E_{ext} : l'énergie externe qui fait intervenir les caractéristiques de l'image que l'on cherche à mettre en valeur.

$\mathcal{C}'(s)$: la dérivée du premier ordre de la courbe $\mathcal{C}$.

$\mathcal{C}''(s)$: la dérivée du second ordre de la courbe $\mathcal{C}$.

∇I : le gradient de l'intensité de l'image I .

α, β, λ : des constantes réelles.

Le but est d'avoir $E \rightarrow 0$ cela quand $\mathcal{C}$ épouse les contours des objets dans I .

Bien que ce modèle soit innovant, et malgré les différentes améliorations (ajout de modèle de force : force ballon, force GVF), il présente plusieurs inconvénients tels : la sensibilité au bruit, le problème d'initialisation, le changement de topologie, etc., ce qui a pousser les recherches vers les autres types de contours actifs à savoir les contours actifs géométriques.

3.2 Les modèles géométriques :

La nature des modèles déformables géométriques diffère radicalement de l'approche variationnelle des contours actifs. Ainsi, l'approche par équations aux dérivées partielles consiste à faire évoluer un contour fermé orthogonalement à lui-même et avec une vitesse dépendante de sa courbure locale et d'informations externes.

Cette méthode met en œuvre une courbe se déformant dans le temps et l'espace pour atteindre les frontières d'un objet à détecter dans une image $I(x, y)$. La courbe se déforme selon sa normale, à une vitesse proportionnelle à sa courbure (Figure II.3).

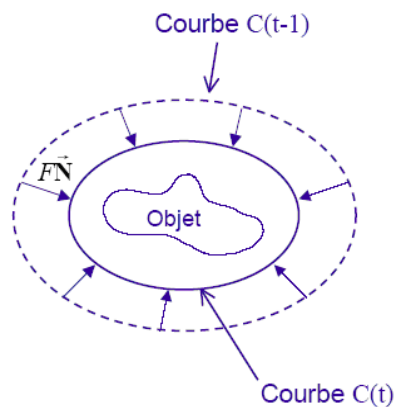


Figure II.3 : l'évolution de la courbe vis-à-vis de sa normale.

L'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s, t)}{\partial t} = F \vec{N} \quad (\text{II. 7})$$

où $\vec{N}$ la normale intérieure à la courbe, F terme de vitesse dépendant de la courbure k .

Pour faire converger la courbe vers les frontières d'objets, la vitesse dépend également d'une fonction g qui permettra l'arrêt sur ces frontières. Cette fonction est définie ainsi :

$$g(I(x, y)) = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)|^p} \quad (\text{II. 8})$$

D'autre part, on introduit une constante positive v , chargée de forcer l'évolution du contour vers les frontières de l'objet. On a alors :

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s, t)}{\partial t} = g(I(x, y))(K + v)\vec{N} \quad (\text{II. 9})$$

4. Les contours actifs basés régions :

Les contours actifs définis par les approches régions s'intéressent à l'intérieur et à l'extérieur de la région. La région peut être définie comme l'ensemble des pixels voisins décrit par une même texture. Dans une image, on peut avoir plusieurs régions.

L'intensité de pixels d'une région R est approchée par une combinaison linéaire des fonctions $R_i(x, y)$. L'énergie de la région R est définie comme suit :

$$E_{\text{région}}^R = \iint (I(x, y) - \mu)^2 dx dy \quad (\text{II. 10})$$

Cette définition de l'énergie permet de définir celle associée au contour E_{contour}^R . Elle est choisie comme étant la frontière entre les deux régions R_{int} et R_{out} , elle permet de mesurer le degré de similitude entre deux régions.

$$E_{\text{contour}}^R = D[R_{\text{int}}, R_{\text{out}}] = E_{\text{région}}(R_{\text{int}} \cup R_{\text{out}}) - E_{\text{région}}(R_{\text{int}}) - E_{\text{région}}(R_{\text{out}}) \quad (\text{II. 11})$$

Si les deux régions sont identiques alors cette mesure est minimale.

Contrairement au contours actifs basés frontières, les contours actifs basés régions reposent sur la minimisation de l'énergie globale afin d'évoluer le contour initial positionné à n'importe quelle endroit de l'image. L'expression de l'énergie est donnée par :

$$J(\Omega) = \int_{\Omega_{\text{int}}} K_{\text{int}}(x, y, \Omega_{\text{int}}) ds + \int_{\Omega_{\text{ext}}} K_{\text{ext}}(x, y, \Omega_{\text{ext}}) ds + \int_{\mathcal{C}} K_{\text{contour}}(x, y) ds \quad (\text{II.12})$$

avec :

Ω : le domaine entier de l'image.

Ω_{int} : la région intérieure du contour $\mathcal{C}$.

$K_{\text{int}}(x, y, \Omega_{\text{int}})$: le descripteur de l'intérieur du contour $\mathcal{C}$, définissant les objets Ω_{int}

Ω_{ext} : la région extérieure.

$K_{\text{ext}}(x, y, \Omega_{\text{ext}})$: le descripteur extérieur, définissant le fond.

$K_{\text{contour}}(x, y)$: le descripteur du contour $\mathcal{C}$, représentant une fonction de régularité du contour par rapport aux deux termes de régions.

4.1 La théorie des ensembles de niveaux [13]:

l'idée générale de cette méthode est de décrire une surface à n dimensions par le niveau 0 d'une fonction à $n+1$ dimensions (Figure II.4).

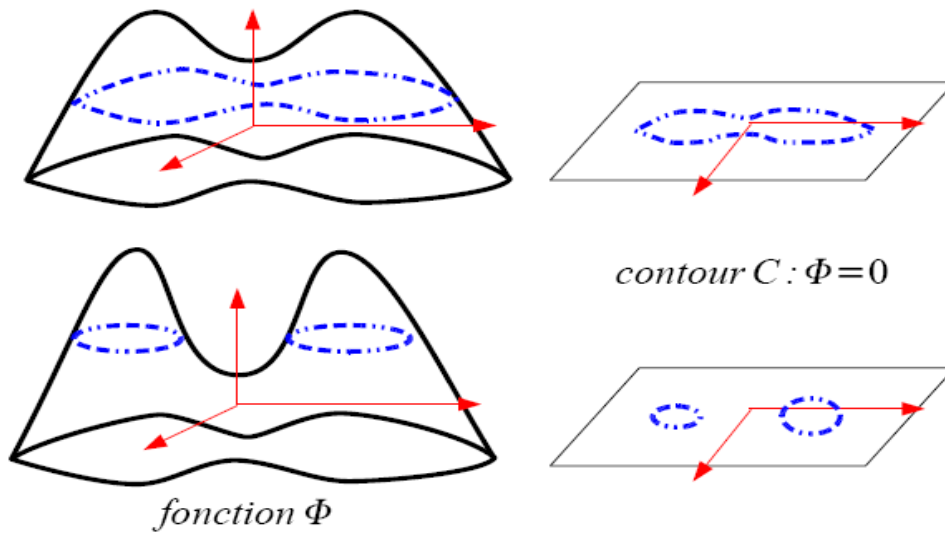


Figure II.4 : représentation du contour par un ensemble de niveaux

Dans le plan de l'image, la courbe $\mathcal{C}(t)$ est considérée comme le niveau 0 d'une fonction $\Phi(t)$ de dimension supérieure. Dans la technique des courbes de niveaux, $\mathcal{C}$ est l'intersection de $\Phi(t)$ avec le plan défini par $\Phi = 0$.

L'évolution de la courbe, sous un concept level set, est décrite par les étapes suivantes :

- Initialisation de la fonction Φ :

La fonction Φ est initialisée de telle sorte qu'elle représente la distance signée à un contour $\mathcal{C}$ (déjà initialisé). Elle est définie comme suit :

$$\Phi(x, y, t = 0) = \pm d \quad (\text{II.13})$$

où d est la distance entre un point de l'image (x, y) par rapport à la courbe $\mathcal{C}$ (Figure II.5)

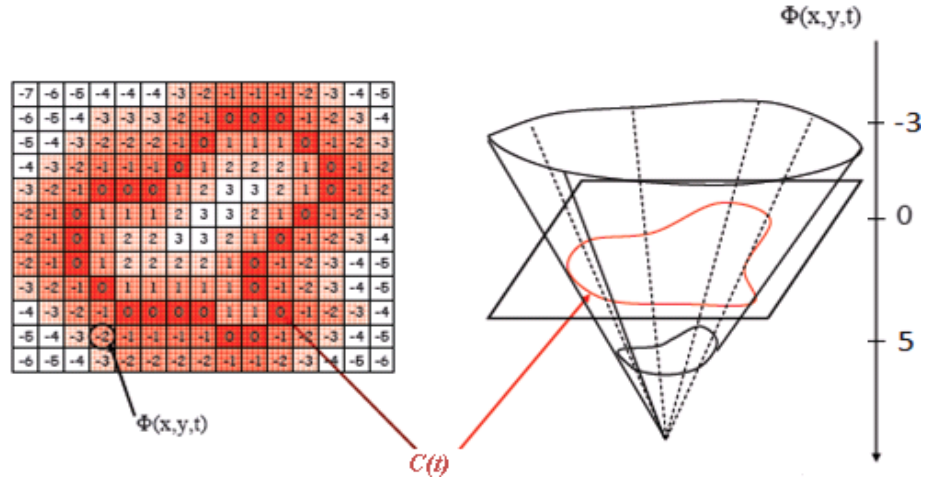


Figure II.5 : la représentation de la distance signée.

- Evolution de la fonction level set :

Sachant que, quelque soit la fonction F , si l'équation d'évolution dans le temps de la courbe $\mathcal{C}(t)$ est :

$$\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial t} = F \vec{N} \quad (\text{II.14})$$

alors la fonction Φ évolue dans le temps avec l'équation suivante :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = F |\nabla \Phi| \quad (\text{II.15})$$

ainsi toutes les propriétés de la courbe sont facilement représentées par des ensembles de niveaux de Φ . Par exemple, le vecteur normal est décrit par :

$$\vec{n} = \nabla \Phi \quad (\text{II.16})$$

la courbure :

$$k = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) = \frac{\Phi_{xx} \Phi_y^2 - 2 \Phi_x \Phi_y \Phi_{xy} + \Phi_{yy} \Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{3/2}} \quad (\text{II.17})$$

4.2 Le modèle de Chan et Vese [17] :

Leur modèle est un contour actif, sans fonction d'arrêt, dérivé du modèle de Mumford-Shah et basé sur la minimisation d'énergie.

Soit le terme de l'énergie de l'image :

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\Omega_{\text{int}}} |I(x,y) - c_1|^2 dx dy + \int_{\Omega_{\text{ext}}} |I(x,y) - c_2|^2 dx dy \quad (\text{II.18})$$

avec :

c_1, c_2 : les moyennes des niveaux de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe C .

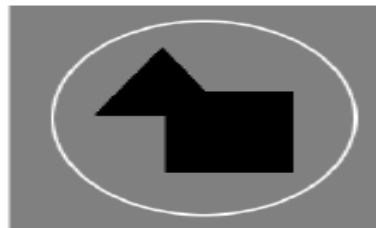
Sachant que :

$F_1(C) > 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est à l'extérieur de l'objet (Figure II.6.a).

$F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) > 0$ si C est à l'intérieur de l'objet (Figure II.6.b).

$F_1(C) > 0$ et $F_2(C) > 0$ si C est à l'intérieur et l'extérieur de l'objet (Figure II.6.c).

$F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est sur le contour de l'objet (Figure II.6.d).



(a) : C à l'extérieur



(b) : C à l'intérieur



(c) : C à l'intérieur et l'extérieur



(d) : C sur le contour de l'objet

Figure II.6 : les positions de la courbe C par rapport à l'objet.

La nouvelle énergie considérée est telle que :

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{longueur}(C) + v \cdot \text{Aire}(\Omega_{int}) + \lambda_1 \int_{\Omega_{int}} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_{ext}} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (\text{II. 19})$$

avec :

$\text{longueur}(C)$: la longueur de la courbe C

$\text{Aire}(\Omega_{int})$: l'aire de la région Ω_{int}

$\mu \geq 0, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$: des paramètres fixés

La méthode de level set est utilisée pour faire évoluer la courbe $\mathcal{C}$. La courbe $\mathcal{C}$, incluse dans Ω , représentée par le niveau zéro d'une fonction distance signée, est telle que :

$$\begin{cases} C = \partial\Omega = \{(x, y) \in \Omega: \Phi(x, y) = 0\} \\ \text{intérieur}(C) = \Omega_{int} = \{(x, y) \in \Omega: \Phi(x, y) < 0\} \\ \text{extérieur}(C) = \Omega_{ext} = \{(x, y) \in \Omega: \Phi(x, y) > 0\} \end{cases} \quad (\text{II. 20})$$

sachant que :

$$H(\Phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Phi \geq 0 \\ 0 & \text{si } \Phi < 0 \end{cases}, \quad \partial(\Phi) = \frac{d}{dz} H(\Phi) \quad (\text{II.21})$$

la fonction Heaviside et la fonction de Dirac respectivement.

Et :

$$\text{Aire}(\Phi = 0) = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (\text{II. 22})$$

$$\text{Longueur}(\Phi = 0) = \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy \quad (\text{II. 23})$$

$$\int_{\Omega_{int}} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (\text{II. 24})$$

$$\int_{\Omega_{\text{ext}}} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 \left(1 - H(\Phi(x, y))\right) dx dy \quad (\text{II. 25})$$

L'énergie est réécrite comme ceci :

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, C) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy + v \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\Phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 \left(1 - H(\Phi(x, y))\right) dx dy \end{aligned} \quad (\text{II. 26})$$

Les constantes c_1 et c_2 en fonction de Φ sont les suivantes :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\Phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy} \quad (\text{II. 27})$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) \left(1 - H(\Phi(x, y))\right) dx dy}{\int_{\Omega} \left(1 - H(\Phi(x, y))\right) dx dy} \quad (\text{II. 28})$$

L'évolution de Φ est décrites à partir de (II.26) par l'équation :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (\text{II. 29})$$

Et pour résoudre cette dernière , on propose de régulariser $H(\Phi)$ et $\delta(\Phi)$ tel que :

$$H_{\varepsilon} = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \operatorname{atan} \left(\frac{\Phi}{\varepsilon} \right) \quad (\text{II. 30})$$

$$\delta_{\varepsilon}(\Phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \Phi^2} \quad (\text{II. 31})$$

En prenant compte de l'évolution de la courbe de niveaux dans le temps, on a :

$$\begin{aligned} \frac{\Phi_{i,j}^{t+1} - \Phi_{i,j}^t}{\Delta t} = & \delta_\varepsilon(\Phi_{i,j}^t) \left[\mu k - v - \lambda_1 \left(I(i,j) - c_1(\Phi^t) \right)^2 \right. \\ & \left. + \lambda_2 \left(I(i,j) - c_2(\Phi^t) \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (\text{II. 32})$$

On réinitialise la fonction distance Φ pour assurer sa représentation en distance signée par rapport à son niveau de zéro tel que :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \Delta t \cdot \text{signe}(\Phi)(1 - |\nabla \Phi|) \quad (\text{II. 33})$$

4.3 Modèle du contour actif multi-phases :

Dans ce modèle, on utilise plusieurs fonctions level set d'où le nom 'multi phases'. Soit l'image lisse $f_i(x, y)$. On peut dire que, dans le sous ensemble Ω_i , cette dernière représente approximativement l'image $I(x, y)$ telle que :

$$f_i \approx \{I(x, y) : \forall (x, y) \in \Omega_i\}, \forall i \quad (\text{II. 34})$$

Pour savoir la qualité de cette approximation, on mesure la différence quadratique entre l'approximation f_i et l'intensité image en chaque pixel, tel que :

$$e_i(x, y) = \{|I(x, y) - f_i(x, y)|^2, \forall (x, y) \in \Omega_i\}, \forall i \quad (\text{II. 35})$$

Un modèle de contour actif multi-phases peut être décrit par N fonctions level sets $\{\Phi_1, \dots, \Phi_n, \dots, \Phi_N\}$ formant N contours actifs indépendants qui partitionnent le domaine Ω en 2^N sous-ensembles.

Si on prend deux fonctions level set $\{\Phi_1, \Phi_2\}$, elles forment quatre sous-ensembles $\{\Omega_0, \Omega_1, \Omega_2, \Omega_3\}$ (Figure II.7), tel que :

$$\begin{bmatrix} \Omega_0 \\ \Omega_1 \\ \Omega_2 \\ \Omega_3 \end{bmatrix} = \left\{ (x, y) : \begin{bmatrix} \Omega_2(x, y) < 0, \Omega_1(x, y) < 0 \\ \Omega_2(x, y) < 0, \Omega_1(x, y) > 0 \\ \Omega_2(x, y) > 0, \Omega_1(x, y) < 0 \\ \Omega_2(x, y) > 0, \Omega_1(x, y) > 0 \end{bmatrix} \right\}$$

$$= \left\{ (x, y) : \begin{cases} \Omega_2(x, y) < 0, \Omega_1(x, y) \leq 0 \\ \Omega_2(x, y) < 0, \Omega_1(x, y) \geq 0 \\ \Omega_2(x, y) \geq 0, \Omega_1(x, y) < 0 \\ \Omega_2(x, y) \geq 0, \Omega_1(x, y) \geq 0 \end{cases} \right\}, \forall (x, y) \in \Omega \quad (\text{II. 36})$$

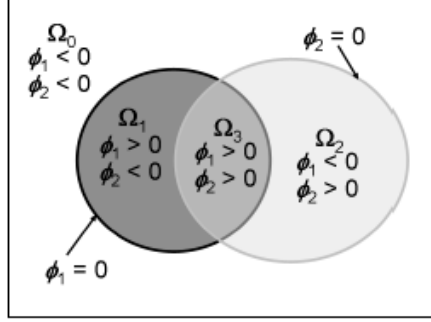


Figure II.7: deux fonctions level set $\{\Phi_1, \Phi_2\}$ et leurs quatre sous-ensembles $\{\Omega_0, \Omega_1, \Omega_2, \Omega_3\}$.

La fonction Heaviside correspondante est :

$$\sum_{n=1}^N H(\Phi_n(x, y)) = 1, \forall (x, y) \in \Omega \quad (\text{II. 37})$$

Et pour savoir à quel sous-ensemble Ω_i appartient chaque pixel, on définit une fonction $\chi_i(x, y)$ appelée fonction binaire telle que :

$$\chi_i(x, y) \equiv \begin{cases} 1 & \text{si } (x, y) \in \Omega_i \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}, \forall i: \mathbb{R}^2 \rightarrow \{0, 1\} \quad (\text{II. 38})$$

De cette façon, on aura un sous-ensemble $\{\chi_1(x, y), \dots, \chi_i(x, y), \dots, \chi_m(x, y)\}$ correspondant à $\{\Omega_1(x, y), \dots, \Omega_i(x, y), \dots, \Omega_m(x, y)\}$ en utilisant un groupe de fonctions Heaviside $\{H(\Phi_n(x, y))\}$, où $m = 2^N$.

On prend comme exemple le modèle de contours actifs 2-phases et 4-phases, les fonctions binaires $\{\chi_i(x, y)\}$ sont définies, respectivement, comme suit :

$$\begin{bmatrix} \chi_0(x, y) \\ \chi_1(x, y) \end{bmatrix} = \left\{ (x, y), \begin{bmatrix} 1 - H \\ H \end{bmatrix} \right\}, \forall (x, y) \in \Omega \quad (\text{II. 39})$$

$$\begin{bmatrix} \chi_0(x, y) \\ \chi_1(x, y) \\ \chi_2(x, y) \\ \chi_3(x, y) \end{bmatrix} = \left\{ (x, y), \begin{bmatrix} (1 - H_2)(1 - H_1) \\ (1 - H_2)H_1 \\ H_2(1 - H_1) \\ H_2H_1 \end{bmatrix} \right\}, \forall (x, y) \in \Omega \quad (\text{II.40})$$

où : $H_n \equiv H(\Phi_n(x, y))$

La fonction d'énergie multi-phases est la suivante :

$$\begin{aligned} E &= \sum_{i=0}^{m-1} \int_{\Omega} e_i(x, y) \chi_i(x, y) dx dy + v \sum_{n=1}^N |C_n| \\ &= \sum_{i=0}^{m-1} \int_{\Omega} e_i(x, y) \chi_i(x, y) dx dy + v \sum_{n=1}^N \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi_n(x, y))| dx dy \quad (\text{II.41}) \end{aligned}$$

avec :

C_n : un ensemble de contours actifs formés par les fonctions level set $\Phi_n(x, y)$ correspondantes

La fonction généralisée d'évolution des level sets du modèle multi-phases, ou bien La minimisation de la fonction d'énergie E donnée par l'équation d'Euler Lagrange, se présente comme suit :

$$\frac{\partial \Phi_n(x, y)}{\partial t} = \delta(\Phi_n(x, y)) \left[vk(\Phi_n(x, y)) - \sum_{i=0}^m e_i(x, y) \frac{\partial \chi_i}{\partial H_n} \right], \forall n \quad (\text{II.42})$$

Alors, pour un modèle de contour actif 2-phases, cette équation d'évolution s'écrit :

$$\frac{\partial \Phi(x, y)}{\partial t} = \delta(\Phi(x, y)) [vk(\Phi(x, y)) - \{e_0(x, y) - e_1(x, y)\}] \quad (\text{II.43})$$

Et pour 4-phases , l'équation d'évolution :

$$\frac{\partial \Phi_1(x, y)}{\partial t} = \delta(\Phi_1(x, y)) \left[vk(\Phi_1(x, y)) + \left\{ \begin{aligned} &(e_2(x, y) - e_3(x, y))H_2 + \\ &(e_0(x, y) - e_1(x, y))(1 - H_2) \end{aligned} \right\} \right]$$

$$= \delta(\Phi_1) \left\{ \begin{aligned} & v \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi_1}{|\nabla \Phi_1|} \right) - \\ & \left[\begin{aligned} & ((I(x, y) - c_{11})^2) - (I(x, y) - c_{01})^2 H(\Phi_2) + \\ & (((I(x, y) - c_{10})^2) - (I(x, y) - c_{00})^2) (1 - H(\Phi_2)) \end{aligned} \right] \end{aligned} \right\} \quad (\text{II. 44})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi_2(x, y)}{\partial t} &= \delta(\Phi_2(x, y)) \left[vk(\Phi_2(x, y)) + \left\{ \begin{aligned} & (e_1(x, y) - e_3(x, y)) H_1 + \\ & (e_0(x, y) - e_2(x, y)) (1 - H_1) \end{aligned} \right\} \right] \\ &= \delta(\Phi_2) \left\{ \begin{aligned} & v \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi_2}{|\nabla \Phi_2|} \right) - \\ & \left[\begin{aligned} & ((I(x, y) - c_{11})^2) - (I(x, y) - c_{01})^2 H(\Phi_1) + \\ & (((I(x, y) - c_{10})^2) - (I(x, y) - c_{00})^2) (1 - H(\Phi_1)) \end{aligned} \right] \end{aligned} \right\} \quad (\text{II. 45}) \end{aligned}$$

Sachant que l'équation de l'énergie :

$$\begin{aligned} E_4(c, \Phi) &= \int_{\Omega} (I(x, y) - c_{11})^2 \chi_3(x, y) dx dy + \int_{\Omega} (I(x, y) - c_{10})^2 \chi_2(x, y) dx dy \\ &+ \int_{\Omega} (I(x, y) - c_{01})^2 \chi_1(x, y) dx dy + \int_{\Omega} (I(x, y) - c_{00})^2 \chi_0(x, y) dx dy \\ &+ v \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi_1)| dx dy + v \int_{\Omega} |\nabla(\Phi_2)| dx dy \quad (\text{II. 46}) \end{aligned}$$

avec :

$c = (c_{11}, c_{10}, c_{01}, c_{00})$: vecteur des constantes, $\Phi = (\Phi_1, \Phi_2)$.

Ainsi, la fonction image résultante est la suivante :

$$U = c_{11} \chi_3(x, y) + c_{10} \chi_2(x, y) + c_{01} \chi_1(x, y) + c_{00} \chi_0(x, y) \quad (\text{II. 47})$$

avec :

$$\begin{aligned} c_{11} &= \operatorname{mean}(I(x, y)) \text{ dans } \{(x, y): \Phi_1(x, y, t) > 0, \Phi_2(x, y, t) > 0\} \\ c_{10} &= \operatorname{mean}(I(x, y)) \text{ dans } \{(x, y): \Phi_1(x, y, t) > 0, \Phi_2(x, y, t) < 0\} \\ c_{01} &= \operatorname{mean}(I(x, y)) \text{ dans } \{(x, y): \Phi_1(x, y, t) < 0, \Phi_2(x, y, t) > 0\} \\ c_{00} &= \operatorname{mean}(I(x, y)) \text{ dans } \{(x, y): \Phi_1(x, y, t) < 0, \Phi_2(x, y, t) < 0\} \end{aligned} \quad (\text{II. 47 - a})$$

4.4 Extension aux images vectorielles [18]:

Dans ce modèle, au lieu d'utiliser une seule image comme donnée initiale, on considère plusieurs images ou un vecteur d'images $I = (I_1, I_2, \dots, I_L)$, avec les constantes $c_l = (c_{l,1}, \dots, c_{l,L})$, L étant donné le canal.

Le modèle multi-phases sera :

$$E_m(c_l, \Phi) = \sum_{0 \leq l \leq m=2^N} \sum_{i=1}^L \int_{\Omega} \lambda_{l,i} |I_i - c_{l,i}|^2 \chi_i dx dy + \sum_{1 \leq i \leq N} \mu \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi_i)| dx dy \quad (\text{II. 48})$$

Et pour l'évolution de Φ :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \lambda_{0,i} (I_i - c_{0,i})^2 + \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \lambda_{l,i} (I_i - c_{l,i})^2 \right] \quad (\text{II. 49})$$

Dans le cas de m-phases, cette dernière s'écrit comme suit :

$$\frac{\partial \Phi_n(x, y)}{\partial t} = \delta(\Phi_n(x, y)) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + \sum_{l=0}^{m-1} \sum_{i=1}^L \frac{1}{L} \lambda_{l,i} (I_i - c_{l,i}) \frac{\partial \chi_i}{\partial H_n} \right], \forall n \quad (\text{II. 50})$$

5. Conclusion :

Contrairement aux contours actifs basés frontières, qui prennent en considération l'évolution d'une courbe initiale en fonction de la direction des bords des objets à détecter seulement, les contours actifs basés régions reposent sur deux points essentiels la régularité déterminant la forme lisse des contours et la minimisation d'énergie cherchant l'uniformité des propriétés à la limites d'un sous ensemble.

L'un des plus utilisés des contours actifs basés régions, étant le modèle de Chan et Vese, qui sera la base de notre approche dans le chapitre trois.

CHAPITRE III

L'approche adoptée

1.Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons développer le modèle de segmentation d'images texturées en se basant sur le modèle de Chan et Vese, les attributs de texture et le filtre de Gabor.

Pour se faire, nous avons divisé notre méthode en deux parties différentes : l'une se consacrera à l'extraction des paramètres de texture et le filtrage, donc une partie de prétraitement, tandis que l'autre développera une méthode de segmentation d'images basée sur les contours actifs (Figure III.1).

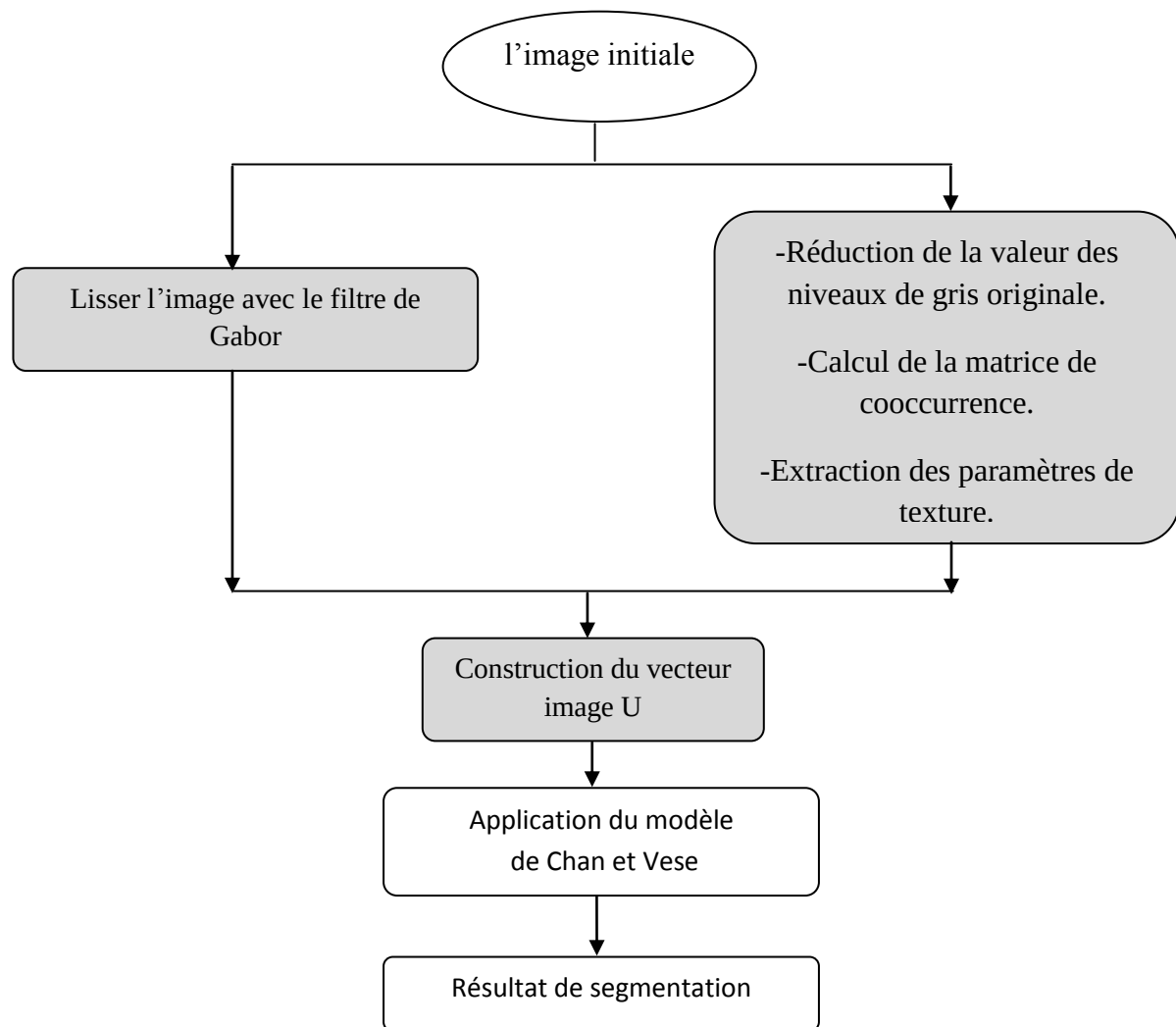


Figure III.1 : structure de l'approche adoptée.

2. Partie 1 : Extraire les paramètres de texture et utilisation du filtre de Gabor

En ce qui concerne cette partie, la matrice de cooccurrence est déterminée à partir d'un masque de dimension 9×9 . Ce masque, dit aussi fenêtre, permet de prendre en considération des pixels voisins du pixel central. Ce choix est fixé après une expérimentation des masques 3×3 , 5×5 et 11×11 .

2.1. L'extraction d'attributs de texture par la matrice de cooccurrence :

A partir de la matrice de cooccurrence MC correspondante à l'image I considérée, des attributs de texture sont calculés. Parmi les quatorze attributs définis par Haralick [8], nous avons choisi les attributs suivant : la moyenne, le contraste, la variance, l'entropie et la corrélation.

La matrice de cooccurrence est déterminée pour quatre directions 0° , 45° , 90° et 135° , d'une distance de $d = 1$. On réduit sa taille $Ng \times Ng$ en divisant les niveaux de gris de l'image originale sur 8. Chacun de ces attributs est calculé par rapport à chacune de ces directions. Les quatre résultats sont additionnés afin d'avoir l'image résultante.

Nous donnerons pour chaque attributs son résultat sur deux images différentes (Figure III.2).



Figure III.2: les images test.

1) La moyenne :

Elle représente la probabilité de passer d'un pixel de niveau de gris i à un pixel de niveau de gris j . Sa valeur est élevée quand on a les mêmes couples de pixels qui se répètent.

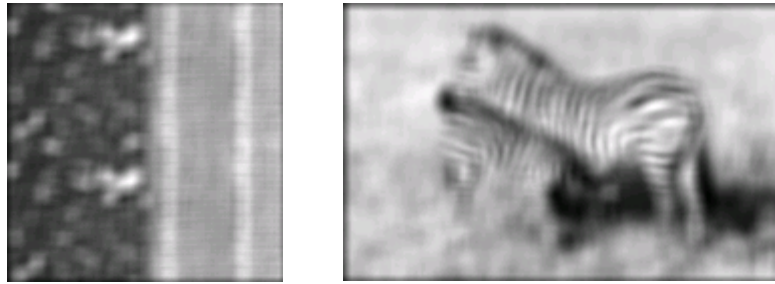


Figure III.3 : les images moyenne.

2) Le contraste :

Il traduit la variation locale dans la matrice de cooccurrence. Sa valeur est élevée en passant d'un pixel très clair à un autre foncé qui traduit les frontières.

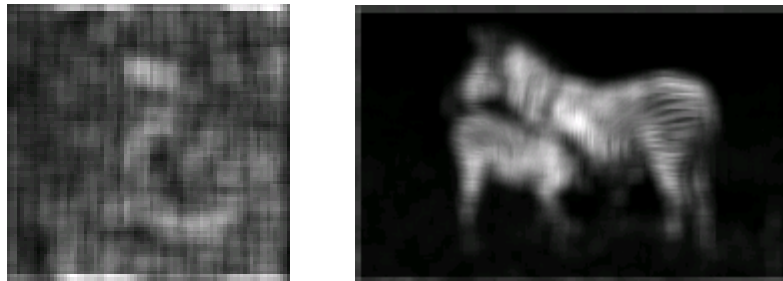


Figure III.4 : les images contraste

3) La variance :

Elle caractérise les variations des niveaux de gris par rapport à la valeur des niveaux de gris moyenne de la matrice de cooccurrence. Sa valeur est faible quand les pixels ont le même niveau de gris.

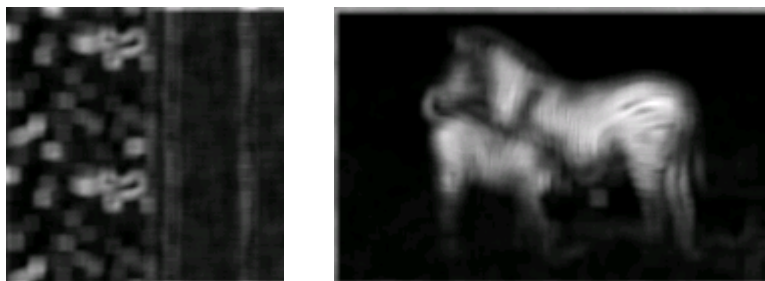


Figure III.5 : les images variance

5) L'entropie :

C'est une mesure qui interprète le désordre qui se présente dans une texture, d'où l'appellation indicateur de désordre. Quand les éléments de la matrice sont très dépendants entre eux, sa valeur est faible.

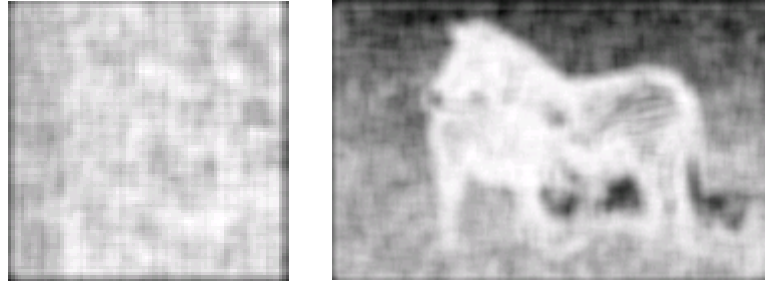


Figure III.6 : les images entropie

7) La corrélation :

C'est la mesure de la dépendance linéaire du niveau de gris dans la matrice de cooccurrence.

Quand les colonnes et les lignes de la matrice sont uniformes, sa valeur est importante.

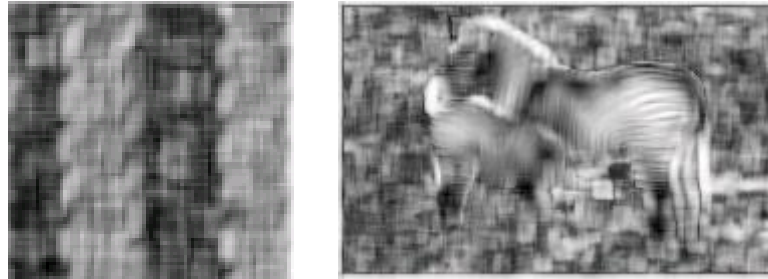


Figure III.7 : les images corrélation

2.2. Le filtre de Gabor :

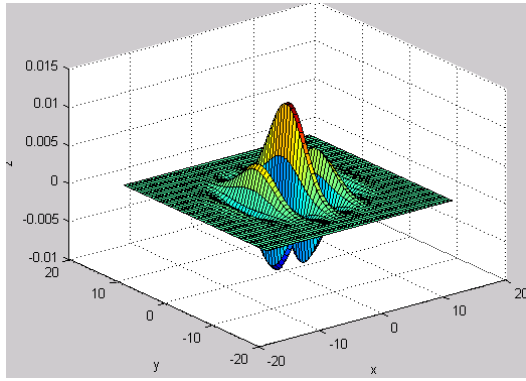
Plusieurs fonctions peuvent décrire le filtre de Gabor. Dans notre cas, nous utilisons le filtre de Gabor défini comme suit :

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (\text{III.1})$$

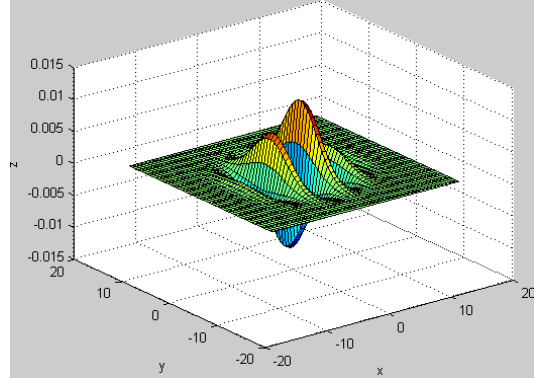
avec : $x' = x\cos(\theta) + y\sin(\theta)$

$$y' = y\cos(\theta) - x\sin(\theta)$$

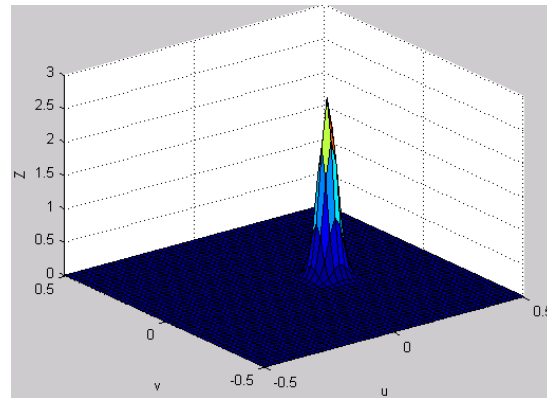
Ce filtre est représenté par ses trois composantes réelle, imaginaire et fréquentielle (Figure III.8).



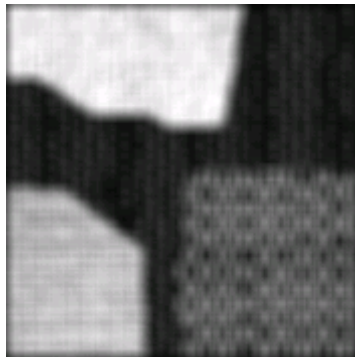
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

Figure III.8 : l'illustration du filtre de Gabor,
avec une fréquence $f = 1$, un angle $\theta = \frac{\pi}{6}$, $\sigma_x = \sigma_y = 1.2$:
(a) la composante réelle, (b) la composante imaginaire, (c) la fréquentielle,
(d) et (e) les images résultats.

3. Partie 2 : Application du contour actif de Chan et Vese

Le modèle développé, dans le deuxième chapitre (section 4.4), prend en considération comme information l'image $I = (I_1, \dots, I_L)$. Dans notre cas, nous allons utiliser plusieurs informations : celles des cinq attributs choisis et celle du filtre de Gabor. Donc nous allons former ce qu'on appelle le vecteur image $U = (U_1, \dots, U_L)$, avec $L = 6$. Ainsi, nous aurons $c_j = (c_j^1, \dots, c_j^L)$, où c_j^i représente la valeur moyenne des pixels de la $i^{\text{ème}}$ composante et la $j^{\text{ème}}$ phase. Dans ce cas, la fonctionnelle d'énergie est celle de l'équation (II.48).

Nous pouvons résumer notre algorithme appliqués en utilisant la fonction level set, comme suit :

1. *Construction des images des paramètres de texture ainsi que l'image filtrée par Gabor.*
2. *Donner le nombre de fonctions level set.*
3. *Calculer les fonctions level set initiales.*
4. *Calculer le vecteur $C = (C_1, \dots, C_n)$ en exploitant l'équation (II.47-a).*
5. *Initialiser la bande étroite. Celle là permettra d'accélérer notre algorithme.*
6. *Calculer la courbure par l'équation II.17.*
7. *Pour chaque fonction level set, calculer les variations d'énergie de l'équation II.50.*
8. *Répéter les étapes de 4 à 7 jusqu'à ce que l'énergie est minimale où le nombre d'itérations est atteint.*

Le principe de la bande passante est d'effectuer les calculs non pas sur toute l'image mais seulement dans une bande étroite de niveau zéro de Φ (Figure III.9).

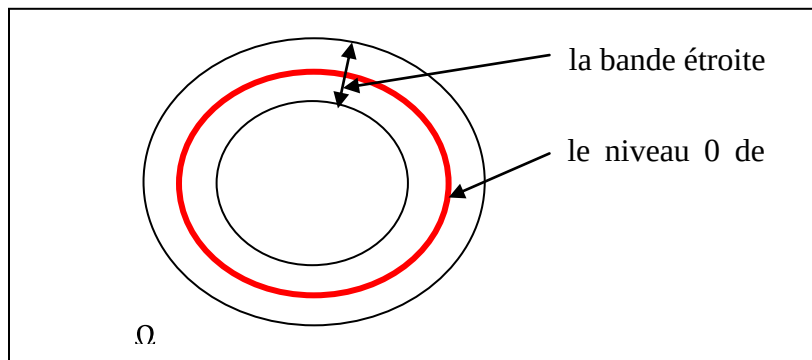


Figure III.9 : la bande étroite et le niveau zéro de Φ .

3.1 Evolution du contour actif :

Nous allons dans cette section appliquer le modèle adopté pour une segmentation d'images non texturées (Figure(III.10), Figure(III.11)).

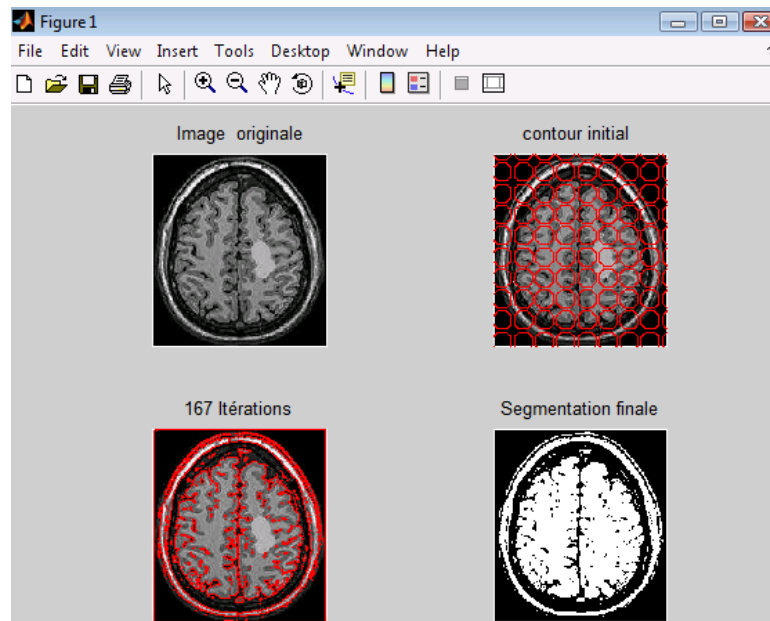


Figure III.10 : initialisation et résultat de la segmentation en utilisant une seule fonction level set.

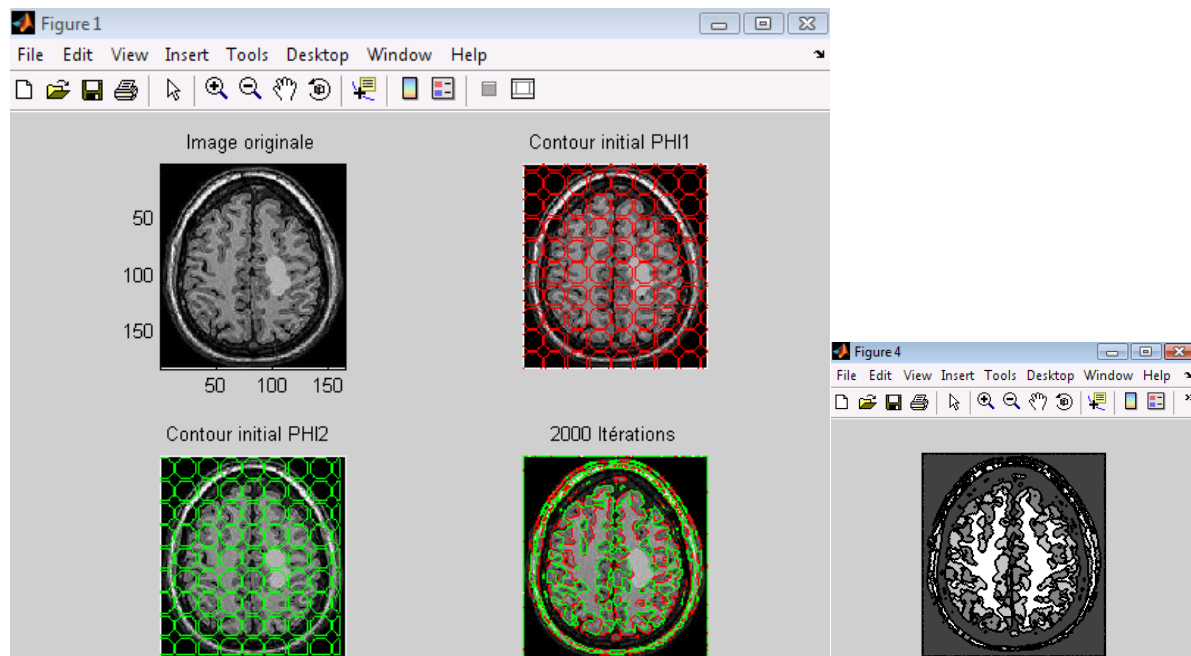


Figure III.11 : initialisation et résultat de la segmentation en utilisant deux fonctions level set.

4. Conclusion :

Tout le long de ce chapitre, nous avons développé notre méthode en combinant entre deux procédés. Le premier consiste à extraire les attributs de texture à partir de la matrice de cooccurrence et du filtre de Gabor. Le deuxième concerne le modèle de contour actif de Chan et Vese qui évolue et épouse les contours d'objet.

Au prochain chapitre, nous testons l'efficacité de notre approche selon les résultats obtenus.

CHAPITRE IV

Tests et résultats

1.Introduction :

Cette étape consiste à mettre en test tout ce qui est décrit précédemment. La programmation est faite sous Matlab. La segmentation est réalisée pour des images en niveaux de gris. L'évolution du modèle de Chan et Vese est basée sur les informations décrivant chaque texture des images.

2. Implémentation :

Le langage utilisé est MATLAB version 7.5, qui est un système interactif pour le calcul numérique.

Le matériel utilisé est un PC portable équipé d'un système d'exploitation : Windows Vista Edition familiale Premium. Les performances sont :

- un processeur : Intel(R) Core 2 Duo, 2.00GHz.
- une mémoire vive de 2.00 Go.
- une carte graphique : ATI Mobility Radeon HD 3430.

3.Application :

3.1 Description des images utilisées :

Nous avons testé notre méthode sur deux types d'images : des images artificielles (a, c, d, e, f) et une image réelle (b) en niveau de gris. Chacun des deux types peut être classé selon le nombre de textures qu'elles présentent (Figure IV.1).

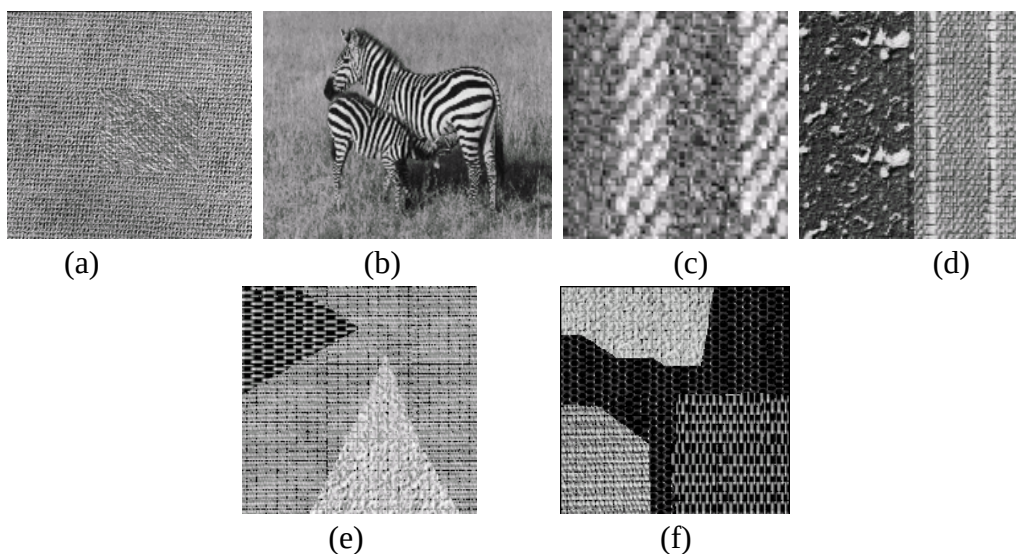


Figure IV.1 : images test.

L'image (a) est une image de taille 203×203 , contenant deux textures difficile à remarquer du premier regard. La (b) est de taille 223×142 avec deux textures : l'herbe et la peau des deux zèbres. La (c) d'une taille 88×87 , elle présente deux textures réparties en quatre régions. La (d), avec une taille 148×149 , contient deux textures. La (e) regroupe trois textures différentes, d'une taille 174×169 . Ayant des tailles 178×178 , la (f) rassemble quatre textures.

3.2 Application de l'approche adoptée :

Prenons en compte des travaux de Chan et Vese, les constantes dans cet algorithme ont été fixées comme suit : le pas de temps $\Delta t = 0.5$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $h = 1$, $v = 0$, $\mu = 0.2$ et le nombre d'itérations $n=2000$.

La largeur de la bande étroite de chacune des deux phases est déclarée égale à 2×2 , soit 2 à l'intérieur de Φ et 2 à l'extérieur.

Nous avons utilisé plusieurs initialisations de contours tels que : un petit cercle (Figure IV.2), un cercle large (Figure IV.3), vingt cercles (Figure IV.4) et cinquante six cercles (Figure IV.5).

❖ Résultats :

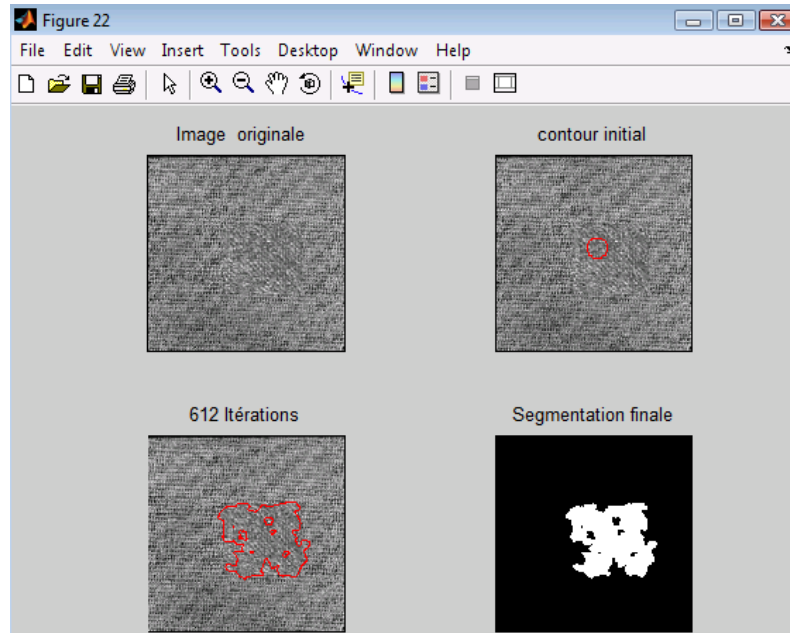


Figure IV.2 : segmentation de l'image (a) après 612 itérations, $t = 73.7098s$

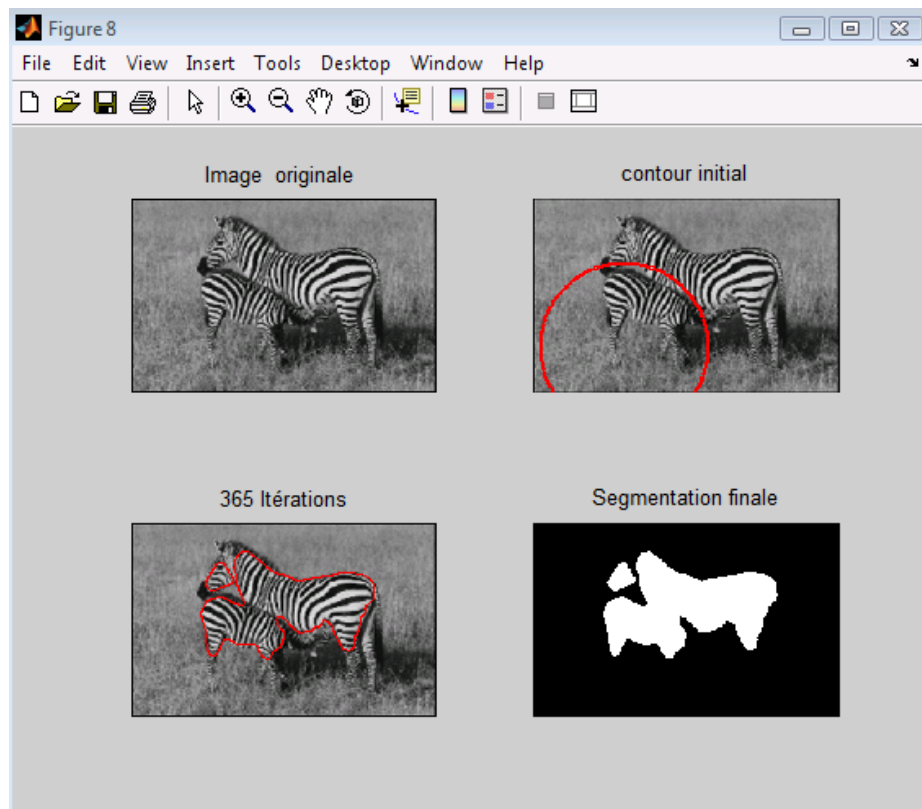


Figure IV.3 : segmentation de l'image (b) après 365 itérations, $t=65s$.

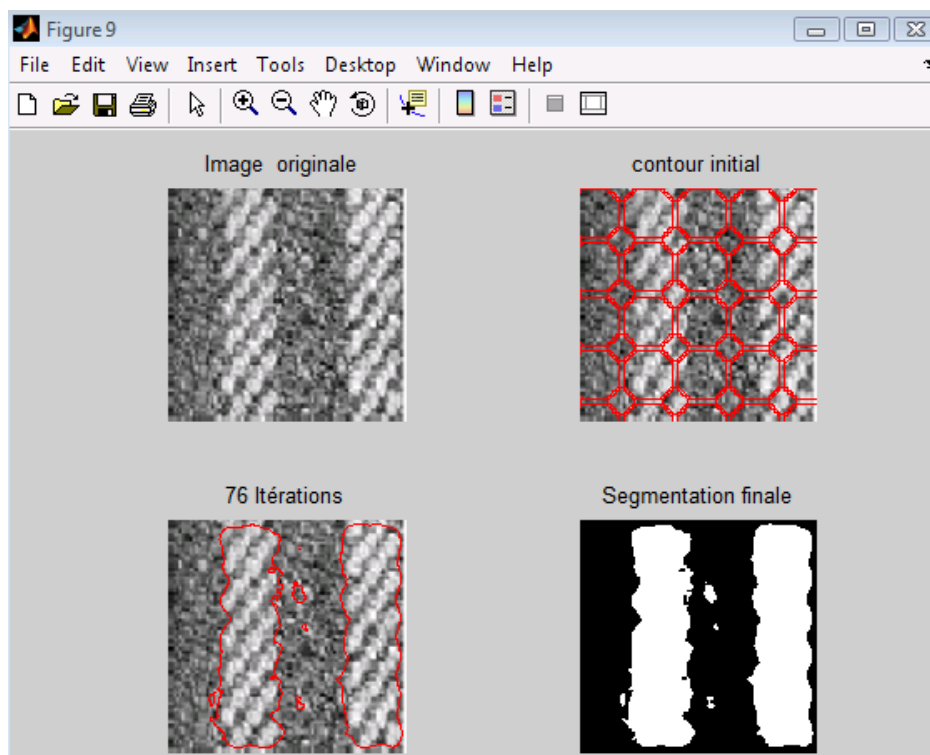


Figure IV.4 : segmentation de (c) après 76 itérations, $t=10s$.

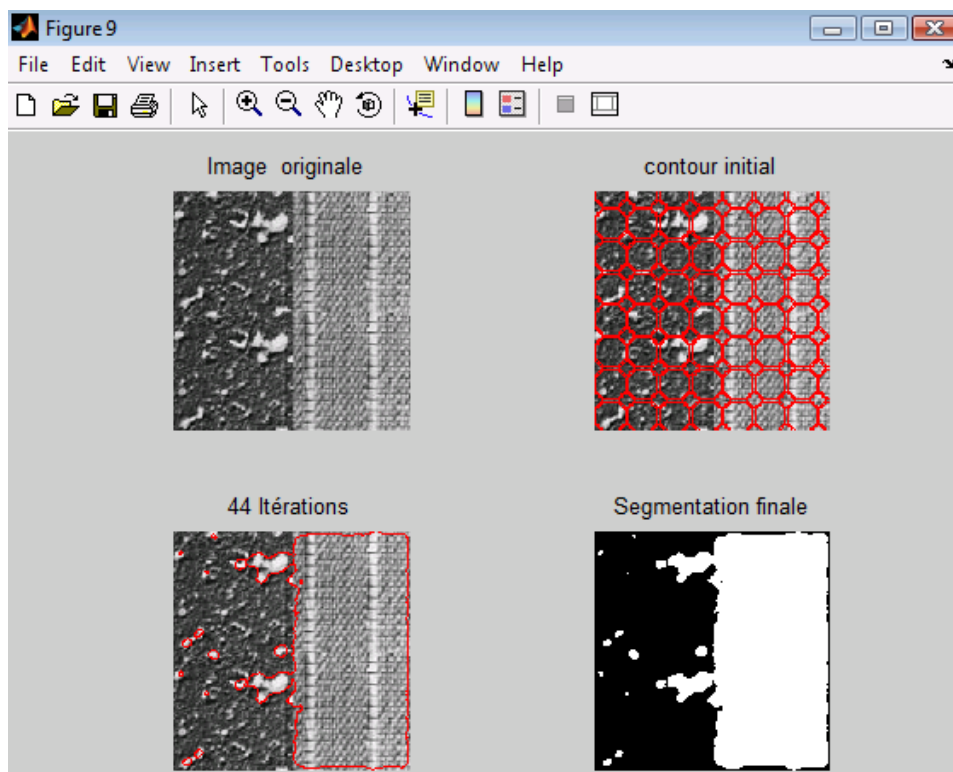


Figure IV.5 : segmentation de (d) après 44 itérations, $t=6.5749s$.

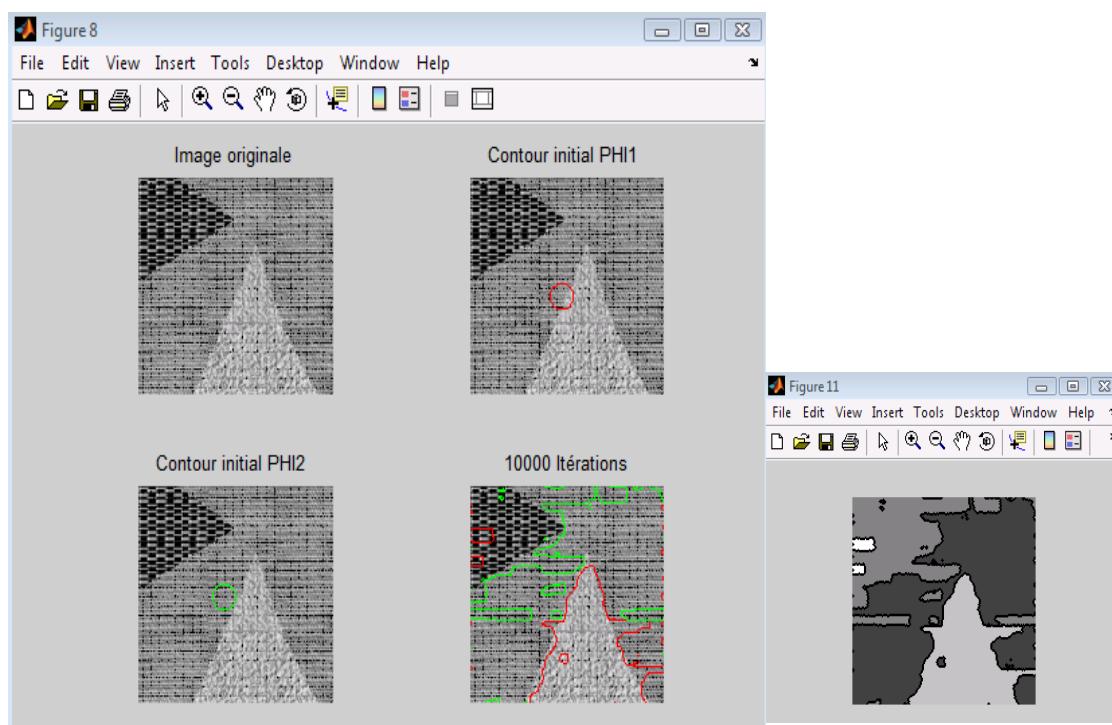


Figure IV.6 : segmentation de (e) après 10000 itérations, $t= 826s$.

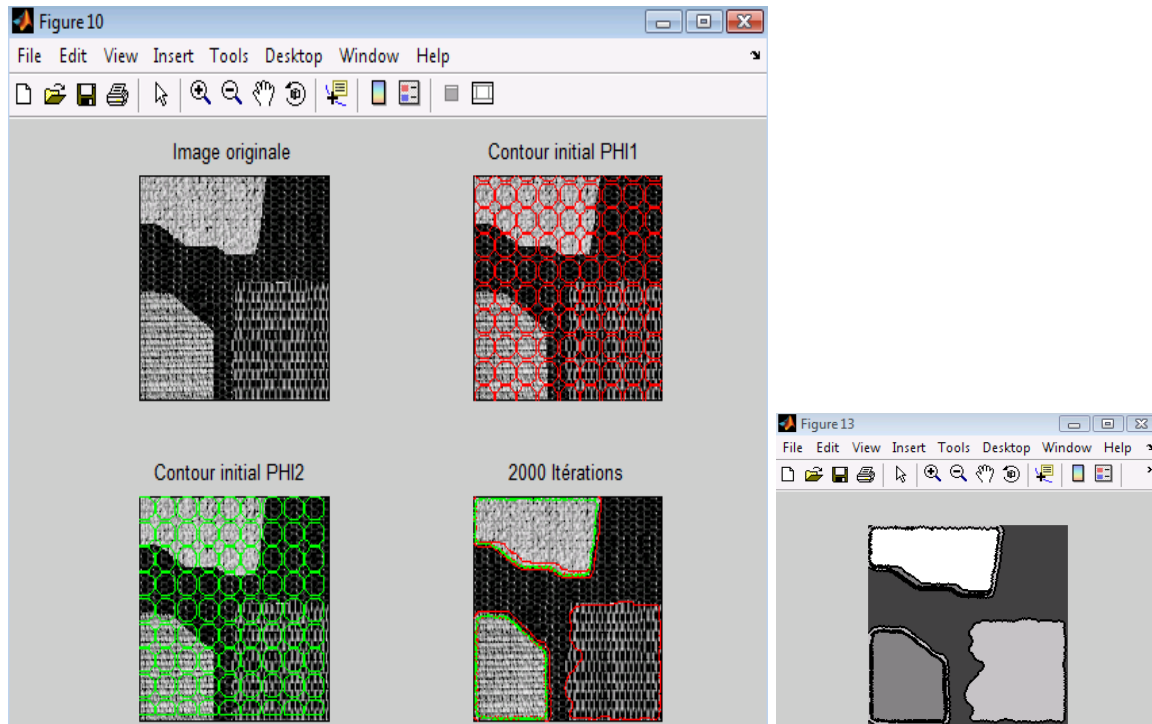


Figure IV.7 : segmentation de (f) après 2000 itérations, $t = 381s = 6mn$.

❖ Comparaison

Sans tenir compte des attributs, la segmentation avec les contours actifs aura une autre forme, en gardant les mêmes paramètres et le même nombre d'itérations. De là première vue, nous pouvons constater qu'il y a une sur-segmentation, et les textures ne sont pas segmentées.

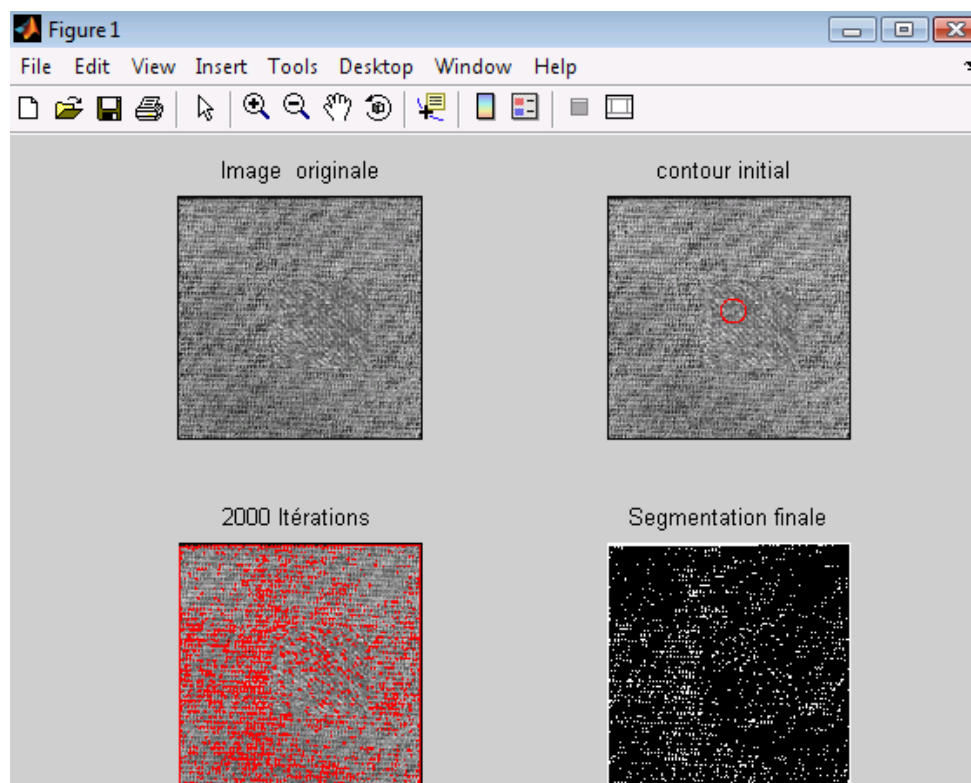


Figure IV.8 : segmentation de (a) sans tenir compte de la texture.

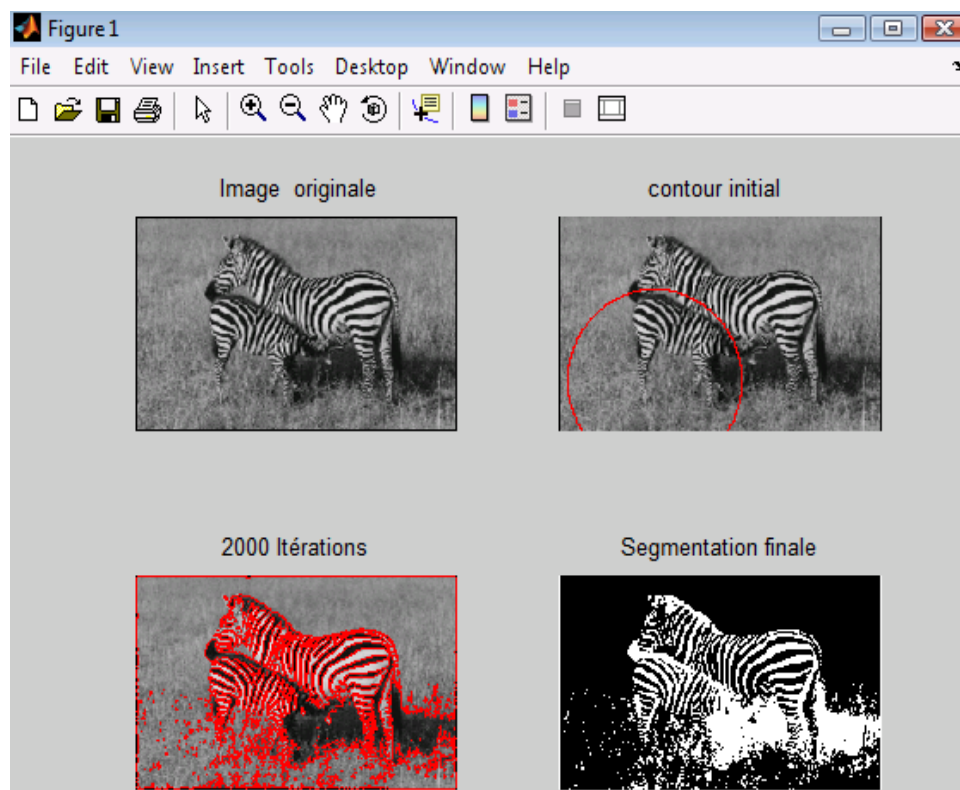


Figure IV.9 : segmentation de (b) sans tenir compte de la texture.

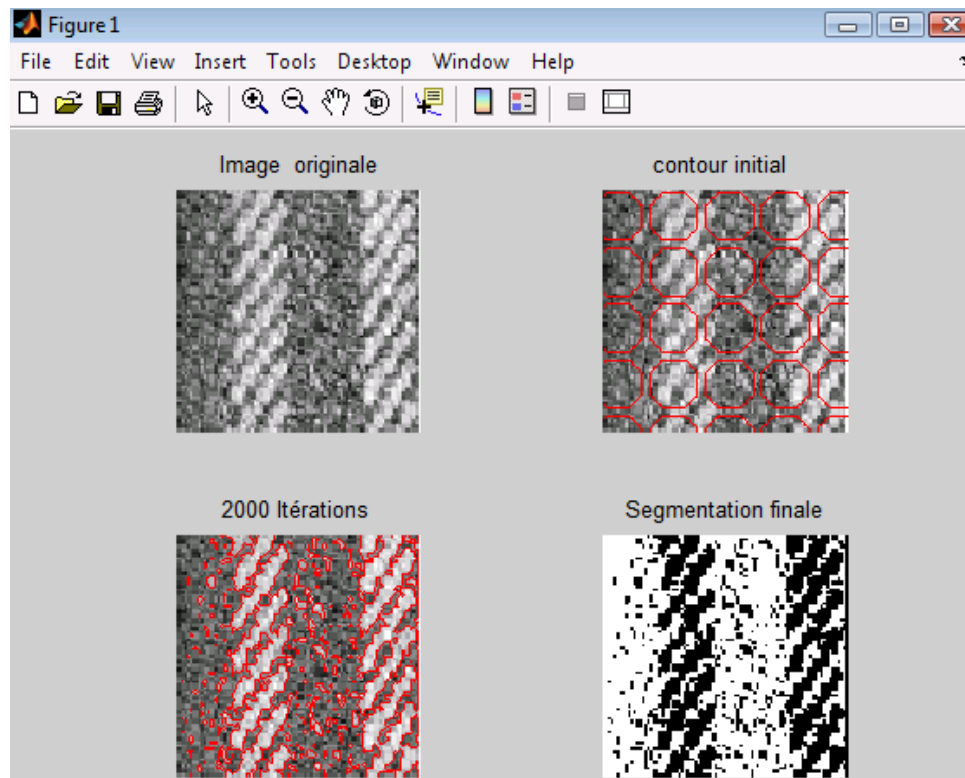


Figure IV.10: segmentation de (c) sans tenir compte de la texture.

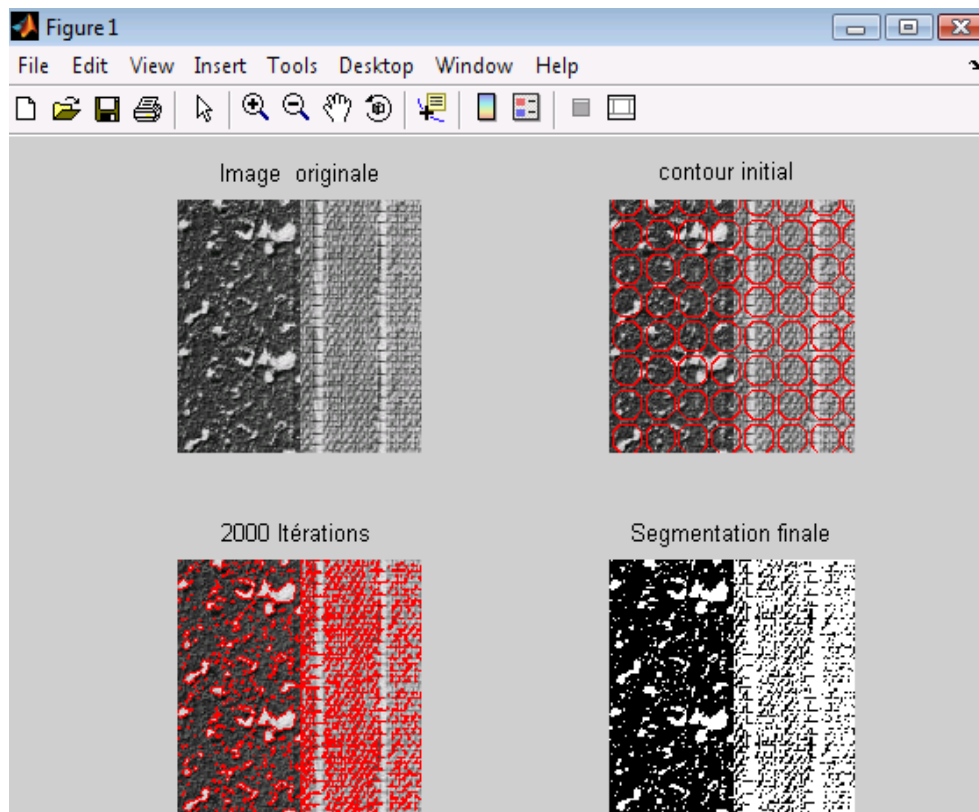


Figure IV.11 : segmentation de (d) sans tenir compte de la texture.

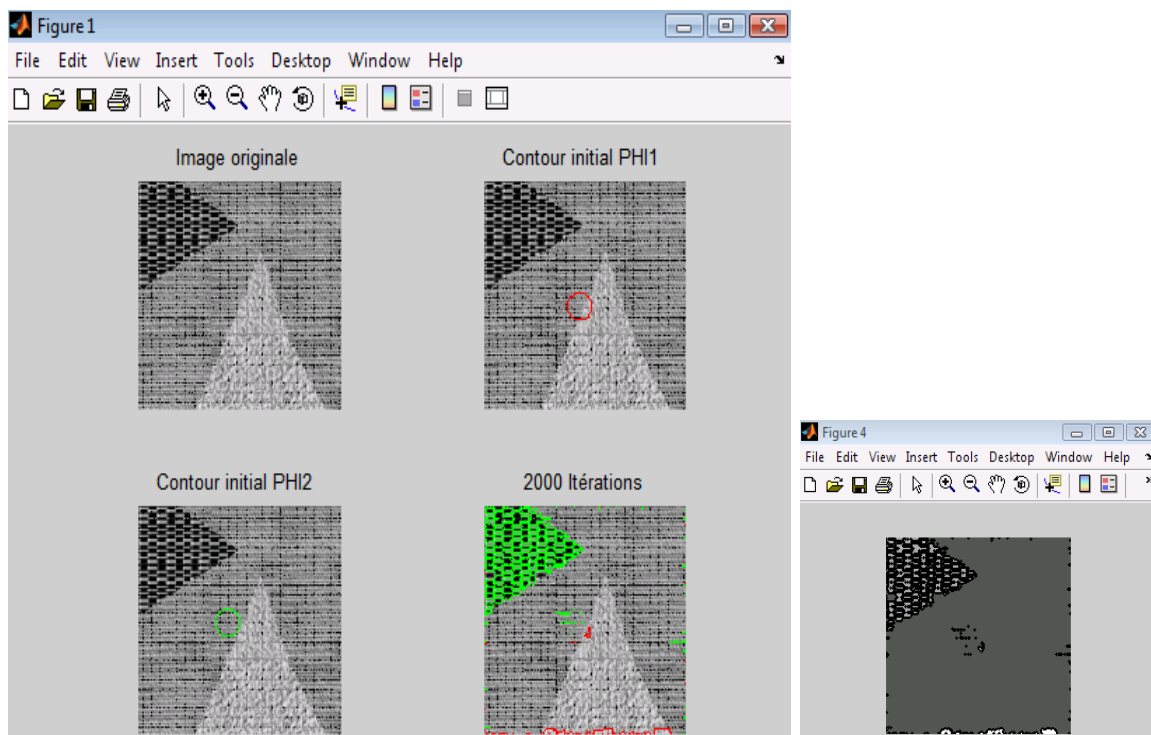


Figure IV.12 : segmentation de (e) sans tenir compte de la texture.

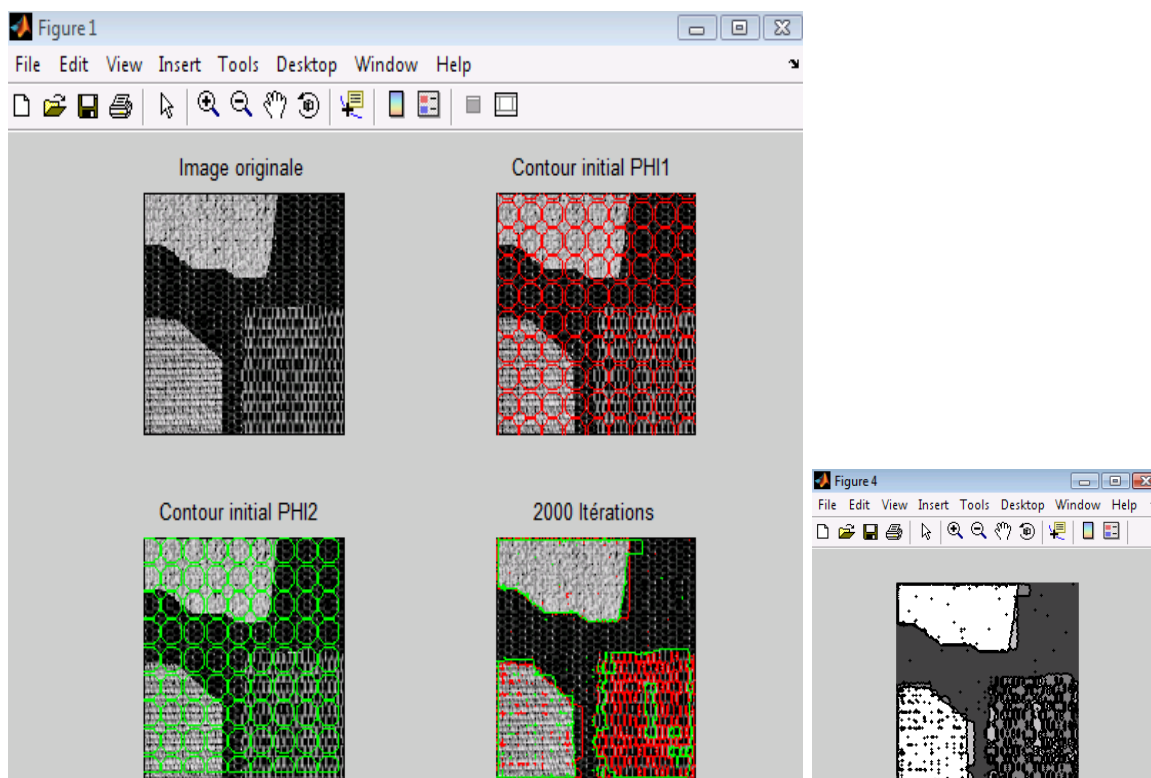


Figure IV.13 : segmentation de (f) sans tenir compte de la texture.

3.3 Interprétation :

Pour chacune des images considérées, d'une part les images : moyenne, variance, entropie, corrélation, contraste, filtrée et le résultat en utilisant notre approche sont représentées, respectivement, en (1), (2), (3), (4), (5), (6) et (7), d'autre part, le résultat obtenu en utilisant les contours actifs sans tenir compte de la texture (section 3.2).

Pour l'image (a) (Figure IV.14), selon les informations apportées par les attributs extraits et le filtrage, nous avons pu détecter les deux textures.

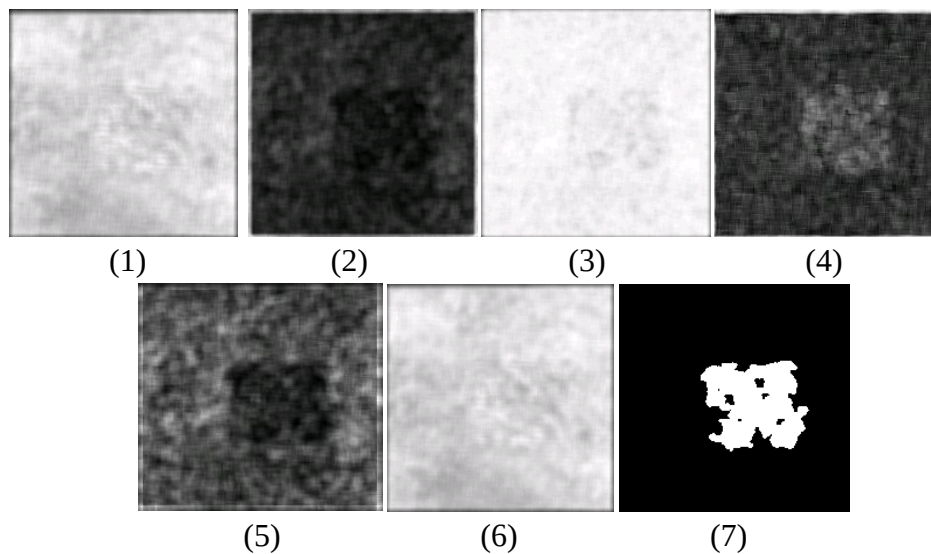


Figure IV.14 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

Dans le cas de l'image (b) (Figure IV.15), la texture des deux zèbres est segmentée, mais ça reste quelques endroits qui ne sont pas pris en considération. En effet, si nous prenons, en exemple les jambes des deux zèbres (Figure IV.16), nous remarquons que leur texture ressemble à la texture de l'herbe tout autour.

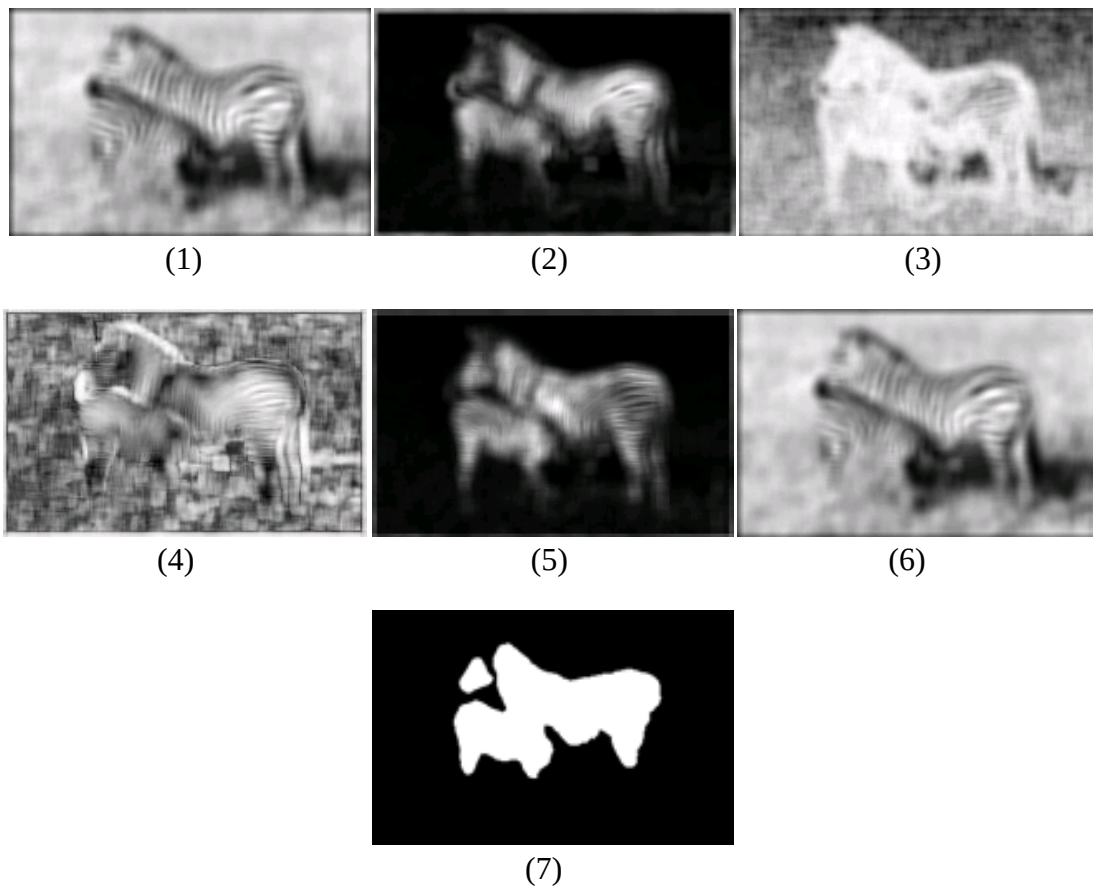


Figure IV.15 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

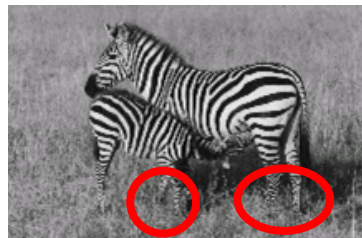


Figure IV.16 : illustration de la ressemblance de la texture dans l'image (b).

Le résultat obtenu pour l'image (c) (Figure IV.17) est, relativement, très intéressant car nous avons pu détecter les deux textures répétées.

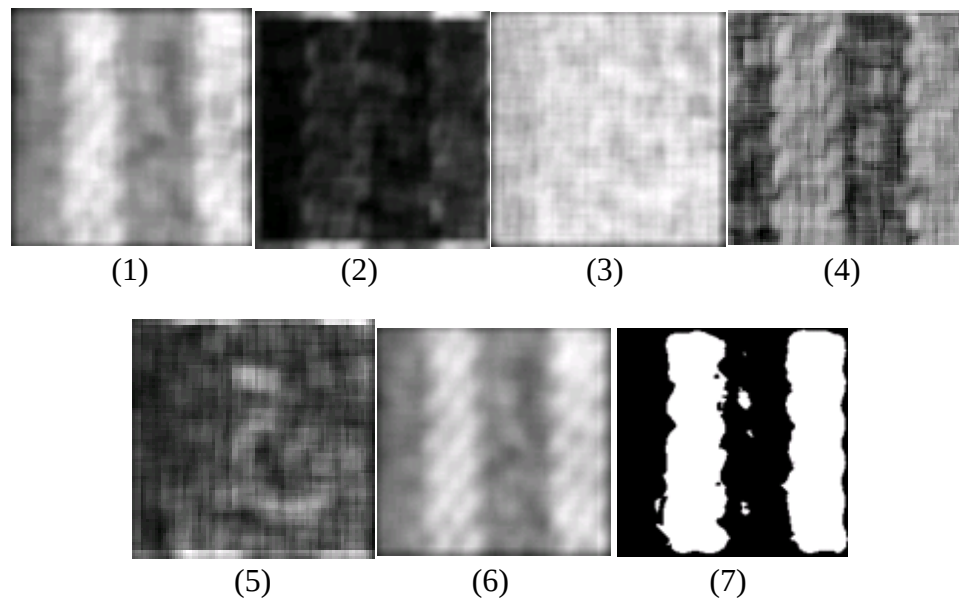


Figure IV.17 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

L'image (d) (Figure IV.18) est segmentée en deux classes, avec la présence de quelques taches blanches sur la classe représentée en noir. Ce résultat est justifié par la non régularité de la première texture.

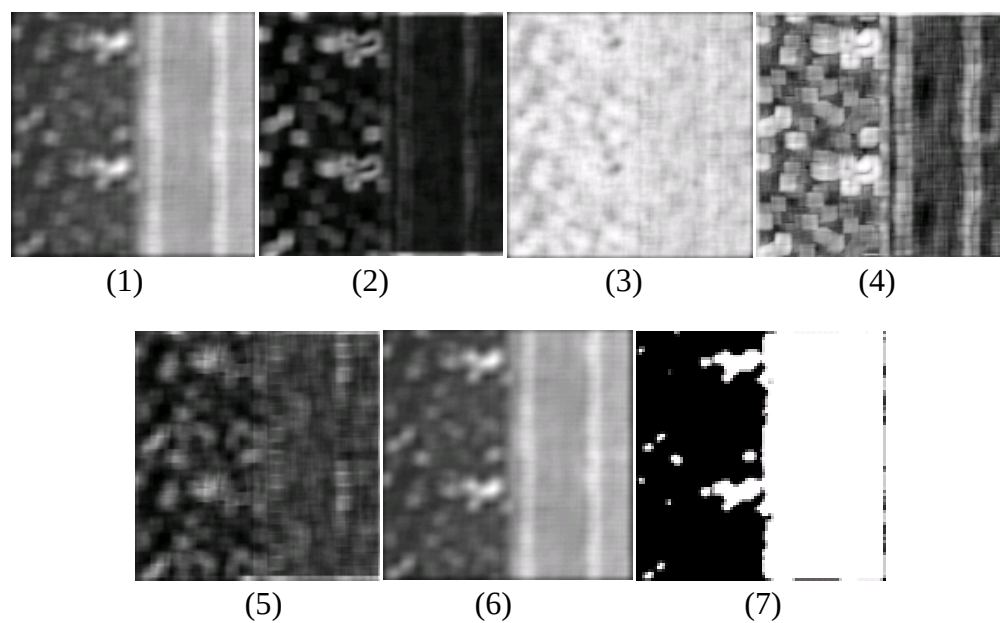


Figure IV.18 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

Le contour actif dans l'image (e) (Figure IV.19) arrive à distinguer les textures triangles du fond, mais il y a quelques chevauchements. C'est un résultat assez intéressant vu que les trois textures sont assez complexes.

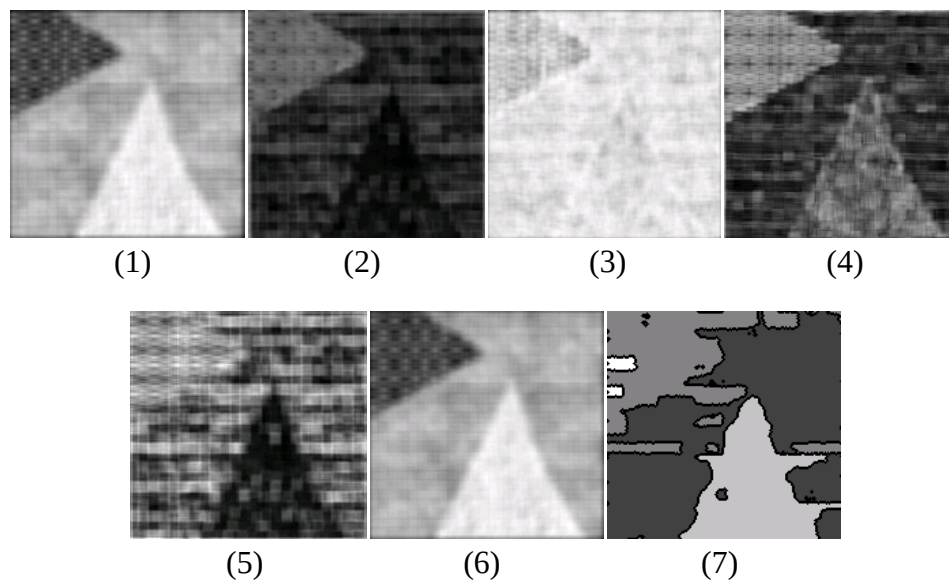


Figure IV.19 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

Pour l'image (f) (Figure IV.20), les quatre textures sont segmentée en quatre classes bien distinctes.

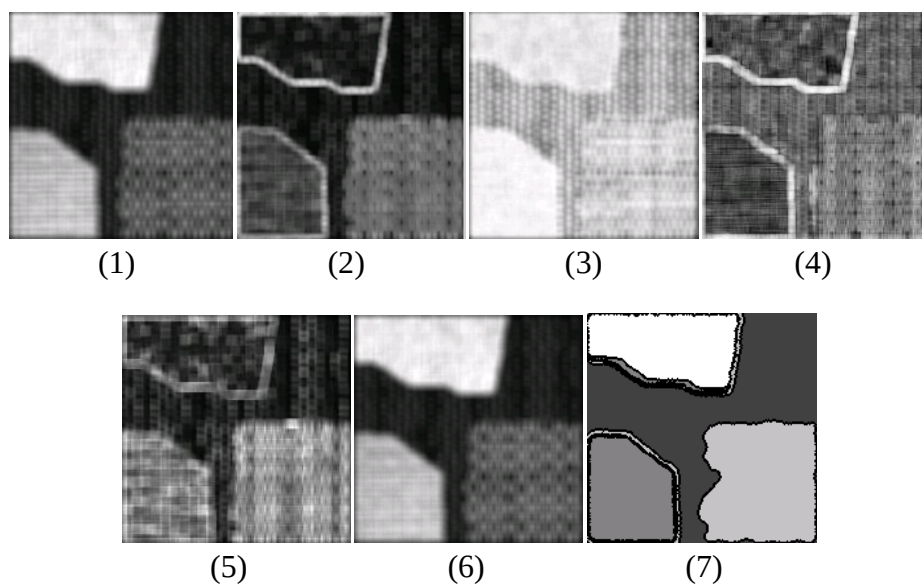


Figure IV.20 : résultats des attributs et la segmentation obtenue à partir d'eux.

4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exposé notre étude expérimentale, qui est basée sur les level set en introduisant les informations qui se traduisent par les attributs de texture. Une méthode qui conduit à segmenter les images par une approche texture. Les résultats obtenus sont satisfaisants et encourageant. Toutefois, un jeu sur les paramètres du modèle, pour chaque image améliorera, probablement, les résultats vus que ces paramètres diffèrent d'une image à l'autre.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

Dans notre travail, nous avons présenté une méthode de segmentation d'images texturées à l'aide de contours actifs. Pour se faire, nous avons procédé comme suit : extraire la matrice de cooccurrence à partir des images, puis à partir de cette dernière, calculer les attributs de texture, et les introduire dans le modèle de Chan et Vese. Afin d'accélérer l'évolution, nous avons incorporé la méthode de bande étroite. Les résultats obtenus sur plusieurs images montrent que notre modèle est intéressant.

Il serait intéressant, cependant : de voir l'influence du changement de la taille de la fenêtre de calcul de la matrice de cooccurrence sur la segmentation, changer les paramètres du modèle de Chan et Vese, et d'évaluer les résultats obtenus d'une manière objective, c'est-à-dire, en présentant d'autres méthodes et leurs résultats ou d'utiliser les tests d'évaluation.

Enfin, nous concluons ce travail en disant qu'il nous a permis d'aborder la problématique des images texturées et de voir une expérimentation forte concluante dans le domaine de segmentation avec contours actifs.

Nous estimons que ce travail pourra servir d'aide pour d'autres applications dans le domaine de traitement d'images.

ANNEXE

A.1 Le second moment angulaire ou énergie :

Ce paramètre noté ASM, mesure l'homogénéité de l'image; il est d'autant plus grand que l'image a des transitions de niveaux de gris dominants, plus ce paramètre est grand plus l'image est non homogène.

$$ASM = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i, j)^2 \quad A.1$$

A.2 Le contraste :

Mesure le contraste de l'image; il est élevé lorsqu'on passe d'un pixel très clair à un pixel foncé et inversement.

$$CONTRAST = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - j)^2 MC(i, j) \quad A.2$$

A.3 La corrélation :

Elle décrit la corrélation d'un niveau de gris d'un pixel avec un autre distant de d dans la direction θ .

$$corr = \frac{\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} ij MC(i, j) - (\sum_{i=0}^{Ng-1} i MC_x(i)) (\sum_{j=0}^{Ng-1} j MC_y(j))}{\sqrt{|\chi| |\lambda|}} \quad A.3$$

où :

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i, j), MC_y(j) = \sum_{i=0}^{Ng-1} MC(i, j), x = \sum_{i=0}^{Ng-1} i^2 MC_x(i) - \left(\sum_{i=0}^{Ng-1} i MC_x(i) \right)^2,$$

$$\lambda = \sum_{j=0}^{Ng-1} j^2 MC_y(j) - \left(\sum_{j=0}^{Ng-1} j MC_y(j) \right)^2,$$

A.4 La variance :

Cet attribut décrit la dispersion des transitions entre niveaux de gris.

$$VAR = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \left[i + 1 - \sum_{k=0}^{Ng-1} \sum_{l=0}^{Ng-1} k MC(k, l) \right]^2 MC(i, j) \quad A.4$$

A.5 Le moment des différences inverses :

Ce paramètre renseigne sur l'importance des transitions entre niveaux de gris proches.

$$IDM = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \frac{MC(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad A.5$$

A.6 La moyenne des sommes :

$$SA = \sum_{k=2}^{2Ng} k MC_x MC_y(k) \quad A.6$$

où $MC_x MC_y(k) = \sum_{i,j,i+j+2=k} MC(i, j)$

A.7 Les variances des sommes :

$$SVAR = \sum_{k=2}^{2Ng} (k - SA)^2 MC_x MC_y(k) \quad A.7$$

A.8 L'entropie des sommes :

$$SENTROPY = - \sum_{k=2}^{2Ng} MC_x MC_y(k) \log (MC_x MC_y(k) + \epsilon) \quad A.8$$

où ϵ est une valeur faible (10^{-4})

A.9 L'entropie :

Elle fournit une indication sur le désordre que peut présenter une texture.

$$entro = - \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i, j) \log (MC(i, j)) \quad A.9$$

A.10 La variances des différences :

$$DV_{AV} = \frac{Ng^2 \sum_{i=0}^{Ng-1} MCXY(i)^2 - (\sum_{i=0}^{Ng-1} MCXY(i))^2}{Ng^4} \quad A.10$$

où $MCXY(k) = \sum_i \sum_j |i-j|=k MC(i,j)$

A.11 L'entropie de la différence :

$$DENTROPY = \sum_{i=0}^{Ng-1} MCXY(i) \log(MCXY(i) - \square) \quad A.11$$

A.12 La première information sur la mesure de corrélation :

$$ICORR1 = \frac{H_{xy} H_{xy'}}{\max(h_x, H_y)} \quad A.12$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{xy} = - \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i,j) \log(MC(i,j) + \epsilon) \\ H_{xy} = - \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i,j) \log(MC_x(i) + MC_y(j) + \epsilon) \\ H_x = \sum_{i=0}^{Ng-1} MC(i) \log(MC(i) + \epsilon) \\ H_y = \sum_{j=0}^{Ng-1} MC_y(j) \log(MC_y(j) + \epsilon) \\ MC_x(i) = \sum_{j=0}^{Ng-1} MC(i,j) \\ MC_y(j) = \sum_{i=0}^{Ng-1} MC(i,j) \end{array} \right.$$

A.13 La deuxième information sur la mesure de corrélation :

$$ICORR2 = \sqrt{|1 - e^{-2(H_{xy2} - H_{xy})}|} \quad A.13$$

où $h_{xy2} = \sum_{i=0}^{Ng-1} MC_x(i) + MC_y(j) \log(MC_x(i) MC_y(j) + \epsilon)$

A.14 L'uniforme :

Ces attribut est révélateur de la présence de texture.

$$UNIFORME = \sum_{i=0}^{Ng-1} MC(i, i) \quad A. 14$$

A.15 L'information contour :

Ce paramètre fournit une indication sur la présence de contour.

$$ICONTOUR = \max_{i=0, Ng-1} \sum_{j=0}^i MC(i, j) \quad A. 15$$

BIBLIOGRAPHIE

- [1] : S. Dubuisson, « Introduction au traitement d'images », Fondements du Traitement d'Images, http://www-master.ufr-info-p6.jussieu.fr/2006/Ajouts/Master_esj_2006_2007/IMG/pdf/IntroDefinitions.pdf, dernière visite Mai 2009.
- [2] : J. Henry, «Analyse statistique de l'image» , <http://www.loria.fr/~abelaid/Enseignement/sca-m2-tmn-p/cours3-analyse-statistique.pdf>, dernière visite Mai 2009.
- [3] : Naotoshi Seo, « Texture Segmentation using Gabor Filters and K-means Clustering », November 8,2006 ; <http://note.sonots.com/SciSoftware/GaborTextureSegmentation.htm>, dernière visite Mai 2009.
- [4]: A. Marion, D.Vray, « Filtrage spatiotemporel de séquences d'images ultrasonores pour l'estimation d'un champ dense de vitesses », http://creatis.insa-lyon.fr/~amarion/fichiers/article_gretsi07_adrien_marion_4pages.pdf, dernière visite Mai 2009.
- [5] : N. Ben Amor, N. Essoukri Ben Amara, « Analyse texturale de l'écriture Arabe multifonte de Gabor aux Contourlets », <http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/33/50/42/PDF/paper-16.pdf>, dernière visite Mai 2009.
- [7] : O. Bernard, « Traitement d'images numériques, Analyse d'images : 2^e partie », Département Génie Electrique, INSA Lyon
- [8] : M. Moghrani, « Segmentation coopérative et adaptative d'images multicomposantes : Application aux images CASI », thèse de doctorat, université de Rennes 1, décembre 2007.
- [9] : O. Chilali, « Classification automatique de données utilisant les modèles déformables », mémoire de magister, département d'Automatique, UMMTO, Octobre 2006.
- [10] : Caractérisation tissulaire par l'analyse de texture, http://www.u-picardie.fr/labo/UGBM/Hrelidou/Partie_3.pdf, dernière visite Mai 2009.
- [11] : P. Beuseroy et A. Smolarz, « Optimisation de la géométrie du voisinage pour la segmentation d'images texturées », <http://www.agro-montpellier.fr/sfds/CD/textes/beuseroy1.pdf>, dernière visite Mai 2009.
- [12] : F. Ouslimani, Z. Ameer, S. Ameer, « Segmentation d'images texturées basées sur le codage d'extremalité locale », JIG'2007-3^{èmes} Journées Internationale sur l'Informatique Graphique, Tunisie, 2007.

- [13] : K. Kabene, H. Salmi, « Suivi d'objets en mouvement dans une séquence vidéo à l'aide des contours actifs à base de level-sets », mémoire d'ingénieur, département d'Automatique, UMMTO, 2008.
- [14] : Caractérisation tissulaire par l'analyse de texture, http://www.u-picardie.fr/labo/UGBM/documents-originaux/theses/Th%E8se_Herlidou/partie_3.pdf, dernière visite Mai 2009.
- [15] : A. Barré, L. Dollet, « Analyse de texture par Fourier » , http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/resources/mti/textures_Fourier/texture.html, dernière visite Mai 2009.
- [16] : B. Allier, « Contribution à la numérisation des collections : apports des contours actifs », thèse de doctorat, INSA de Lyon, 2003.
- [17] : T. Chan, L. Vese, « A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model », International Journal of Computer Vision, vol. 50, n°3, pp. 271-293, 2002.
- [18]: T. Chan, L. Vese, Y. Sandberg, « Active contours without edges for vector valued images », Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 11, pp. 130-141, 2000.