

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° :



DOMAINE : SCIENCE & TECHNOLOGIE
FILIERE : ELECTRONIQUE
OPTION : CONTROLE

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

**Par : Aiche Aziz,
Dehimi Abdelkarim.**

Intitulé

L'entropie pour la segmentation d'images.

Soutenu devant le jury composé de :

Nom et prénom Enseignant

Mr Boukhanoufa. N

Université de M'sila

Président

Mr Laalaoui. L

Université de M'sila

Rapporteur

Mr Brik . Y

Université de M'sila

Examineur

Année universitaire : 2016 /2017.



À ma mère.

À mon ami Nour Eddine

Avec une pensée pour mon frère Islam, sept ans déjà...

-Aziz-

Je dédie ce travail en témoignage de mon profond respect, mon grand amour et toute ma gratitude à :

Mes chers parents,

Tous les membres de ma famille,

Et tous mes amis.

- Abdelkrim-

Remerciement

C'est avec un grand plaisir que nous tenons tout d'abord à exprimer toute notre reconnaissance à notre cher encadrant : Mr **l'aalaoui. L**, pour l'attention qu'il a apportée tout au long de ce travail, et pour ses précieux conseils.

Nous voulons aussi, adresser nos remerciements à tous les membres de département d'Electronique.

Nous sommes redevables à tous nos parents pour leurs efforts qui ont nous guidé nos pas tout au long de nos études universitaires.

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

Nous tenons enfin, à exprimer l'honneur que nous font les membres du jury pour avoir accepté de nous prêter leur attention et évaluer notre travail.

Résumé

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à segmenter des images en utilisant la technique du contour actif en raison de sa robustesse et son efficacité à pouvoir segmenter des objets. Basées sur l'entropie des modèles paramétriques, trois méthodes utilisent l'entropie comme critère de segmentation. La première méthode à savoir la ligne de partage des eaux, pour a but de deviser les images ou les objets en régions homogènes. La deuxième méthode est l'algorithme des ensembles des niveaux, pour séparer les déférents milieux des images. La troisième méthode est le modèle de Chan-veese, ce modèle nous permet de détecter des objets avec ou sans gradient, et aussi pour trouver les contours des images. Une revanche plus délicate dans la segmentation d'images, à savoir l'évaluation de la segmentation sans référence pour arriver à des résultats bien satisfaites et aussi faire la comparaison entre la fiabilité des méthodes de segmentation étudiées.

Mots-Clefs : Segmentation d'image, Contours actifs, Entropie, Ligne de partage des eaux, Ensemble des niveaux, Chan-veese.

Abstract

In this paper, we are interested in segmenting images using the active contour technique because of its robustness and efficiency in segmenting objects. Based on the entropy of parametric models, three methods use entropy as a segmentation criterion. The first method, namely the watershed, for estimating images or objects in homogeneous regions. The second method is the algorithm of level set, for separating the deferent media from the images. The third method is the Chan-veese model, this model for detecting objects with or without gradient, and to find the contours of images. A more delicate remedy in the segmentation of images, namely the evaluation of segmentation without reference to arrive at satisfactory results and to make the comparison between the reliability of the segmentation methods studied.

Keywords : Image segmentation, Active contour, Entropy, Watershed, Level set , Chan-veese.



Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Table des matières	iv
Table des figures	vii
Liste des tableaux et algorithmes	ix
Notations et acronymes	x
INTRODUCTION	1
<i>Contexte</i>	<i>1</i>
<i>Problématique</i>	<i>2</i>
<i>Contributions et plan du manuscrit</i>	<i>2</i>

CHAPITRE I

ETAT DE L'ART SUR LA SEGMENTATION D'IMAGES	4
Préambule.....	4
I.1. Segmentation et classification d'images	5
I.2. Techniques de segmentation	9
I.2.1. Segmentation par approche contour.....	10
I.2.1.1. <i>Les modèles déformables</i>	12
I.2.1.2. <i>Les méthodes dérivatives</i>	13
I.2.1.3. <i>Les méthodes morphologiques</i>	14
I.2.2. Segmentation par approche région.....	15
I.2.3. Avantages et inconvénients pour les deux approches	19
Discussion	19

CHAPITRE II

CONTEXTE DES CONTOURS ACTIFS	20
Préambule.....	20
II.1. Présentation des CAs	21

II.2.	Forme générale d'un CA.....	23
II.3.	Energie du CA	25
II.4.	Modèles de CAs.....	27
II.4.1.	Modèle Classique (Snakes).....	27
II.4.2.	CAs géométriques.....	28
II.4.3.	CAs géodésiques.....	29
II.4.4.	Descripteurs de région	31
II.5.	Technique multi-résolution sur le contour	31
	Discussion	34

CHAPITRE III

ENTROPIE.....	35
Préambule.....	35
III.1. Pourquoi l'entropie ?.....	36
III.2. Entropie comme critère de segmentation	36
III.3. Minimisation de l'Entropie.....	37
III.4. Quelques méthodes basées sur l'entropie.....	38
III.4.1. Méthode de LPE (Watershed)	39
III.4.1.1. Principes de la LPE.....	39
III.4.1.2. Construction de la LPE	41
III.4.1.3. Segmentation par LPE.....	43
III.4.1.4. différentes mises en œuvre : Notations et algorithme.....	43
III.4.2. Méthode ensembles de niveaux (Level set)	47
III.4.2.1. Composantes de l'algorithme Level Set	47
III.4.2.2. Principe de la méthode Level Set	48
III.4.2.3. Fast Marching level sets.....	52
III.4.3. Modèle de Chan & Vese.....	53
III.4.3.1. Principe de la méthode de CV	53
III.4.3.2. Segmentation d'images par le modèle de Chan et Vese.....	55
Discussion	56



CHAPITRE IV	
RESULTATS EXPERIMENTAUX	57
Préambule	57
IV.1. Evaluation de la segmentation.....	58
IV.1.2. Critères d'évaluation de segmentation	58
IV.1.2.1. Critère de Vinet (DBH).....	58
IV.1.2.2. Critère de Rosenberger (Intra-inter).....	59
IV.1.2.3. Critère de Jensen (Renyi)	60
IV.2. Comparaison de méthodes de segmentation	60
IV.3. Interprétations des résultats.....	68
IV.3.1. Pour la méthode de LPE.....	68
IV.3.2. Pour la méthode de Level set.....	68
IV.3.3. Pour la méthode de CV.....	69
Discussion	69
CONCLUSION.....	70
Références bibliographiques	

Table des figures

	Page	
1	Diverses applications pour l'image.	1
I.1	Les étapes de segmentation.	6
I.2	Classification d'une image à 4 classes et 5 régions.	8
I.3	Principales méthodes de segmentation.	9
I.4	Image de départ.	10
I.5	Détection de contours sur l'image.	11
I.6	Segmentation par contour actif.	11
I.7	Dilatation et Erosion.	13
I.8	Détection de régions par seuillage de l'intensité.	14
I.9	Segmentation d'images par accroissement de région.	15
I.10	Segmentation par Split and merge.	16
I.11	Algorithme des k-means, partition en 4 groupes.	16
I.12	Algorithme de la ligne de partage des eaux.	17
II.1	Principe de la segmentation par CA, Initialisation du contour, convergence et résultat final.	22
II.2	Composantes normale et tangentielle d'une force appliquée à un contour.	23
II.3	Evolution du CA $\Gamma(\tau)$ avec la vitesse v vers l'objet.	24
II.4	Segmentation par CAs.	25
II.5	Évolution du CA près des frontières de l'objet.	30
II.6	Évolution d'un snake de gauche à droite avec la technique multi-résolution.	32
II.7	Technique multi-résolution servant à améliorer la convergence du contour.	33
III.1	Exemple 1D d'un relief composé de bassins versants, de crêtes et de minima.	40
III.2	Relief 3D d'une IRM, coupe axiale à droite et sagittale à gauche.	40

III.3	Principe de la procédure d'immersion.	41
III.4	Minimum et plateaux.	42
III.5	Deux approches de la ligne de partage des eaux.	42
III.6	Image et résultat de l'algorithme de LPE.	43
III.7	Relation de récurrence entre X_h et X_{h+1}	44
III.8	LPE par immersion sur un grille d'éléments 4-connectés.	45
III.9	Création des graphes des ensembles. (a) Image initiale, (b) relief correspondant, (c) ensemble des niveaux étiquetés et d) graphe des ensembles	46
III.10	Une interface Γ dans \mathcal{R}^2.	48
III.11	Une fonction Level Set \varnothing définissant implicitement une interface T circulaire.	49
III.12	Evolution d'une interface par la méthode Level Set.	50
III.13	Changement topologique et méthode Level Set.	51
III.14	Différentes classes de pixels pour l'algorithme Fast Marching.	52
III.15	Évolution des contours actifs par la méthode de CV [6].	55
IV.1	Images de départ de segmentation.	61
IV.2	Résultat de segmentation d'image d'une cellule par LPE.	62
IV.3	Résultat de segmentation d'image d'une cellule par Level set.	62
IV.4	Résultat de segmentation d'image IRM par CV.	63
IV.5	Résultat de segmentation d'image de la main par LPE.	64
IV.6	Résultat de segmentation d'image de la main par Level set.	64
IV.7	Résultat de segmentation d'image de la main par CV.	65
IV.8	Résultat de segmentation d'image d'une cellule par LPE.	66
IV.9	Résultat de segmentation d'image d'une cellule par Level set.	66
IV.10	Résultat de segmentation d'image Cellule par CV.	67



Liste des tableaux et algorithmes

✓ Tableaux

		Page
I.1	Comparative entre les deux grandes catégories dans la segmentation.	18
IV.1	Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 1.	63
IV.2	Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 2.	65
IV.3	Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 3.	67

✓ Algorithme

		Page
Algorithme 1	Ligne de partage des eaux	41
Algorithme 2	level set	51
Algorithme 3	Algorithme de Chan-vese	55

Notations et Acronymes

✓ Table de Notations

Symbole	Catégorie	Signification
C	Variable	Nombre de classe de l'image
x	Variable	Ensemble des pixels de l'image
I	Variable	Intensité lumineuse de l'image
M	Paramètre	Les matrices
Γ	Variable	Courbe active
p	Paramètre	Paramètre de la courbe Γ
τ	Paramètre	Paramètre pseudo-temporel de l'évolution itérative de Γ
s	Variable	Abscisse curviligne
N	Paramètre	Vecteur normale pixels de l'image
F	Paramètre	Vecteur des forces orienté selon la normale au contour Γ
∇	Paramètre	Opérateur gradient
Ω_I	Variable	Le domaine de l'image
Ω_i	Variable	Région i de l'image
Ω_{int}	Variable	Région intérieur au CA Γ
Ω_{ext}	Variable	Région extérieur au CA Γ
J	Variable	Energie totale à minimiser dans le cadre des CAs
J_c	Variable	Energie « contour »
J_r	Variable	Energie « région »
H	Variable	Entropie
β	Paramètre	Paramètre de régularisation des CA Γ
\emptyset	Paramètre	Fonction de l'algorithme des ensembles de niveaux
i, j	Variables	Le nombre de pixels étiquetés
H_α	Variable	Entropie de Rényi



✓ *Table d'Acronymes*

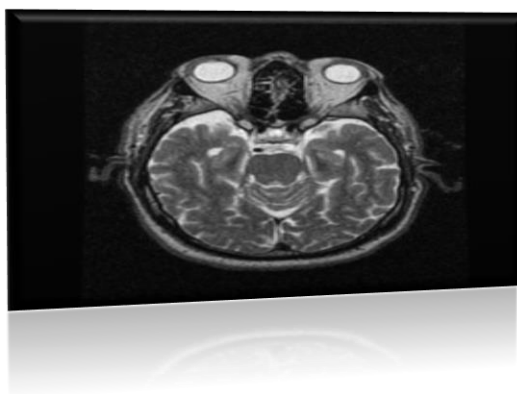
Acronyme	Signification
CDF	Densité de probabilité cumulée
EDP	Equation aux dérivées partielles
PDF	Fonction de densité de probabilité
CA	Contour actif
NG	Niveau de gris
CV	Chan-Vese
1D, 2D, 3D	Monodimensionnelle, Bidimensionnelle, Tridimensionnelle
Snake	Premier modèle de contour actif introduit par Kass et al. [24].
LPE (Watersheds)	Algorithme de la ligne de partage des eaux

Introduction

Contexte

Avec les progrès de l'électronique et de l'informatique, l'image est devenue un vecteur fondamental de l'information et de la communication. C'est ainsi, que l'image tient une place importante dans des secteurs divers et variés tels que la médecine, la biologie, la télédétection etc...

Le traitement d'images voit ses débuts dans les années 1920 dans la transmission de données par câble mais ne connaît de vrai essor que dans les années 1960 avec le développement des ordinateurs. Au départ, 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, des techniques de détection de primitives (contours, point d'intérêt, lignes d'intérêt ...) et de nombreux autres traitements dans les domaines aussi variés que le médical, la télévision, l'imagerie satellitaire, le multimédia (Fig. 1). C'est dans les années 2000 que l'image numérique et par conséquent le traitement d'images devient omniprésent. Que cela soit sur internet, au cinéma, à la télévision, sur les téléphones, dans le domaine médical, l'image est partout. Aujourd'hui il ne s'agit plus uniquement de traiter les images pour les améliorer mais aussi de les comprendre et de les interpréter. C'est dans ce contexte que la reconnaissance d'objets dans les images devient un sujet de recherche important. Et pour reconnaître des objets 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.



(a) *Image médicale*



(b) *Image satellitaire*

Fig. 1 - Diverses applications pour l'image.



La segmentation continue encore de susciter un grand engouement chez les chercheurs dans le domaine de la vision artificielle. En effet, de la précision de cette opération dépendent toutes les étapes suivantes liées à d'autres traitements, à des mesures et des interprétations. Son objectif consiste à partitionner l'image en sous-ensembles ou régions homogènes de sorte que l'intersection entre ces sous-ensembles soit vide et leur union constitue l'image initiale. Pour ce faire, diverses méthodes ont été proposées dans la littérature. Cette diversité est en rapport avec le type d'images à traiter, sa complexité en termes de forme, de texture et de l'espace de représentation ainsi que de la nature du bruit qu'elle renferme. A ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en deux grandes catégories : l'approche contour qui consiste à délimiter les différentes régions par leurs frontières et l'approche région qui permet de caractériser les régions d'une image présentant une structure homogène.

Problématique

Comment déterminer les objets d'intérêt d'une image ? C'est tout le problème de la segmentation d'images qui est un problème mal posé. La segmentation d'images consiste soit à effectuer une partition de l'image en la découpant en zones possédant des caractéristiques proches, soit à extraire une région spécifique de l'image que nous appelons objet d'intérêt. Dans notre étude nous nous intéressons à la recherche d'objets d'intérêt (visage dans une image). Nous cherchons donc à regrouper ensemble des portions de l'image possédant les mêmes caractéristiques. Nous nous attachons principalement à définir une fonctionnelle permettant de caractériser au mieux l'objet d'intérêt, celui-ci étant représenté par la zone de l'image qui minimise cette fonctionnelle. Nous nous intéressons donc aux méthodes variationnelles, c'est-à-dire celles qui minimisent un critère. Une grande difficulté repose dans la définition de ce critère. Comment définir les caractéristiques qui nous intéressent et qui vont représenter au mieux l'objet d'intérêt ? De plus, comment minimiser ce critère ?

Contributions et plan du manuscrit

Le but de ces travaux est de procéder à une segmentation d'objets d'intérêt dans des images. Nous proposons pour cela d'utiliser l'approche par CAs puisqu'elle permet d'obtenir directement l'objet d'intérêt. Nous nous intéressons particulièrement aux CAs basés régions, c'est-à-dire ceux qui tiennent compte des propriétés des régions à segmenter.

Nos objectifs sont ainsi d'utiliser ces critères pour segmenter des régions, dont les caractéristiques respectent certaines propriétés liées au critère, dans des images. Dans le cas de critères d'homogénéité comme l'entropie, ces régions seront plus ou moins homogènes, l'entropie permettant une certaine variabilité des caractéristiques considérées, notamment dans le cas de l'utilisation d'une compétition entre la région d'intérêt et le fond.

Pour cela nous nous proposons d'élaborer des critères de segmentation qui prennent en compte les vraies distributions des caractéristiques de l'image afin d'approcher au mieux les données de l'image. Nous souhaitons ainsi utiliser des critères non-paramétriques qui permettent d'évaluer au mieux l'information contenue dans les régions. C'est pourquoi nous introduisons des mesures d'information provenant de la théorie de l'information comme critères de segmentation.

Le manuscrit de cette thèse est structuré en quatre chapitres.

- Dans le premier chapitre, nous présentons brièvement, dans un premier temps, un état de l'art sur la segmentation d'images. Puis nous attachons ces différentes principales techniques. Et nous terminons par étude comparatives entre les deux grand catégories « approche contour » et « approche région ».
- Le second chapitre, est consacré à présenter un contexte concerné les CAs, et les méthodes de segmentation par CAs, leur principe, leur entropie, leur propriété, et également ces différents modèles.
- Le troisième chapitre nous étudions une mesure d'information, à savoir l'entropie pour l'utiliser plus tard comme critère de segmentation. On va aussi présenter en détails de trois méthodes basent sur l'entropie pour les utiliser dans nos manipulations.
- Le dernier chapitre nous intéressons nos résultats expérimentaux obtenues. Et nous allons faire une revanche plus délicate, à savoir l'évaluation de la segmentation sans référence pour arriver à des résultats bien satisfaire.

Enfin, notre travail est clôturé par une conclusion en donnant quelques perspectives envisagées.

Chapitre I

Etat de l'art sur la segmentation d'images

Préambule

Ce chapitre a pour objectif de présenter un état de l'art non exhaustif sur la segmentation d'images. Nous présentons tout d'abord la segmentation et classification d'images. Ensuite, nous présentons ses différentes méthodes, les méthodes de segmentation sont subdivisées en deux grandes catégories : les approches basées contours ou frontières et les approches basées régions. Et nous terminons avec une comparative des méthodes de segmentation.

*"Ne me dites pas que ce problème est difficile,
S'il n'était pas difficile, ce ne serait pas un problème."*

-Ferdinand Foch-

I.1. Segmentation et classification d'images

La segmentation selon le dictionnaire Larousse, est la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En traitement d'image, c'est le processus de partitionnement d'une image numérique en plusieurs régions ou ensembles de pixels. Pavlidis [1] définit de la manière suivante :

«Etant donné un critère d'uniformité, la segmentation vis-à-vis de ce critère, est une partition de l'image en régions connexes, homogènes et uniformes, tel que la réunion de deux sous-ensembles quelconques adjacents ne soit jamais uniforme.»

La segmentation d'image est une étape essentielle, préalable à l'interprétation, qui consiste à réaliser une partition de l'image en zones homogènes correspondant aux objets contenus dans cette image [2].

Il est courant d'utiliser une formulation statistique en traitement d'images. Nous pouvons notamment citer les travaux de Geman [3] pour des formulations discrètes, Mumford et Shah [4] pour des formulations continues. Pour la segmentation d'images par CAs, plusieurs auteurs ont utilisé une formulation probabiliste [5]. Pour la segmentation d'images en deux régions, de nombreux travaux étendent l'approche de CV [6] tandis qu'une approche multi-phase permet de segmenter plusieurs objets [7]. Les critères statistiques reposent principalement sur une hypothèse des distributions des, notamment gaussienne [6]. Cette notion peut être étendue au cas vectoriel en utilisant comme tenseurs les matrices de covariance de variables ayant des distributions normales multi-variées [8]. Des contours actifs ont été utilisés pour la détection de réseaux routiers [9]. Une récente revue de ces méthodes peut être trouvée dans [10].

La segmentation d'images qui est définie comme le partitionnement d'une image en régions homogènes ou en classes est une des techniques parmi les plus importantes utilisées dans de nombreuses tâches de traitement d'images et de reconnaissance de formes. Le processus de segmentation est considéré par beaucoup d'auteurs comme un composant essentiel de tout système d'analyse d'images. D'un point de vue conceptuel, la segmentation consiste à extraire de l'image, des primitives de type contour ou de type région. Ces primitives sont exploitées pour

effectuer de la reconnaissance de formes, du recalage, de la mise en correspondance, de la compression etc. La segmentation constitue ainsi, une étape située en amont de dispositifs d'interprétation d'images ou de codage.

Si I est une images composée de N sous-ensemble (I_1, I_2, \dots, I_N) formant une partition et p un prédicat d'uniformité, alors :

1. $\bigcup_{i=1}^n I_i = I$;
2. $\forall (i, j), i \neq j, I_i \cap I_j = \emptyset$;
3. $\forall I_i, p(I_i) = \text{vrai}$;
4. $\forall (i, j), I_i$ spatialement adjacente à $I_j, p(I_i \cup I_j) = \text{faux}$.

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure suivante :

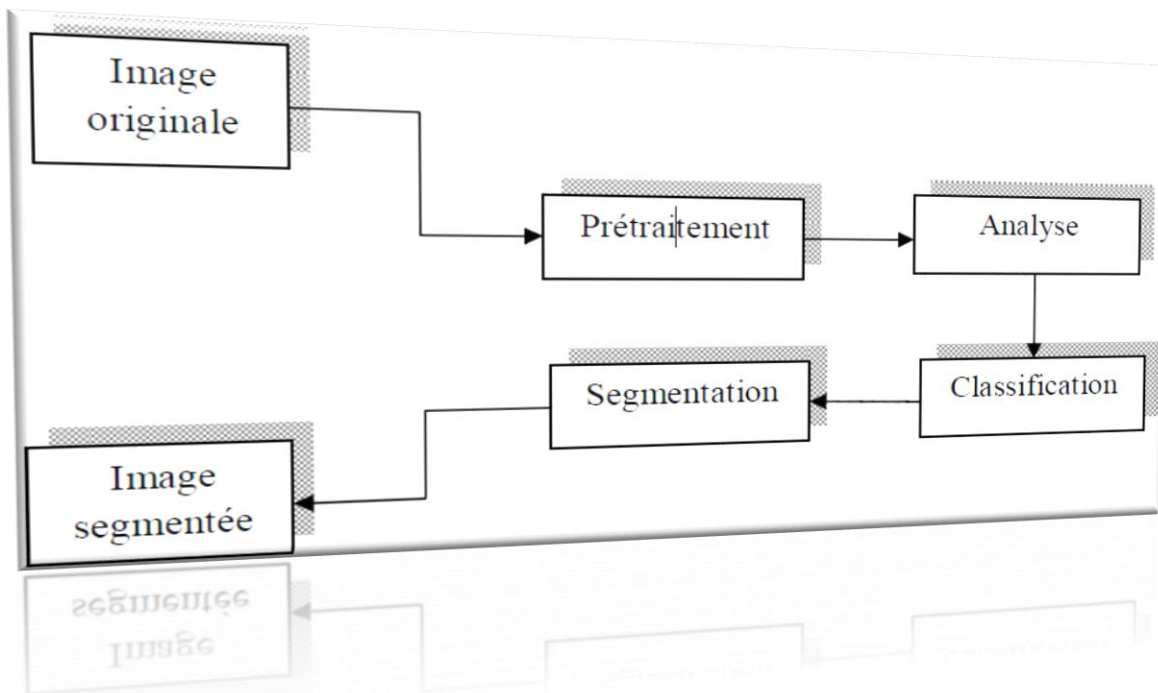


Fig. I.1 - Les étapes de segmentation.

- **Le prétraitement** consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. Ces opérations sont principalement le rehaussement du contraste, la modification des histogrammes et la réduction du bruit.
- **L'analyse** a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l'image.
- **La classification** est une opération préalable à la segmentation ; l'image étant formée d'un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés.
- **La segmentation** est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même classe. Ainsi une région sera constituée de pixels d'une même classe. Mais, il peut aussi y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe.
- Une segmentation est d'autant meilleure que le coefficient de corrélation entre les entités du monde réel se trouvant sur l'image (telles que les objets, les surfaces ou les parties d'objets) et les régions extraites par la segmentation, est voisin de l'unité.

Le prédicat à la base de la définition des régions, doit être choisi à travers des descripteurs de pixels susceptibles de permettre une bonne identification des objets. Parmi ceux-ci on peut citer : le NG, la couleur, la texture, la géométrie ou d'autres paramètres pertinents [11].

Les deux approches duales à savoir l'approche contour et l'approche région sont utilisées. La dualité entre l'approche contour et l'approche région vient du fait que les régions sont séparées par des contours, et que les contours fermes définissent des régions. Les deux approches peuvent être, d'ailleurs, utilisées de manière coopérative.

Dans la segmentation par régions, une image I est partitionnée en un nombre N_R de régions $R_i, i \in \{1, \dots, N_R\}$, constituées de pixels connexes ayant des caractéristiques plus ou moins homogènes et une bonne segmentation signifie la détermination de toutes les régions constituant l'image sans aucun recouvrement conformément à la formulation suivante [12] :

$$R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i \neq j \in \{1, \dots, N_R\} \text{ et } \bigcup_{i=1}^{N_R} R_i = I$$

En termes de classification, sachant que les pixels appartenant à une classe peuvent appartenir à plusieurs régions non adjacentes dans l'image comme le montre la figure 1.3, l'image I est segmentée en N_C classes $C_i, i \in \{1, \dots, N_C\}$, comprenant chacune n_i régions $R_{ik}, k \in \{1, \dots, n_i\}$, conformément à l'expression suivante :

$$C_i \cap C_j = \emptyset, \forall i \neq j \in \{1, \dots, N_C\} \text{ et } \bigcup_{k=1}^{n_i} R_{ik} = C_i ; \bigcup_{i=1}^{N_C} C_i = I$$

Ainsi, pour former les régions à partir des résultats de la classification, une analyse en composante connexe doit être effectuée. Celle-ci consiste à affecter la même étiquette à tous les pixels adjacents appartenant à la même classe.

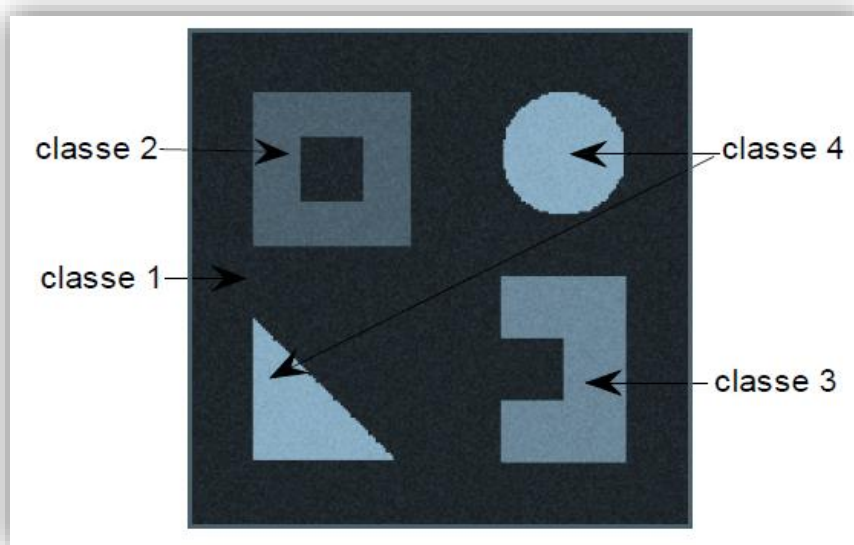


Fig. I.2 - Classification d'une image à 4 classes et 5 régions.

I.2. Techniques de segmentation

Il existe de très nombreuses techniques de segmentation qui varient fortement de par leur façon d'aborder le problème de la segmentation d'images (fig. I.3). Un certain nombre de ces méthodes sont recensées dans [13, 14, 15]. Cependant, le choix d'une méthode n'est pas toujours aisé et dépend des opérations à effectuer après l'étape de segmentation et surtout, de certains facteurs liés à l'image à traiter comme son origine, sa complexité, son aspect 2D ou 3D etc. Nous allons en présenter quelques-unes. Nous pouvons distinguer les approches contours des approches régions.

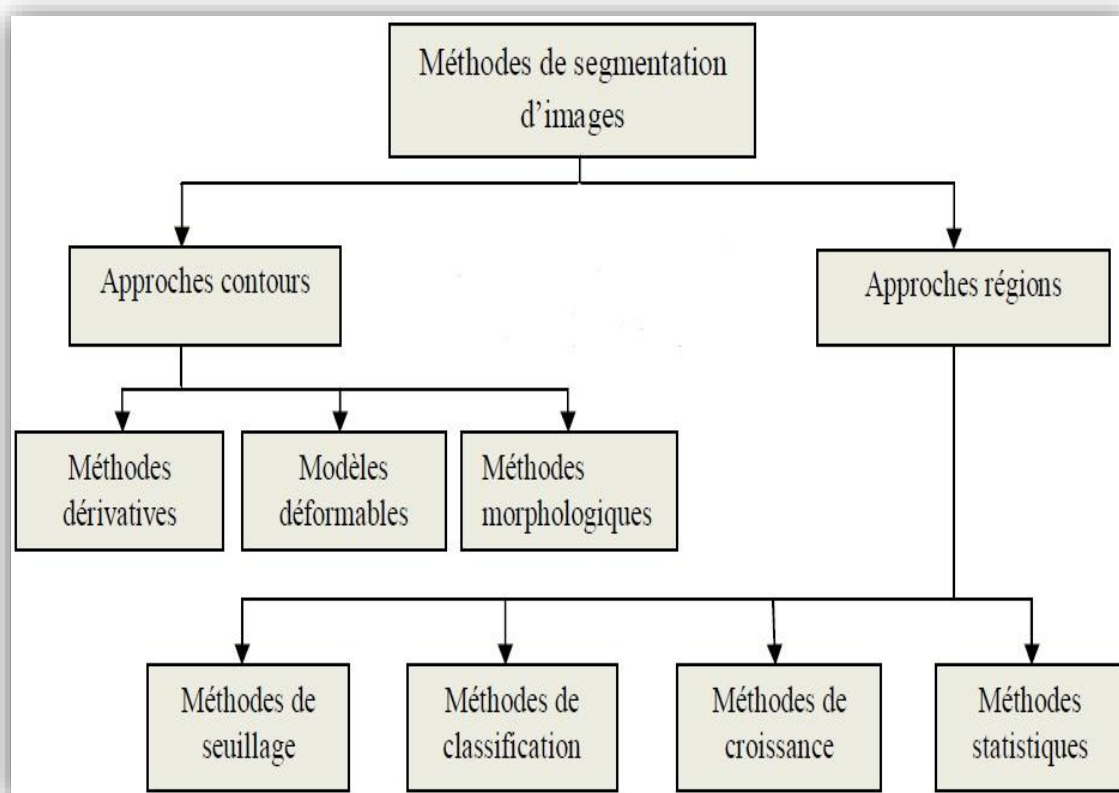


Fig. I.3 - Principales méthodes de segmentation.

I.2.1. Segmentation par approche contour

Les approches contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets.

Les premiers modèles de segmentation s'appuient sur des détections de changement rapide d'intensité lumineuse ou de couleur, c'est-à-dire les contours de l'image. L'application de **détecteurs de contours** sous la forme de filtres dérivateurs permet d'obtenir les contours des objets présents dans la scène. Nous pouvons citer les approches se basant sur les différences finies comme l'opérateur de gradient, l'opérateur laplacien, les filtres de Sobel, Prewitt, Roberts gradient, ou bien des approches reposant sur des critères d'optimalité comme les filtres de Canny-Deriche. Mais ce genre de techniques est peu exploitable car elles donnent des contours non fermés, bruités ou des contours non détectés (fig. I.4, I.5).



Fig. I.4 - Image de départ.

Mais considérer uniquement les contours pour extraire des objets d'intérêt n'est pas toujours satisfaisant, et prendre en compte les propriétés des régions comprises entre ces contours pourrait améliorer les approches basées uniquement sur les contours.

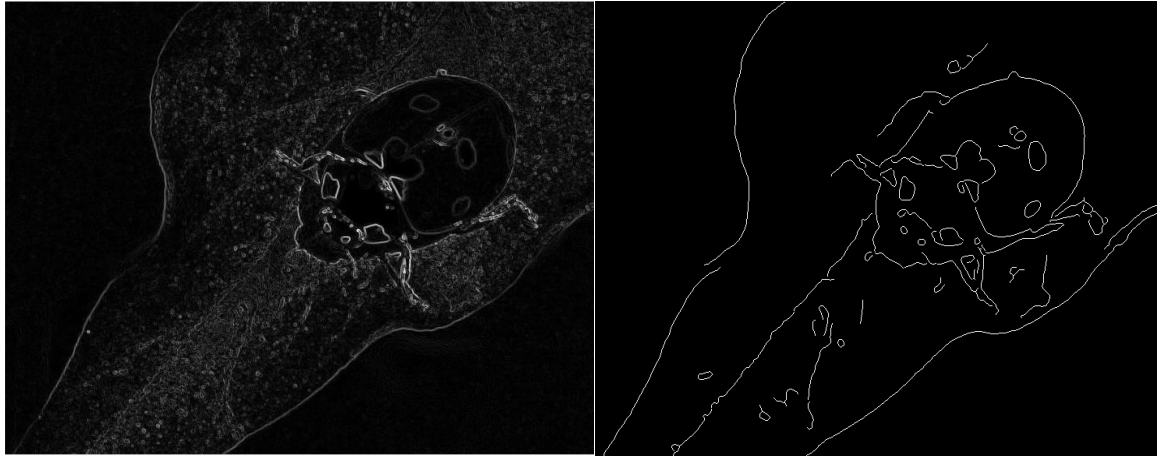


Fig. I.5 - Détection de contours sur l'image.

1.2.1.1. Les modèles déformables

Le principe de ces méthodes et de faire évoluer un contour déjà défini vers les frontières des objets de l'image, cela peut être intéressant si nous traitons des images peu différentes les unes des autres, par exemple le cas de la segmentation 3D. En effet, une fois que les contours ont été détectés pour la première image, nous pouvons appliquer le modèle déformable pour obtenir les contours de l'image suivante, au lieu de refaire toute la segmentation. Parmi les méthodes déformables, nous pouvons citer la méthode par CA.

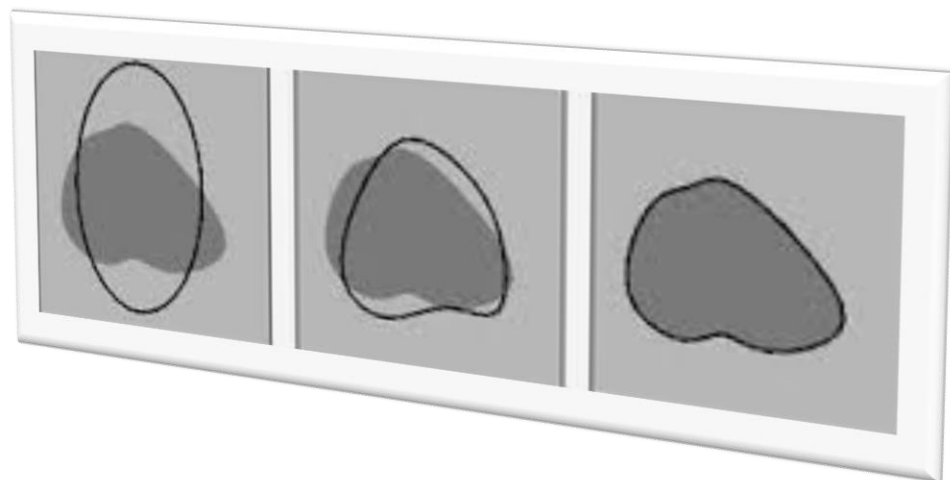


Fig. I.6 - Segmentation par contour actif.

1.2.1.2. Les méthodes dérivatives

Un contour se matérialise par une rupture d'intensité dans une image. Plusieurs méthodes existent afin de détecter cette rupture, dans la plupart des cas elle s'effectue en deux étapes : la détection du contour par le calcul du gradient ou du Laplacien, et l'isolation de ce contour par seuillage.

➤ Approche du gradient

En considérant l'image sur un repère orthogonal (Oxy) et qui est modélisée par une fonction de niveaux de gris $f(x, y)$, le gradient en tout point (x, y) est désigné par :

$$\overrightarrow{Grad}f = \vec{\nabla}f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)$$

Le principe de cette méthode consiste tout d'abord à calculer le gradient de l'image, puis son module dont la formule est :

$$\|\vec{\nabla}f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

Ce dernier traduit les variations du NG. Plus la valeur est élevée plus la variation est forte. La direction du gradient est donnée par :

$$\alpha = \arctan g\left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}}\right)$$

Celle-ci représente l'orientation de la variation. Enfin les contours les plus marqués (les points de plus fort contraste) sont sélectionnés grâce à un seuillage adéquat.

➤ Approche du Laplacien

Le contour est mis en évidence par le passage par zéro de la dérivée seconde :

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Cette technique est particulièrement sensible au bruit, en raison de la double dérivation. De ce fait, un seuil sera utilisé, afin de ne pas prendre en considération le bruit, qui peut se traduire lui aussi par des oscillations autour de zéro. Ce seuil ne prendra en compte que les passages par zéro les plus marqués (d'amplitude relativement élevée) correspondant aux vrais contours.

1.2.1.3. Les méthodes morphologiques

La morphologie mathématique a été inventée en 1964 par Georges Matheron et Jean Serra dans les laboratoires de Mines Paris Tech. Son développement a toujours été fortement motivé par des applications industrielles. Dans un premier temps, il s'agissait de répondre à des problèmes dans le domaine de l'exploitation minière, mais très vite ses champs d'applications se sont diversifiés et elle a apporté une contribution importante dans plusieurs domaines, comme : la biologie, l'imagerie médicale, le multimédia, ...etc.

Les méthodes de segmentation morphologiques reposent sur l'étude des caractéristiques des objets inconnus dans l'image (forme, taille...) grâce à un ensemble de formes connues (croix, carré, cercle, segment...) que l'on appelle : élément structurant. Elles se basent sur deux concepts simples : l'opérateur de dilatation et l'opérateur d'érosion.

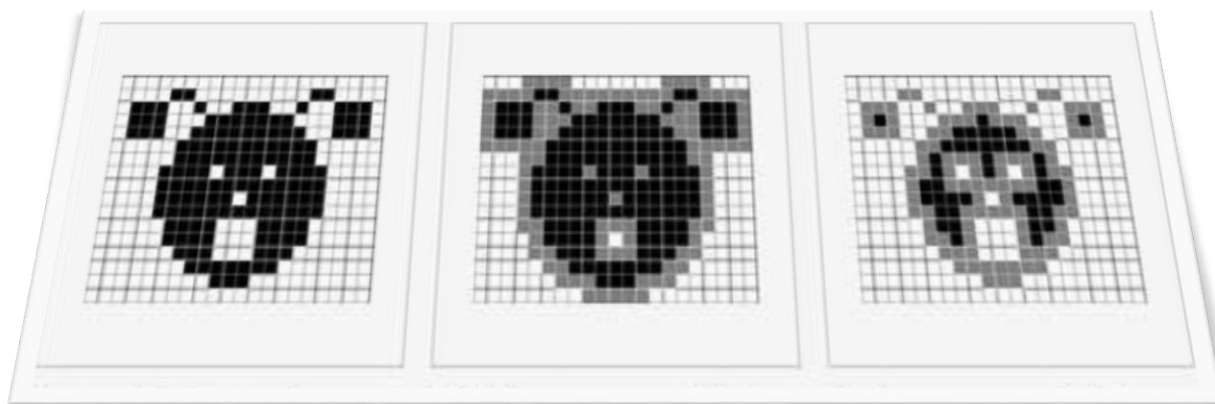


Fig. I.7 - Dilatation et Erosion.

I.2.2. Segmentation par approche région

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, la texture, la forme... Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels [16].

Nous pouvons tout d'abord noter des méthodes qui effectuent un traitement global sur l'image comme par exemple un **seuillage** [17, 18] sur l'intensité de l'image pour déterminer les objets ayant une intensité d'image proche (fig. I.8). Le seuillage peut aussi être déterminé en étudiant l'histogramme de l'intensité de l'image pour repérer les différents modes de la distribution de l'intensité et calculer ainsi des seuils optimaux afin de détecter les différents objets de la scène. Mais cette méthode ne fonctionne que si les objets ont une intensité homogène et de plus, qui soit différente de celle du fond.

Certaines méthodes consistent à définir directement les **caractéristiques des objets** que l'on cherche à segmenter, comme par exemple leur couleur. Les régions obtenues auront donc une couleur homogène. Ce type de méthode est efficace si les objets sont très homogènes, ce qui est rarement le cas.



(a) Image de départ

(b) Seuillage à 168

Fig. I.8 - Détection de régions par seuillage de l'intensité.

D'autres approches consistent à faire grandir un ensemble de germes choisis dans l'image. Ce sont les approches par **croissance de régions** [17]. Un critère d'homogénéité est choisi afin d'augmenter les régions. Quand plusieurs régions se rejoignent, leurs frontières délimitent les contours des régions finales. Un des principaux inconvénients de cette méthode est que les frontières obtenues ne correspondent pas forcément à des limites précises dans l'image. De plus elle est assez sensible au nombre et au positionnement des germes initiaux (fig. I.9).

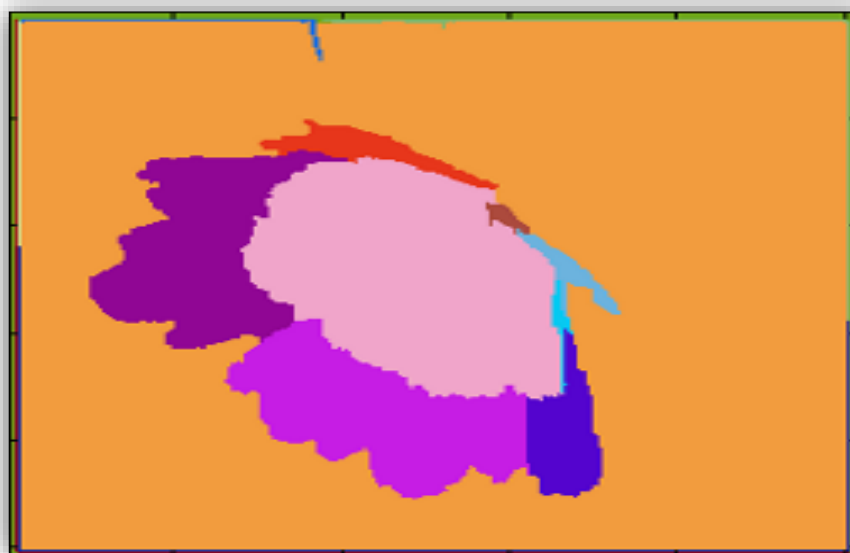
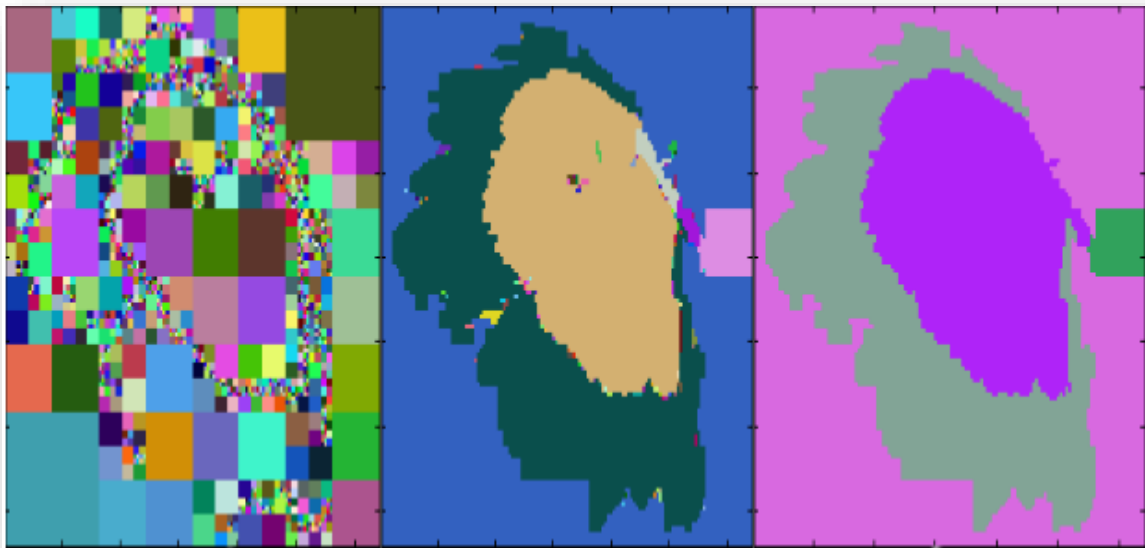


Fig. I.9 - Segmentation d'images par accroissement de région.

Il existe des méthodes dites de **division/fusion** (*split and merge* en anglais) [19] qui consistent soit à diviser de manière très fine une image et ensuite à fusionner les régions adjacentes selon des critères d'homogénéité, soit à diviser l'image de façon itérative tant que les régions ne sont pas assez homogènes. On utilise souvent des arbres ou des graphes pour effectuer cette étape (fig. I.10).

Nous pouvons également indiquer les méthodes de **classification** (plus souvent appelées *clustering* en anglais) qui consistent à regrouper en sous-ensembles les pixels qui possèdent des caractéristiques proches. Citons par exemple les méthodes de *k-means* [20, 21] qui consistent à séparer les pixels en k groupes en minimisant une distance entre un pixel donné et le représentant



(a) Split

(b) Split and merge

(c) Split and merge et $sup=100$ **Fig. I.10 - Segmentation par Split and merge.**

d'un groupe. Ces méthodes fournissent donc une partition de l'image mais ne permettent pas de distinguer quelles classes font parties de l'objet qui nous intéresse, et quelles classes font partie du fond (fig. I.11).

**Fig. I.11 - Algorithme des k-means, partition en 4 groupes.**

Des méthodes morphologiques comme l'algorithme de LPE (ou *watersheds* en anglais) considèrent le gradient de l'image comme une surface topologique et partent de germes initiaux pour immerger la surface [22]. Ainsi, les zones où se rencontrent l'eau des différents bassins versants forment les frontières entre les régions. Ce genre de méthode est très rapide mais fournit un nombre très grand de régions qu'il faudra par la suite fusionner pour obtenir une segmentation correcte des objets de la scène (fig. I.12).

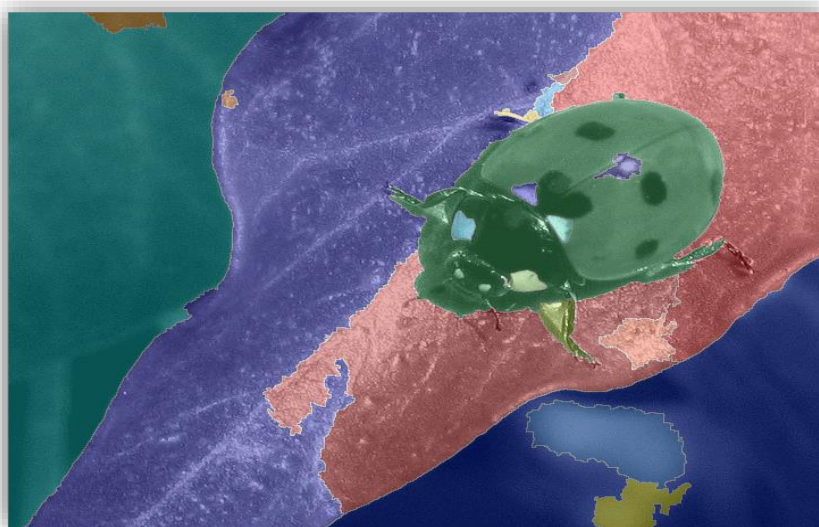


Fig. I.12 - Algorithme de la ligne de partage des eaux.

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 **CAs** qui consiste 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 segmenté afin de pouvoir extraire celui-ci du fond qui ne possède pas ces caractéristiques. Ces caractéristiques peuvent être multiples, il peut s'agir de la couleur, d'une forme précise ou bien d'une combinaison de plusieurs caractéristiques. A 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.

I.3. Avantages et inconvénients pour les deux approches

Dans cette section nous présentons quelques avantages principales et les inconvénients pour les deux grandes catégories dans la segmentation, c'est-à-dire approche contour et approche région.

	Avantages	Inconvénients
<i>Approche contour</i>	Rapidité de la segmentation. Précision de la segmentation.	Les contours ne sont généralement pas fermés.
<i>Approche région</i>	La fermeture des contours. La densité de l'information extraite.	Les régions ne correspondent pas toujours aux objets contenus dans l'image. Les limites des régions sont généralement imprécises.

TAB. I.1 - comparative entre les deux grandes catégories dans la segmentation.

Discussion

En analyse d'image, la segmentation est l'opération la plus délicate. Elle permet de passer d'une image muette à une image parlante en termes d'objets.

Nous avons tenté d'introduire les notions de segmentation, la divergence des techniques existantes nous donne à peu près une idée sur l'obstacle du problème. Spécialement, il y a les deux approches les plus utilisées dans la segmentation d'images. Il n'y a pas de règles générales permettant de choisir une méthode particulière de segmentation pour un problème donné. Choisir l'une ou l'autre méthode dépend des images à segmenter.

Les méthodes orientées contours se basent sur la dissimilarité dans l'image, ou sur la variation d'intensité entre les pixels, c'est-à-dire là où le changement d'intensité est rustre. Et les méthodes orientées régions quant à elles, se basent sur la similarité dans l'image, et tentent de partager l'image en régions homogènes. Sans doute, ces deux approches ayant toutes les deux des avantages et des inconvénients

Comme on a dit avant, nous nous intéressons aux méthodes qui vont représenter au mieux l'objet d'intérêt. Alors nous avons besoin d'un outil bien adapté lorsque l'on cherche à détourer de manière précise un objet dans une image ou une séquence d'images. Donc dans ce qui suit, nous présentons les CAs.

Chapitre II

Contexte des contours actifs

Préambule

Dans ce chapitre nous présentons les méthodes de segmentation par CAs, des méthodes classiques, que leur approche du problème soit variationnelle ou non. Nous présentons les snakes, travaux pionniers de Kass et al., puis les CAs géométriques, et les CAs géodésiques. Si ces approches mettent en œuvre des caractéristiques globales du contour, comme sa longueur ou sa rigidité, elles n'utilisent que des propriétés locales de l'image, comme son intensité ou son gradient en un point. Les dernières méthodes de CAs présentées dans ce chapitre s'attachent à caractériser les régions délimitées par le contour, et utilisent des propriétés globales à ces régions, comme leur moyenne, leur variance, leur entropie, leur mouvement.

«Presque tous les hommes sont esclaves faute de savoir prononcer la syllabe : non.»

II.1. Présentation des CAs

Depuis leur apparition dans [Kass et al., 1988], les CAs sont devenus une des méthodes de segmentation les plus populaires. Leur capacité de segmentation est utilisée dans de nombreux domaines tels que le suivi d'objet [Paragios et Deriche, 2000, Yagi et al., 2000], la segmentation d'images médicales [Bossart et al., 1996, Schupp et al., 2000, Iakovidis et al., 2006, Han et al., 2007] ou encore la reconstruction 3D [Chung et Ho, 1996, Safont et Marroquin, 1999, Wan et Hou, 2006]. En outre, indépendamment du domaine d'application, la théorie même des CAs a donné lieu à de nombreuses contributions, tant à ses débuts que récemment [Osher et Sethian, 1988, Cohen, 1991, Chan et Vese, 2001, Sundaramoorthi et al., 2007].

Une conséquence directe de cet engouement pour la segmentation par CA est la grande diversité de modèles. Ainsi, même si ces nombreuses approches permettent d'appréhender la problématique de la segmentation sous des angles variés, identifier les particularités de chaque modèle peut en contrepartie s'avérer délicat : certains, par exemple, privilégieront la vitesse d'exécution alors que d'autres mettront en avant une grande précision de segmentation. D'autres encore seront rapides et efficaces sur des images possédant des zones relativement homogènes mais éprouveront plus de difficultés sur des images bruitées ou texturées.

Un CA est une courbe du plan qui, à partir d'un état initial donne, à la propriété de se déformer. La technique des contours actifs consiste à déformer cette courbe afin de l'adapter au contour apparent d'un objet. Le CA se déforme, en accord avec l'optimisation d'un critère, pour converger vers un état final, qui sera la segmentation de l'image (fig. II.1). L'image est alors séparée en deux zones correspondant à l'objet à l'intérieur du contour et le fond à l'extérieur.

L'intérêt majeur de cette approche est qu'elle exploite un contour déjà ferme et la connexité n'est plus à vérifier lorsque que l'opération est terminée, contrairement aux détecteurs de bord traditionnels. C'est une opération qui permet d'obtenir les coordonnées du contour d'un objet, sa surface et sa position, contrairement aux filtres classiques de détection de contours qui sont des opérations traitant l'image globalement. En fait, une fois que le contour s'est stabilisé en convergeant vers la frontière recherchée, il ne reste que la dernière étape de la métrologie : la reconnaissance de la forme grâce à ses descripteurs (surface, périmètre, ...). C'est pourquoi cette

opération est souvent considérée comme une opération de *haut niveau* contrairement aux segmentations plus classiques.

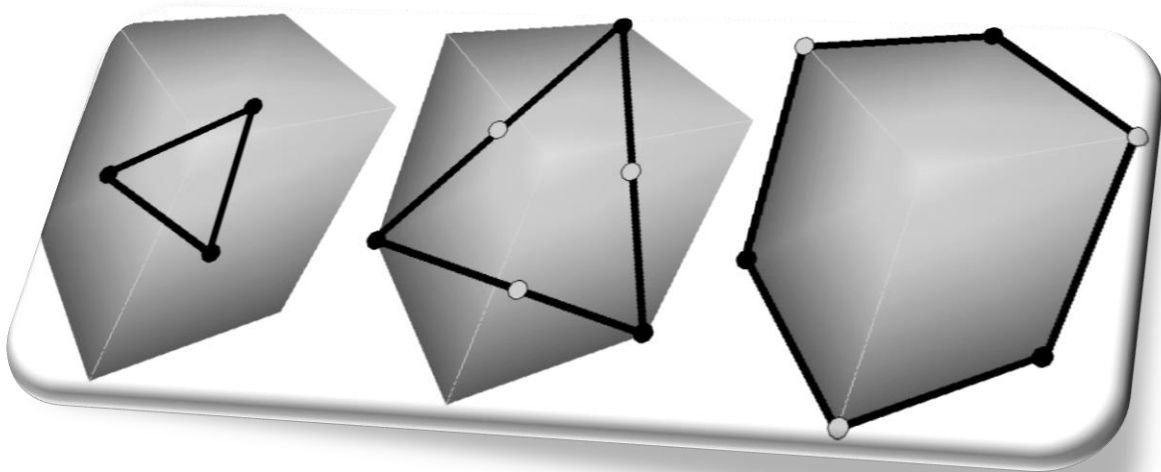


Fig. II.1 - Principe de la segmentation par CA, Initialisation du contour, convergence et résultat final.

Il est important de noter que ce type d'approche est particulièrement bien adapté à la segmentation d'un objet dans une image, voire dans une séquence d'images. C'est pourquoi, au cours de ces dernières années, les CAs sont devenus très populaires. Leur principe général a été décliné de multiples façons en diversifiant les critères à optimiser, en définissant différents modèles de contour.

Les CAs apparaissent comme un outil pertinent pour parvenir à implémenter le problème de minimisation puisqu'ils permettent de faire évoluer un contour vers l'objet d'intérêt. De plus, nous pouvons ajouter un a priori géométrique sur l'objet à segmenter en imposant des contraintes de régularisation sur le contour.

Pour faire évoluer le CA vers le minimum de la fonctionnelle, nous devons dériver la fonctionnelle puis en déduire EDP qui fera évoluer le contour vers la région qui correspond, idéalement, au minimum de la fonctionnelle. Notons que toutes les méthodes de contours actifs ne cherchent pas à minimiser une fonctionnelle, certaines introduisent directement EDP pour faire évoluer le critère.

II.2. Forme générale d'un CA

Le contour est défini par une représentation paramétrique :

$$v : \Omega = [0,1] \rightarrow \mathfrak{R}^2 \quad (\text{II.1})$$

Le principe de cette méthode consiste à placer dans l'image au voisinage de la forme à détecter un contour initial (courbe) qui est ensuite déformée sous l'action de plusieurs forces.

- Une énergie interne E_{interne} permettant de régulariser le contour.
- Une énergie externe E_{externe} introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

Ces forces vont permettre au contour actif d'évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale qui sera ainsi un compromis entre les diverses contraintes du problème (fig. II.2).

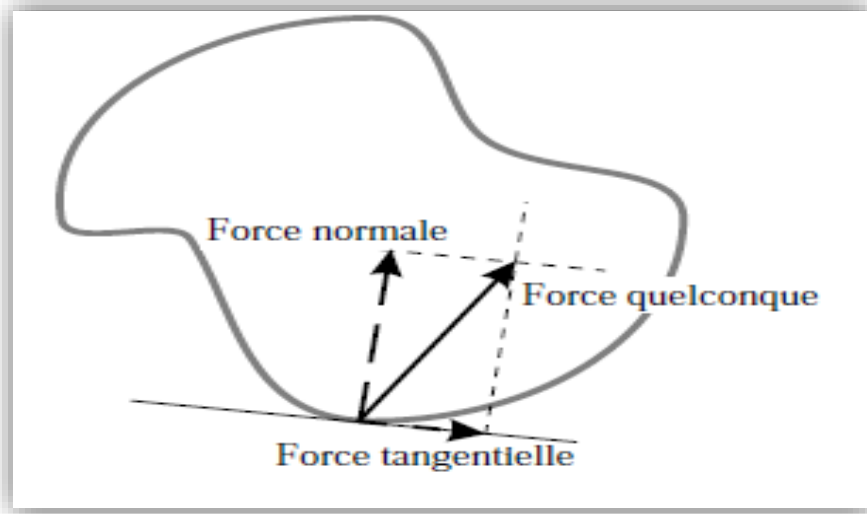


Fig. II.2 - Composantes normale et tangentielle d'une force appliquée à un contour.

L'évolution de cette courbe se fait sous l'action d'une force, qui est généralement déduite de la minimisation d'une fonctionnelle. Notons Γ ce contour actif, défini comme une courbe paramétrée par $p \in [a,b]$ avec $\tau \in [0,T]$ le paramètre d'évolution de la courbe. Γ est défini tel que :

$$\begin{cases} [a, b] \times [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^2 \\ (p, \tau) \rightarrow \Gamma(p, \tau) = x(p, \tau) = \begin{pmatrix} x(p, \tau) \\ y(p, \tau) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

L'évolution de ce CA Γ est régie par une équation aux dérivées partielles de la forme suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial \Gamma(p, \tau)}{\partial \tau} = v(p, \tau) \\ \Gamma(p, 0) = \Gamma_0(p) \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Γ_0 est le contour initial qui peut être défini manuellement par exemple et v est la vitesse d'évolution de la courbe. La figure II.3 illustre cette évolution et la figure II.4 représente la segmentation par CAs.

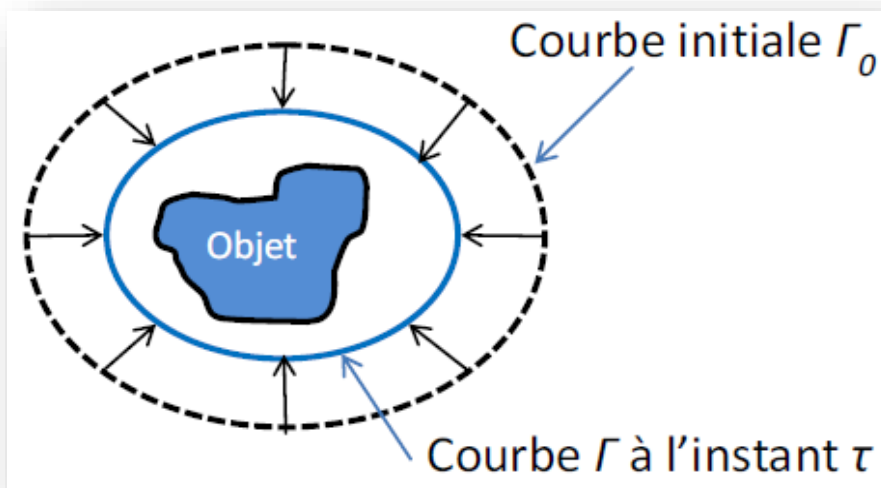


Fig. II.3 - Evolution du CA $\Gamma(\tau)$ avec la vitesse v vers l'objet d'intérêt.

La vitesse d'évolution v du CA a a priori une direction quelconque. Nous obtenons deux composantes, une composante selon la tangente unitaire T et une composante selon la normale unitaire intérieure à la courbe N . Cela donne :

$$\frac{\partial \Gamma(p, \tau)}{\partial \tau} = v(p, \tau) = F_N(p, \tau)N(p, \tau) + F_T(p, \tau)T(p, \tau) \quad (\text{II.4})$$

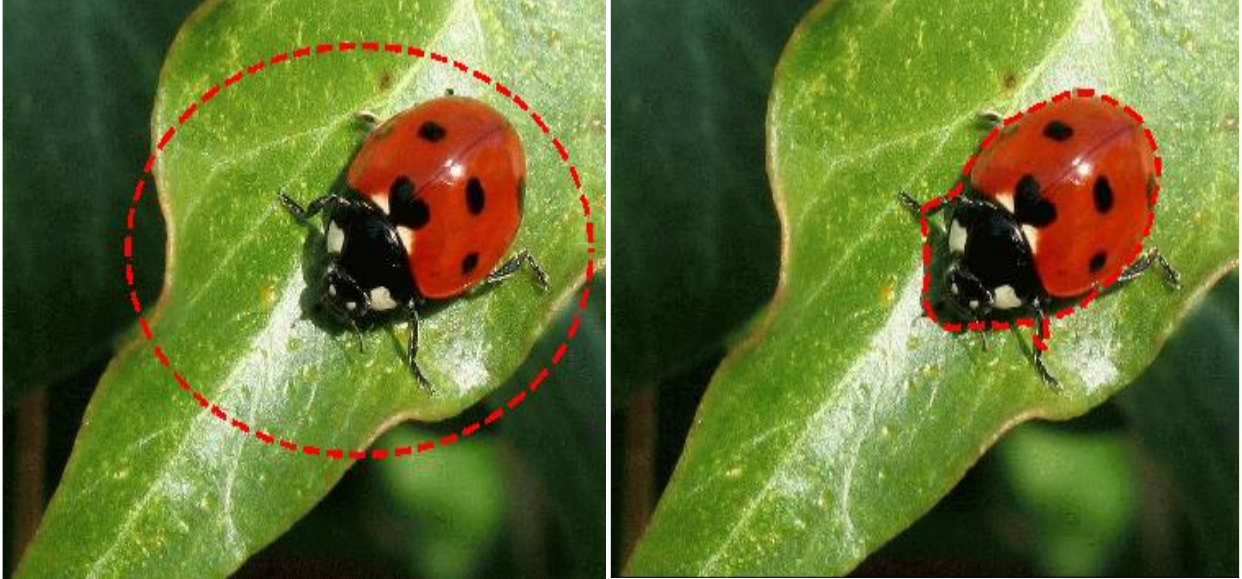


Fig. II.4 - Segmentation par CAs.

Où F_N est l'amplitude de la vitesse dans la direction normale au contour et F_T est l'amplitude de la vitesse modifie la géométrie de la courbe tandis que la composante tangentielle de la vitesse modifie sa paramétrisation. L'équation (II.2) peut être simplifiée en considérant que nous nous intéressons uniquement à la déformation de la courbe et non à sa paramétrisation [23]. La partie de l'équation qui nous intéresse est donc uniquement la projection sur N car c'est celle qui régit le déplacement du contour, tandis que la projection sur T ne permet que de déterminer la paramétrisation du contour. L'équation d'évolution du CA s'écrit donc uniquement avec une vitesse normale au contour :

$$\begin{cases} \frac{\partial \Gamma(p, \tau)}{\partial \tau} = v(p, \tau) = F_N(p, \tau)N(p, \tau) \\ \Gamma(p, 0) = \Gamma_0(p) \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

II.3. Energie du CA

Chaque point du CA subit des forces internes et externes, issues du critère à minimiser. Les forces de l'image tirent la courbe vers les contours de l'objet d'intérêt et sont définies afin d'imposer respectivement, des contraintes sur la forme du contour (énergie interne), et sur sa position dans l'image (énergie externe). L'énergie interne ne dépend pas de l'image ni de la forme à détourner, elle ne dépend que des points du contour. Elle regroupe des notions comme la

forme ou la courbure du contour. L'énergie externe correspond à l'impact du contour sur l'image. Pour la calculer, il faut considérer une représentation mettant en jeu les contours à épouser en chaque point du contour. Cette énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire. La combinaison de ces deux énergies forme l'énergie totale du CA.

L'énergie externe est exprimée alors par une intégrale sur le contour pour le cas des approches basées contours :

$$E_{\text{externe}}(\Gamma) = \int_{\Gamma} k(x, \Gamma) dx \quad (\text{II.6})$$

Γ représente le CA et la fonction $k(x, \Gamma)$ est appelée descripteur de contour (ou critère basé contour).

Pour le cas des approches basées régions, afin de pouvoir prendre en compte des propriétés intrinsèques à l'objet, comme sa moyenne, sa texture ou son mouvement, l'énergie doit contenir des intégrales de région. L'énergie est exprimée dans ce cas par :

$$E_{\text{externe}}(\Omega) = \int_{\Omega} k(x, \Omega) dx \quad (\text{II.7})$$

De la même façon, la fonction $k(x, \Omega)$ est appelée descripteur de région avec Ω représentant la région intérieure et/ou extérieure du CA. La région Ω peut être composée de deux régions : Ω_{in} (caractérisant la région intérieure du CA) et Ω_{ext} (caractérisant la région extérieure du CA) afin de pouvoir calculer par exemple des statistiques sur les intensités des pixels présents sur les deux régions Ω_{in} et Ω_{ext} .

Maintenant nous allons présenter quelques méthodes classiques de CAs : les snakes, les CAs géométriques, et les CAs géodésiques. Si ces méthodes mettent en œuvre des caractéristiques globales du contour, comme sa longueur ou sa rigidité, elles n'utilisent que des propriétés locales de l'image, comme son intensité ou son gradient en un point. Plus récemment, les méthodes de CAs s'attachent à caractériser les régions délimitées par le contour. Nous présenterons brièvement quelques-unes de ces méthodes.

II.4. Modèles de CAs

De nombreux modèles des CAs ont été développés au cours des vingt dernières années. Cependant, bien que chaque modèle de CA possède des avantages, seuls certains ont eu une importance capitale et ont permis de faire évoluer de manière significative ce domaine de la segmentation d'images.

Ces modèles majeurs ont été regroupés en trois principales familles : les deux premières comprennent les contours définis par une fonctionnelle d'énergie, basés contour et basés région, alors que la troisième est composée de modèles exclusivement géométriques. Ces derniers sont des CAs basés contour possédant la particularité de ne pas être définis par une fonctionnelle d'énergie, mais directement par leur équation d'évolution.

II.4.1. Modèle Classique (Snakes)

Les premiers approches de segmentation par CAs, appelé snakes, ont été développées par Kass et al. [24] en 1988. L'approche est variationnelle, c'est-à-dire que l'équation d'évolution du CA se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant l'objet d'intérêt.

Le critère, ou l'énergie - nous emploierons indifféremment un des deux termes - est défini par Kass et al. comme :

$$J(\Gamma) = \alpha \int_a^b |\Gamma'(p)|^2 dp + \beta \int_a^b |\Gamma''(p)|^2 dp - \lambda \int_a^b |\nabla I(\Gamma(p))|^2 dp \quad (\text{II.8})$$

Où p paramétrise le contour $\Gamma : [a, b] \rightarrow \mathfrak{R}^2$, et α et β sont des constantes positives. Les deux premiers termes définissent une contrainte interne au contour. Ce sont des termes de régularisation du contour qui déterminent son élasticité et sa rigidité. Le dernier terme est un terme d'attache aux données. Il attire le contour vers les zones de forts gradients de l'image.

Cette approche est toutefois limitée par plusieurs inconvénients. Le critère n'est pas intrinsèque, c'est-à-dire qu'il dépend de la paramétrisation du contour. De plus, le contour initial doit être proche de l'objet pour que l'algorithme de minimisation converge. La contrainte de régularité est forte et ne permet pas de détecter les zones concaves du contour. Elle interdit également les changements de topologie : un seul objet peut être segmenté. Une telle régularité

pousse le contour à rétrécir, voire à disparaître s'il ne rencontre pas de zones de gradient suffisamment fort. Ce sera le cas, par exemple, si le contour initial est à l'intérieur de l'objet à segmenter, et trop éloigné des frontières de l'objet. Enfin, la composante de rigidité nécessite le calcul d'une dérivée à l'ordre quatre, ce qui entraîne des problèmes de discrétisation et d'instabilité numériques.

II.4.2. CAs géométriques

Les approches géométriques, introduites par Osher et al. [25], puis Caselles et al. [26] et Malladi et al. [27] définissent une équation d'évolution qui ne provient plus de la minimisation d'un critère.

Ces approches utilisent une formulation par ensembles de niveaux [25]. Cette formulation permet la segmentation de plusieurs objets de même propriété à partir d'un seul contour initial.

Caselles et al. [26] proposent d'étendre l'équation de mouvement de la courbure moyenne :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \|\nabla u\| \quad (\text{II.9})$$

Les auteurs ajoutent une constante réelle c , et introduisent la fonction de détection g :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(I) \left(c + \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \right) \|\nabla u\| \quad (\text{II.10})$$

La fonction g est la fonction $g(I) = \frac{1}{1 + (\nabla G_\sigma * I)^2}$, où le gradient de l'image I est convolé avec un filtre gaussien G_σ de variance σ . C'est une attache aux données attirant le contour vers les frontières de l'objet et s'annulant aux frontières.

La constante c induit une force semblable à la force ballon introduite par Cohen [28]. Le paramètre c détermine le sens d'évolution du contour en fonction de son signe. Le contour, en l'absence de forts gradients, va rétrécir lorsque c est positif, et va pouvoir s'accroître, comme un

ballon que l'on gonfle, lorsque c est négatif. Les contraintes d'initialisation du CA sont, de ce fait, moins fortes. De plus, le contour peut segmenter des zones convexes.

L'équation d'évolution du contour actif s'écrit sous la forme :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = g(I)(c + k)N \quad (\text{II.11})$$

Où est k la courbure de Γ ($k = \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$) avec la formulation par ensembles de niveaux.

II.4.3. CAs géodésiques

Les CAs géodésiques reprennent l'approche variationnelle des snakes [24]. La fonctionnelle d'énergie est donnée par :

$$J(\Gamma) = \alpha \int_a^b |\Gamma'(p)|^2 dp + \lambda \int_a^b g^2(|\nabla I(\Gamma(p))|) dp \quad (\text{II.12})$$

Par rapport à l'énergie définie par Kass et al. [24] (équation (2.4), on remarque l'abandon du terme de rigidité ($\beta = 0$) jugé par trop contraignant et provoquant des instabilités numériques. Dans [29], Caselles et al. proposent de minimiser l'énergie suivante :

$$J(\Gamma) = \int_0^{L(\Gamma)} g(|\nabla I(\Gamma(p))|) ds \quad (\text{II.13})$$

Avec $ds = |\Gamma'(p)| dp$.

Sur la notion d'équivalence entre les deux problèmes de minimisation voir [29] et [30]. Le problème s'interprète alors géométriquement comme la minimisation de la longueur du contour dans une métrique prenant en compte les caractéristiques de l'image. La nouvelle fonctionnelle est intrinsèque, c'est-à-dire qu'elle ne dépend pas de la paramétrisation. L'équation d'évolution déduite du critère (II.9) est :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = (g(|\nabla I(\Gamma)|)k - \nabla g(|\nabla I(\Gamma)|) \cdot N)N \quad (\text{II.14})$$

Où k est la courbure du CA et N le vecteur unitaire normal intérieur au contour.

Sur les zones homogènes, où le gradient de l'image est faible, le premier terme de l'équation d'évolution est prépondérant et le contour évolue suivant :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = k.N \quad (\text{II.15})$$

Comme k est une constante positive, et le vecteur N est dirigé vers l'intérieur du contour, le CA aura donc tendance à rétrécir.

Sur les contours, où le gradient de l'image est de forte amplitude, le deuxième terme de l'équation d'évolution est prépondérant et le contour évolue suivant :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = -\nabla g(|\nabla I(\Gamma)|)NN \quad (\text{II.16})$$

Le CA s'approche de la frontière de l'objet, qu'il soit à l'intérieur ou à l'extérieur de l'objet (fig. II.5).

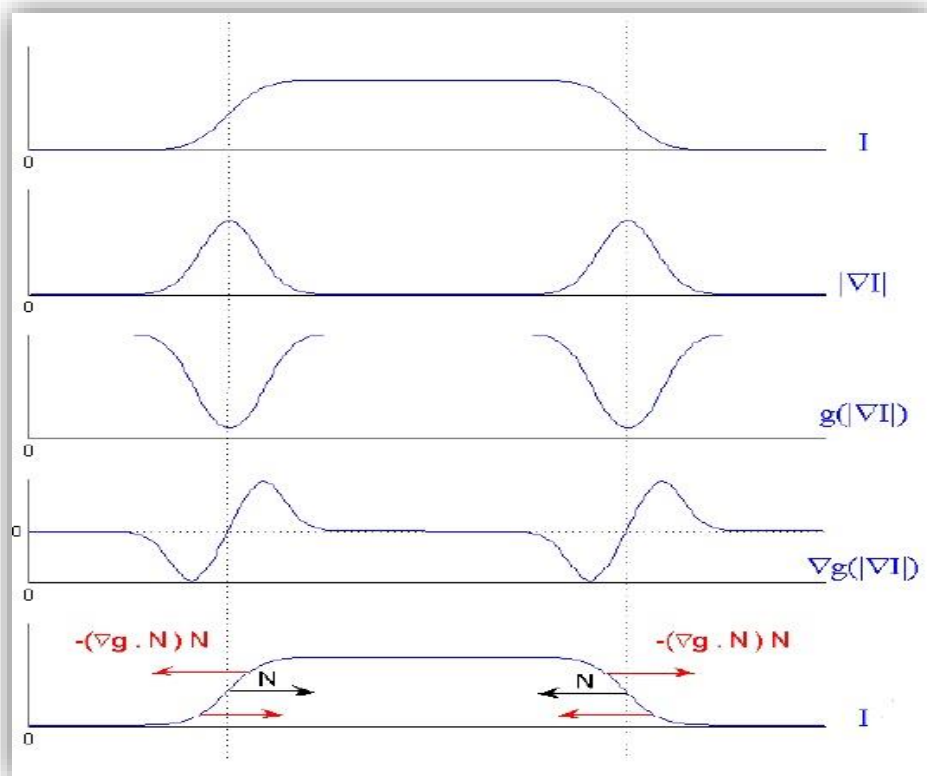


Fig. II.5 - Évolution du contour actif près des frontières de l'objet.

II.4.4. Descripteurs de région

Toutes ces approches s'attachent à décrire le contour à partir de données locales liées à l'image, en particulier son gradient, et se traduisent par des intégrales sur le contour. Les seuls termes globaux sont ceux liés au contour, comme ceux qui minimisent sa longueur.

Afin de pouvoir prendre en compte des propriétés intrinsèques à l'objet, comme sa moyenne, sa texture ou son mouvement, l'énergie doit contenir des intégrales de région :

$$J(\Omega) = \int_{\Omega} k(x, \Omega) dx. \quad (\text{II.17})$$

La fonction $k(x, \Omega)$ est appelée descripteur de région.

Les premiers CAs utilisant des descripteurs de région ont été introduits par Cohen et al. [28] et Ronfard [31]. Ils utilisent une approche variationnelle de CAs pour la reconstruction de surfaces. Ils définissent une énergie caractérisant deux surfaces à reconstruire, avec des propriétés différentes, et le contour, frontière de ces surfaces.

Ronfard [31] propose de segmenter l'image en deux régions homogènes à l'aide de descripteurs statistiques k^{in} et k^{out} . Le contour évolue dans la direction de la normale suivant une force proportionnelle à la différence des descripteurs : $k^{\text{in}} - k^{\text{out}}$.

Dans le cadre d'une segmentation de l'image en deux régions, Zhu et Yuille [32] proposent un algorithme de "compétition de régions" combinant les propriétés géométriques des CAs aux techniques statistiques de croissance de région.

Chan et Vese [6] s'inspirent des travaux de Mumford et Shah [4] pour proposer un algorithme de segmentation en deux régions, s'appuyant sur leur moyenne, qu'ils formulent selon la méthode des ensembles de niveaux.

II.5. Technique multi-résolution sur le contour

Une des difficultés inhérentes aux approches par CAs est justement leur sensibilité à ce contour initial utilisé pour la segmentation, c'est-à-dire à la forme initiale, qui ne doit pas être trop éloignée de l'objet à segmenter ainsi qu'au nombre de nœuds qui la composent. Afin de

diminuer la sensibilité de l'algorithme face au choix de cette forme initiale, une méthode multi-résolution très simple a été proposée dans laquelle le nombre de nœuds est augmenté progressivement [33]. L'idée de base est de réaliser la segmentation en plusieurs étapes. Dans la première étape, un contour polygonal comportant peu de nœuds s'approche de l'objet à segmenter. Ensuite, nous augmentons le nombre de nœuds du CA afin d'affiner la segmentation (fig. II.6).

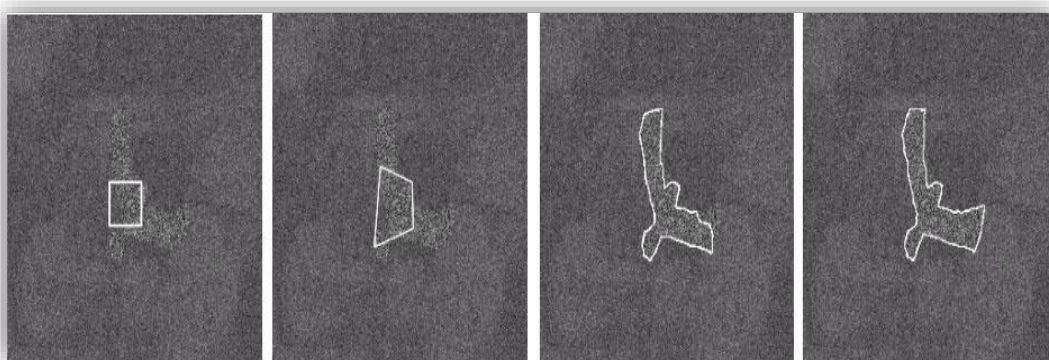


Fig. II.6 - Evolution d'un snake de gauche à droite avec la technique multi-résolution.

Tout d'abord, nous commençons la segmentation à l'aide d'un contour actif initial qui comporte peu de nœuds (4 dans l'exemple ci-dessus). L'optimisation du critère J peut ainsi être réalisée rapidement (le faible nombre de nœuds induit un faible nombre de degrés de liberté) et permet d'obtenir une segmentation progressive de l'objet. Cette pré-segmentation est alors utilisée afin d'initialiser une nouvelle étape de segmentation dans laquelle nous augmentons le nombre de nœuds. Cette suite d'opérations est répétée plusieurs fois et permet, à chaque étape d'affiner la segmentation. En général, la segmentation finale est obtenue en appliquant l'algorithme avec trois niveaux de résolution du CA. Cette stratégie est résumée sur la figure (II.7).

Cette technique nous permet finalement de nous affranchir du problème difficile du choix du nombre de nœuds ainsi que de la forme initiale du contour actif. Mais son emploi améliore aussi la convergence puisqu'un nombre réduit de nœuds au départ, rend le snake moins sensible aux minima locaux dus à la texture de l'image ou au bruit qu'elle contient.

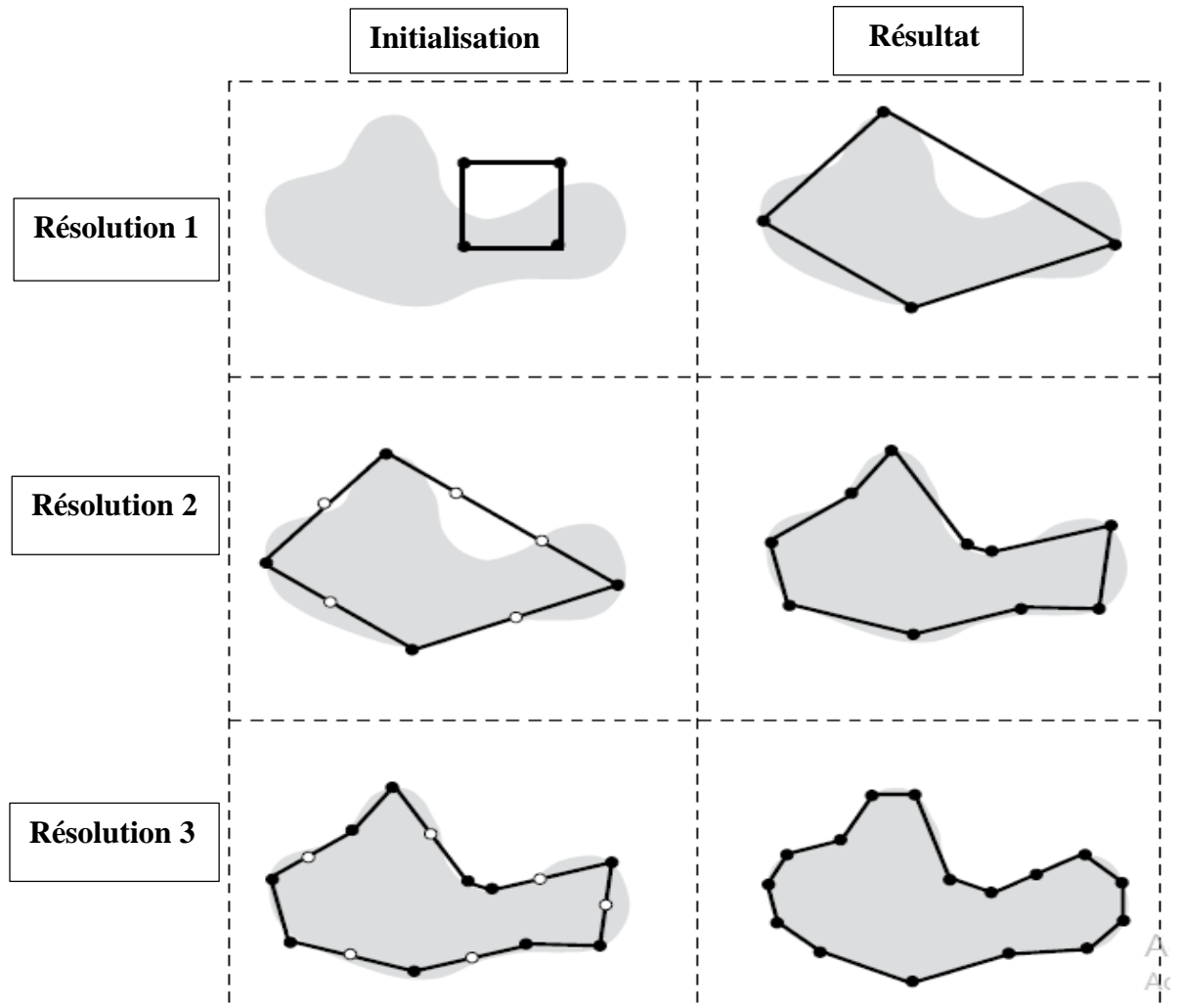


Fig. II.7 - Technique multi-résolution servant à améliorer la convergence du contour.

Il est possible d'accentuer l'amélioration de la convergence en adaptant la distance de déplacement des nœuds tout au long de la segmentation. En fait, on commence à déformer le contour avec des déplacements importants, et lors du passage à la résolution 2 et à la résolution 3 (fig. II.7) cette distance de déplacement est réduite.

La technique multi-résolution est au final une amélioration considérable, puisqu'elle permet d'améliorer la convergence du snake en l'accéléralant et en la rendant plus robuste aux minima locaux, donc de meilleure qualité.

Discussion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux CAs qui consistent à initialiser une courbe et la faire évoluer de façon à minimiser l'énergie. Ce processus est relatif aux paramètres d'élasticité et de rigidité du contour, autrement dit le contour actif est une courbe du plan qui, à partir d'un état initial donné, a la propriété de se déformer.

Vu la diversité des modèles des CAs, une importante partie de notre travail a été consacrée pour l'étude des différents modèles. Ces modèles peuvent être classés en deux grandes familles : les CAs par approche contour et les CAs par approche région.

Maintenant on va étudier les mesures d'informations, à savoir l'entropie, et ses différentes méthodes principales.

Troisième Chapitre

Entropie

Préambule

Dans ce chapitre nous nous proposons d'étudier une mesure d'information particulière, à savoir l'entropie. Nous utilisons l'entropie comme critère de segmentation pour des régions dans des images en NG. Et par la suite nous présentons en détail ses différentes méthodes employé dans ce travail.

« Tôt ou tard la vie te donnera ce que tu mérites »

-Aziz Aiche-

III.1. Pourquoi l'entropie ?

En théorie de l'information, nous pouvons recenser un certain nombre de mesures de l'information contenue dans un signal [34, 35]. Une de ces mesures fondamentales est l'entropie.

Historiquement, l'entropie en théorie de l'information, aussi appelée entropie de Shannon car introduite par Claude Shannon en 1948 [36], est une mesure plus large que l'entropie en thermodynamique et a été appelée ainsi par analogie avec cette notion de thermodynamique mesurant le désordre d'un système et possédant quelques propriétés identiques.

L'entropie d'une variable aléatoire est une mesure de la quantité moyenne d'incertitude de la variable aléatoire. Elle quantifie le nombre moyen de bits pour représenter une variable aléatoire. Pour un signal, l'entropie correspond à la quantité d'information contenue dans ce signal. En compression, elle correspond au nombre minimum de bits nécessaire pour coder un signal sans perte d'information. Plus un signal est redondant, plus son entropie est faible et l'entropie sera maximale pour une source dont toutes les valeurs sont équiprobables.

Dans le cas d'images, nous pouvons considérer que l'intensité lumineuse est une variable aléatoire et nous pouvons alors calculer l'entropie de la loi de probabilités de l'intensité lumineuse d'une image ou d'une portion d'image. Minimiser l'entropie d'une région conduit à une région la plus redondante possible en termes de valeurs d'intensité et donc à avoir une zone la plus homogène possible. L'entropie peut alors être considérée comme un critère d'homogénéité pour la région de l'image. Nous utiliserons le terme "homogène" dans le sens "proche d'une variable constante" et non pas sa définition probabiliste.

III.2. Entropie comme critère de segmentation

D'après l'écriture de l'approximation de l'entropie que nous considérons :

$$H(\Omega) = -\frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} \log p(f(x), \Omega) dx \quad (\text{III.1})$$

Avec f la caractéristique de l'image considérée et $p(f(x), \Omega)$ sa pdf^1 sachant que le pixel X est dans la région Ω .

Dans le cas d'images en niveaux de gris, nous considérons l'intensité lumineuse de l'image $I : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$. Le critère d'entropie s'écrit donc :

$$H(\Omega) = -\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \log p(I(x), \Omega) dx \quad (\text{III.2})$$

La densité de probabilité de cette intensité est estimée à l'aide d'un estimateur à noyaux de Parzen [37] :

$$P(I(x), \Omega) = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \log k_h(I(x) - I(\hat{x})) d\hat{x} \quad (\text{III.3})$$

Où K_h est le noyau gaussien de cette estimation.

L'entropie peut alors être considérée comme une mesure d'homogénéité de l'intensité lumineuse sur une région. Elle a de plus l'intéressante propriété d'être invariante par translation, ce qui lui permet une certaine robustesse aux changements de luminosité moyenne. En cas de changement de luminosité multiplicatif, l'entropie n'est dans ce cas, pas invariante.

III.3. Minimisation de l'Entropie

Nous considérons que nous avons estimé les densités de probabilité des caractéristiques étudiées par la méthode des noyaux de Parzen. La minimisation de l'entropie demande le calcul de la dérivée eulérienne du critère. Nous nous servons des outils de dérivation

$$H(\Omega) = -\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \log p(f(x), \Omega) dx \quad (\text{III.4})$$

Notons $A(\Omega) = \frac{1}{|\Omega|}$ et $B(\Omega) = -\int_{\Omega} \log p(f(x), \Omega) dx$. Et d'après la dérivée eulérienne de A :

$$dA(\Omega, V) = \frac{\int (V \cdot N)}{|\Omega|^2} ds \quad (\text{III.5})$$

Et pour dériver B , nous utilisons $\varphi(r) = -\log(r)$. Cette formule s'écrivait :

$$dJ_r(\Omega, V) = -\int_{\Gamma} (A(s, \Omega) + \varphi(p(I(s), \Omega))) (V \cdot N) ds \quad (\text{III.6})$$

Avec $A(s, \Omega)$ un terme venant de la dépendance du descripteur à la région :

$$A(s, \Omega) = -\frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} \partial_1 \varphi(p(I(x), \Omega)) [p(I(x), \Omega) - k_h(I(x) - I(s))] dx$$

Alors, nous avons B sous la forme :

$$dB(\Omega, V) = -\int (A(s, \Omega) + \varphi(p(I(s), \Omega))) (V \cdot N) ds \quad (\text{III.7})$$

Ce qui donne, en remplaçant $\varphi(r)$ par $-\log r$ et après la simplification :

$$dB(\Omega, V) = \int_{\Gamma} \left(-1 + \frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} \frac{k_h(I(x) - I(s))}{p(I(x), \Omega)} dx + \log p(I(s), \Omega) \right) (V \cdot N) ds \quad (\text{III.8})$$

En combinant (3.5) et (3.8), et en regroupant les intégrales, nous obtenons :

$$dH(\Omega, V) = \int_{\Gamma} \frac{1}{|\Omega|} \left(H(\Omega) + \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \frac{k_h(I(x) - I(s))}{p(I(x), \Omega)} dx - 1 + \log p(I(s), \Omega) \right) (V \cdot N) ds \quad (\text{III.9})$$

Ce qui peut s'écrire sous la forme :

$$dH(\Omega, V) = -\frac{1}{\Omega} \int_{\Gamma} (A(s, \Omega) + \varphi(p(I(s), \Omega))) (V \cdot N) ds . \quad (\text{III.10})$$

$$\text{Avec : } A(s, \Omega) = -\left(H(\Omega) - 1 + \frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} \frac{k_h(I(x) - I(s))}{p(I(x), \Omega)} dx \right)$$

De la dérivée (2.10), nous pouvons déduire l'équation d'évolution suivante pour le CA Γ :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau}(s) = \frac{1}{|\Omega|} (A(s, \Omega) + \varphi(p(I(s), \Omega))) N \quad (\text{III.11})$$

Avec $s = \Gamma(p, \tau)$, N la normale interne au contour actif et :

$$\varphi(p(I(s), \Omega)) = -\log p(I(s), \Omega) .$$

Nous utilisons cette équation d'évolution pour faire évoluer le CA vers l'objet d'intérêt que nous souhaitons segmenter.

III.4. Quelques méthodes basées sur l'entropie

Maintenant on va attacher nos méthodes pour notre étude. Et également ces principes, les algorithmes concernés, ces démonstrations mathématiques, et les différentes mises en œuvre.

III.4.1. Méthode de LPE (*Watershed*)

La ligne de partage des eaux (*watershed* en anglais) est très réponde au milieu de la segmentation 2D ; elle exprime l'image en terme géographique, son origine n'est pas purement issue de la morphologie mathématique, elle provient de la topographie et de l'hydrogéologie, elle apparaît au 19^{ème} siècle (Maxwell et Jordan), un siècle plus tard (1972) : introduction de la LPE en segmentation d'images par Digeabel et Lantuéjoul. La thèse de [Beucher, 1990] représente une étude incontournable de la LPE où les fondements mathématiques sont introduits.

La LPE désigne une limite géographique qui devise une région en plusieurs bassins versants alors qu'en morphologie mathématique la LPE est un algorithme qui a pour but de deviser une image ou un objet en régions homogènes.

Dans les prochaines sections nous présenterons le principe de la LPE appliqué aux images 2D ; puis les différentes approches abordées pour la LPE. Enfin, nous exposerons notre méthode de la segmentation par LPE qui sera utilisée dans notre étude par la suite.

III.4.1.1. Principes de la LPE

Cet algorithme permet de décomposer l'image en régions homogène. Une image en niveau de gris peut être perçue comme un relief topographique. Le niveau de gris d'un pixel de l'image est interprété comme son altitude dans le relief topographique. Un point est d'autant plus élevé dans le relief qu'il est clair dans l'image. Les pixels sombres correspondent donc aux vallées et bassins du relief alors que les pixels clairs correspondent aux collines et ligne de crêtes [38].

Les bassins versants correspondent aux zones de pixels, appartenant potentiellement à un bassin, et qui vont être inondées. La LPE par inondation peut être interprétée comme l'immersion progressive d'un relief dans de l'eau. Le relief est percé au niveau des minima ou bien des marqueurs s'ils ont été définis. L'eau s'écoule à partir des minima ou des marqueurs et remplit les bassins. Pour empêcher la réunion de deux bassins, une digue de séparation est construite en chaque point de contact. La LPE correspond à l'union de toutes les digues.

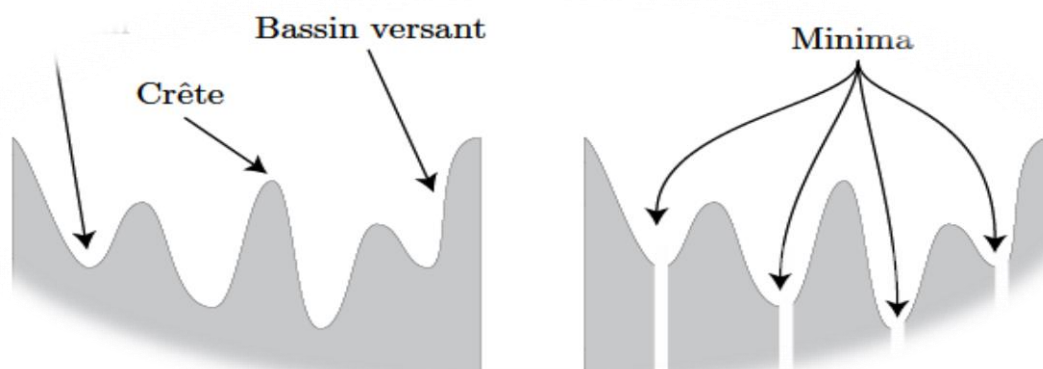


Fig. III.1 - Exemple 1D d'un relief composé de bassins versants, de crêtes et de minima.

Une des difficultés de la mise en œuvre de cette analogie intuitive est qu'elle laisse beaucoup de liberté quant à sa formalisation. L'algorithme LPE peut être implémenté de deux manières : l'une est basée sur un algorithme récursif d'immersion [39] et l'autre est basé sur l'utilisation de fonctions de distances géodésique [22], [40].

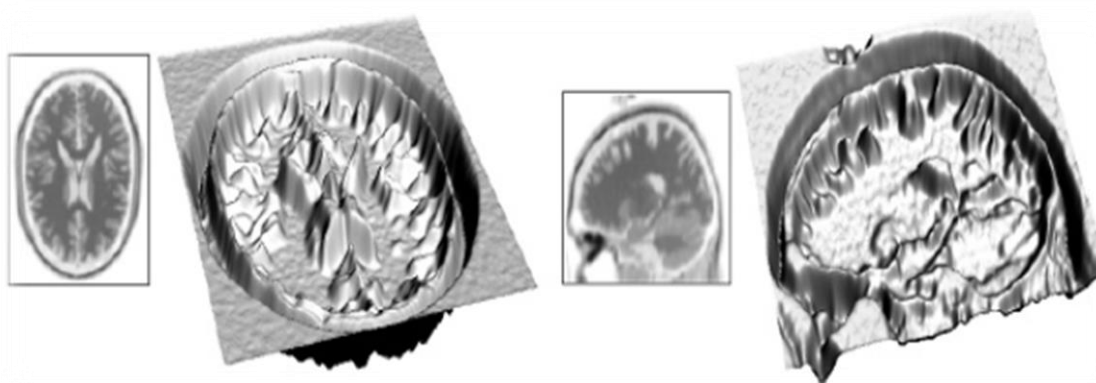


Fig. III.2 - Relief 3D d'une IRM, coupe axiale à droite et sagittale à gauche.

L'algorithme simplifié 2 fait apparaître les étapes du processus de segmentation par LPE avec l'utilisation des minima. Cet algorithme utilise des files d'attente hiérarchiques (FAH) pour gérer rapidement la simulation de la montée des eaux. A chaque file est associé un niveau de courbure. La priorité de traitement des files correspond au niveau de courbure le plus faible.

Algorithme 1 : Ligne de partage des eaux.

Début

Calculer la courbure (ou une autre fonction de hauteur) pour chaque vertex

Déterminer les plateaux « minimum » et les plateaux « non minimum »

Trouver les minima locaux et attribuer à chacun un label différent

Insérer tous les vertex minima dans les files qui correspondent à leur niveau de courbure

Tant que la FAH *n'est pas vide* **faire**

 Extraire un vertex x de la FAH

 Déterminer ses vertex voisins non étiquetés

pour chaque *voisin non étiquetés* **faire**

 Attribuer au voisin le même label que le vertex x

 Insérer le voisin dans la FAH dans la file qui correspond à son niveau de courbure

fin

III.4.1.2. Construction de la LPE

Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjointes se rejoignent au cours de l'immersion.

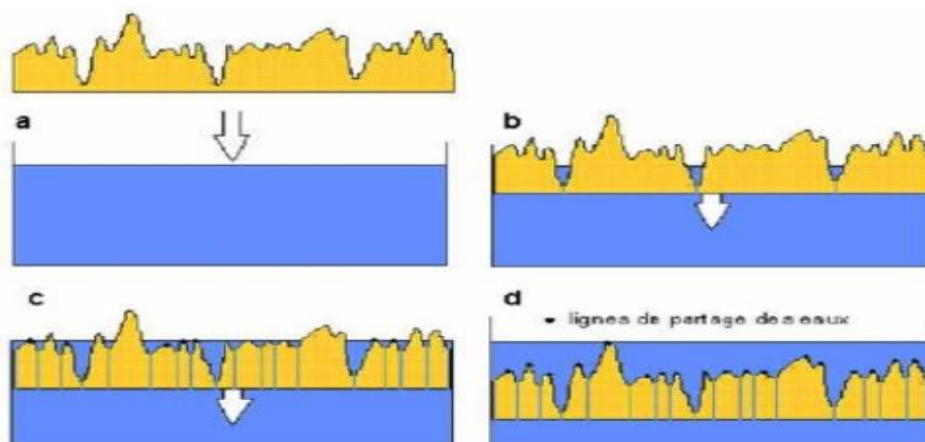


Fig. III.3 - principe de la procédure d'immersion.

La structure d'éléments connectés est considérée comme un relief et chaque élément est positionné à une certaine hauteur. Ce relief est plongé progressivement dans de « l'eau » et des inondations sont simulées à partir des minima (vertex ou plateau n'ayant pas de voisin de niveau inférieur, voir figure III.4). Des bassins d'eau se forment et lorsque deux bassins se rencontrent, une LPE est créée. Il existe une variante de cette méthode qui considère des marqueurs spécifiques comme source de l'inondation et non plus les minima

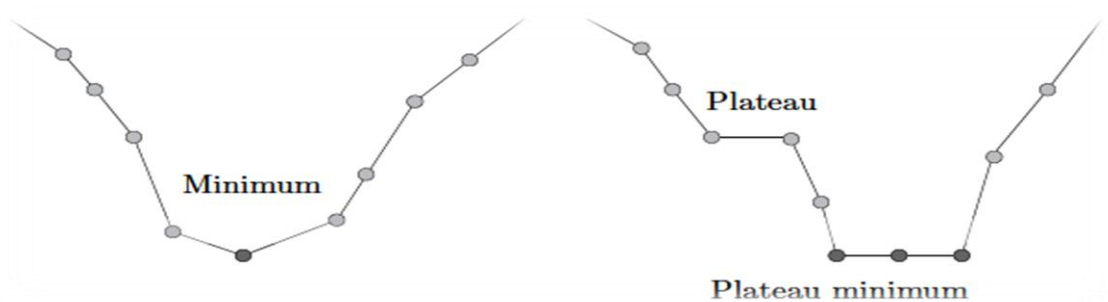
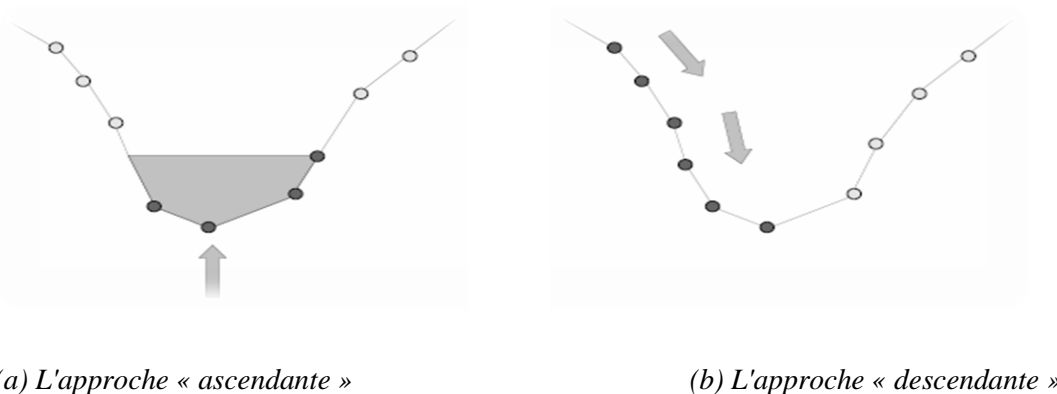


Fig. III.4 - Minimum et plateaux.

La contribution de [Mangan et Whitaker, 1999] sur la segmentation par LPE est incontournable. Ils ont généralisé le principe de la LPE et ont proposé deux stratégies pour réaliser la LPE (Figure III.5), l'approche « ascendante », qui consiste à inonder les minima jusqu'à ce que les bassins voisins se rencontrent, et l'approche « descendante », qui correspond au ruissellement d'une goutte d'eau le long de la pente la plus forte pour atteindre un minimum et ainsi labelliser le chemin qu'à parcouru la goutte.



(a) L'approche « ascendante »

(b) L'approche « descendante »

Fig. III.5 - Deux approches de la ligne de partage des eaux.

III.4.1.3. Segmentation par LPE

L'application de la LPE sur une image ne permet pas de détecter ses contours. Cependant, lorsqu'on l'applique à une image gradient construite à partir de l'image originale, les minima correspondent alors aux zones homogènes et les contours de la LPE à la plus forte transition trouvée entre deux régions. On peut donc définir les contours des régions d'une image comme la LPE de l'image gradient.

Les contours issus de l'application de la ligne de partage des eaux sont toujours fermés. C'est une conséquence normale de l'utilisation de la LPE comme outil de segmentation. On remarque également que le contour passe par les points de l'image où la transition de gris est plus forte.



(a) Image originale

(b) Résultat de LPE.

Fig. III.6 - Image et résultat de l'algorithme de LPE.

III.4.1.1. différentes mises en œuvre : Notations et algorithme

La LPE est apparue dans les travaux de [Digabel et Lantuéjoul, 1978] et de [Beucher et Lantuéjoul, 1979]. Cet outil est très populaire en segmentation d'images 2D. Les caractéristiques utilisées sont les niveaux de gris, le gradient, la texture, etc. La LPE est classée parmi les méthodes de segmentation basées « régions ». [Roerdink et Meijster, 2001] ont proposé une étude des différentes approches de segmentation d'images 2D par LPE.

➤ LPE par inondation

On peut résumer l'algorithme d'immersion par les étapes suivantes [41] :

- ✓ **Principe** : simulation de l'inondation
 - Parcours des pixels dans l'ordre de leurs hauteurs
- ✓ **Pour chaque niveau de hauteur**
 - Extension des bassins existants
 - Identification des nouveaux bassins
 - Détection de la LPE par rencontre de bassins

Le principe repose sur la reconstruction des seuils successifs d'une fonction f à l'aide du squelette par zone d'influence géodésique (SKIZ) [42]. On considère une section inférieure de f au niveau de h , $f^h = \{x / f(x) \leq h\}$ et non suppose que l'eau a atteint l'altitude h . On considère maintenant la section inférieure de f de niveau $h+1$, f^{h+1} . On constate que l'inondation de f^{h+1} , X_{h+1} , a lieu dans les zones d'influences géodésique des composantes connexes de f^h , X_h , à l'intérieur de f^{h+1} .

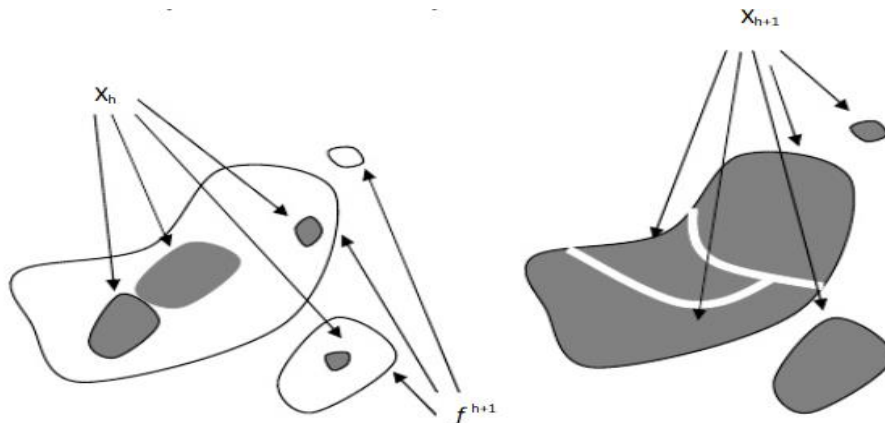


Fig. III.7 - Relation de récurrence entre X_h et X_{h+1}

L'algorithme de ligne de partage des eaux fonctionne donc par récurrence sur les NGs de la fonction f [22].

➤ LPE de Vincent et Soille

Un algorithme LPE par simulation d'immersion a été proposé dans [39].

Soit $f : D \rightarrow \mathbb{N}$, une image digitale en niveau de gris, avec h_{\min} et h_{\max} les valeurs minimum et maximum de f . Les minima de f sont associés à des bassins qui vont successivement grandir durant le procédé d'immersion. Soit l'ensemble X_h l'union des bassins calculés au niveau h . Un élément connecté au seuil Z_{h+1} au niveau $h+1$ peut être soit un minimum, soit une extension d'un bassin du niveau X_h . Le dernier cas entraîne le calcul de la zone d'influence géodésique de X_h à l'intérieur de Z_{h+1} . Il en résulte la mise à jour X_{h+1} . Soit l'ensemble MIN_h l'union de tous les minima à l'altitude h . Le même bloc d'instruction pour un niveau h varie de h_{\min} à h_{\max} :

$$\begin{cases} X_{h_{\min}} = \{p \in D / f(p) = h_{\min}\} = Z_{h_{\min}} \\ X_{h+1} = MIN_{h+1} \cup (IZ_{Z_{h+1}}(X_h) / Z_h), h \in [h_{\min}, h_{\max}-1] \end{cases}$$

La LPE de f correspond au complément de $X_{h_{\max}}$ dans D : $LPE(f) = D/X_{h_{\max}}$

3	2	2
3	1	1
0	1	0

(a) Image origine

3	2	2
3	1	1
A	1	B

(b) $h=0$

3	2	2
3	W	B
A	W	B

(c) $h=1$

3	B	B
3	W	B
A	W	B

(d) $h=2$

B	B	B
A	W	B
A	W	B

(e) $h=3$

Fig. III.8 - LPE par immersion sur un grille d'éléments 4-connectés.

La figure (III.8) propose un exemple de la labellisation d'une image. L'illustration III.8 (a) correspond à l'image initiale dont les minima apparaissant en gras. Les autres figures définissent le niveau d'inondation. Toutefois, cet algorithme de segmentation d'images, qui sont à niveaux de gris dans notre cas, nécessite la mise en évidence et le repérage des contours des objets. Cette détermination des minima et des maxima utilise les variations du contraste de l'image, quantifiées par le calcul du gradient.

➤ LPE de Meijster et Reordink

Pour éviter les difficultés liées aux éléments connectés de même niveau (Plateaux). Meijster et Reordink ; 1995 ; ont proposé de transformer l'image en graphe. L'algorithme correspond à une version simplifiée de Vincent et Soille ; 1991 ; où l'utilisation de files d'attente *FIFO* n'est plus nécessaire en raison de la disparition des plateaux remplacés par des représentants. L'image peut être considérée comme un graphe (V, E, f) où V correspond à l'ensemble des sommets du graphe, E à l'ensemble des arêtes et $f(p)$ à la fonction de hauteur utilise l'intensité des pixels. Chaque pixel est associé à un sommet de V et est relié à un pixel voisin par une arête de E . La LPE peut être calculée directement à partir du graphe. Le résultat correspond à une image binaire où certains pixels sont labellisés LPE et d'autre non.

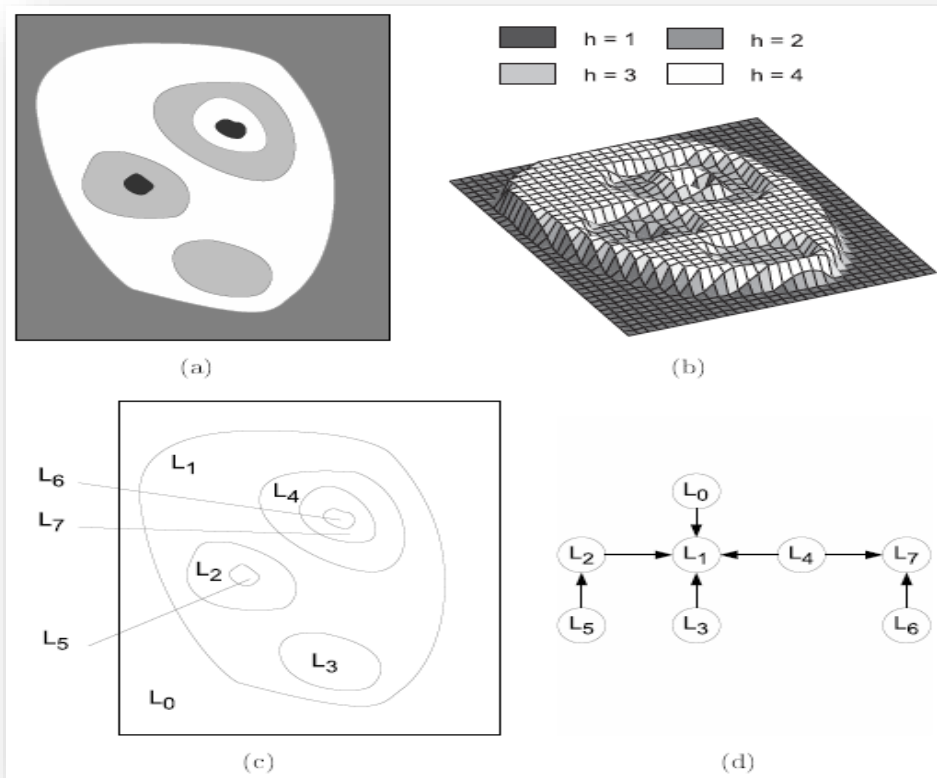


Fig. III.9 - Création des graphes des ensembles. (a) Image initiale, (b) relief correspondant, (c) ensemble des niveaux étiquetés et d) graphe des ensembles.

➤ LPE par distance topographique

Il existe plusieurs méthodes de calcul de LPE basées sur l'algorithme du plus court chemin. Les nœuds pour lesquels la plus courte distance topographique est connue peuvent être ordonnés selon leur distance. Les deux principales familles de méthodes sont :

- **L'intégration** de la pente la plus faible d'une image, par propagation des distances à partir des minima. Les distances sont liées à la plus faible pente de l'image par rapport à la fonction de coût.
- **L'ascension de colline** : les distances géodésiques entre les points d'un bassin et le minimum associé sont les chemins de plus forte pente. Le processus de LPE utilise les étapes suivantes : l'attribution d'un label différent à tous les minima puis la labellisation de tous les pixels q voisins de p dont la pente est la plus forte par le label de p à partir des pixels adjacents aux minima. Si le pixel q a déjà un label et que celui-ci est différent de p , alors q est marqué comme LPE.

III.4.2. Méthode ensembles de niveaux (*Level set*)

Maintenant nous allons présenter la technologie *Level Set* et ses composantes. Ces descriptions sont directement inspirées des deux ouvrages de référence que sont celui d'Osher et Fedkiw [43] ainsi que celui de Sethian [44].

III.4.2.1. Composantes de l'algorithme *Level Set*

En 1988, Osher et Sethian publient une synthèse d'expertises en évolution d'interfaces et lois de conservation hyperboliques dans un article [25] baptisant une technique qui fait désormais école : la *méthode Level Set* (En fait, ce nom apparaîtra explicitement en tant que formulation plénière dans deux articles ultérieurs de 1992 [45] puis 1994 [46] mais c'est l'article de 1988 qui est classiquement cité dans la littérature comme étant la référence fondatrice de cette méthode). Ces expertises tissèrent des liens entre des résultats, tant théoriques que numériques, concernant le suivi d'interface (notamment pour des problèmes de front de flammes en combustion) et les équations de Hamilton-Jacobi. La symphonie *Level Set* pouvait commencer...

Vingt ans plus tard, il devient difficile de recenser et de prévoir les champs d'applications de la philosophie *Level Set* : ils se confondent avec ceux mettant en jeu des interfaces mobiles. Nombre de problèmes ont été reformulés pour être résolus par la méthode *Level Set* ou ses dérivés. Cette approche féconde s'est, en effet, enrichie successivement de divers outils qui l'améliorèrent tant du point de vue de la précision que de la rapidité de calcul.

III.4.2.2. Principe de la méthode *Level Set*

Pour présenter simplement la méthode *Level Set*, nous allons considérer l'étude de l'évolution d'une interface vivante dans un espace de 2D. Soit donc Γ une telle interface, bornant un ouvert Ω_1 de \mathbb{R}^2 (éventuellement multiplement connexe), séparant un milieu 1 (représenté par Ω_1) d'un milieu 2, à l'image de la Figure (III.10). On veut étudier et calculer le déplacement de Γ induit par un champ de vitesse \mathbf{v} . Cette vitesse peut dépendre de l'espace, du temps, des caractéristiques géométriques de l'interface et de la physique environnante.

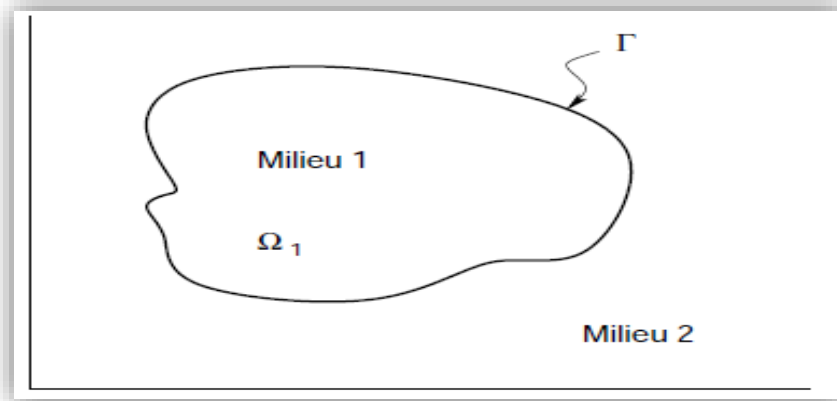


Fig. III.10 - Une interface Γ dans \mathbb{R}^2 .

D'une part, comme son nom l'indique, la méthode consiste à caractériser Γ comme étant l'une des *courbes de niveau* (par exemple l'isovaleur 0) d'une fonction régulière (au moins lipschitzienne) $\varnothing(x,t)$, de $\mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}$ dans \mathbb{R} . Autrement dit, à un instant t ,

$$\Gamma(t) = \{x \in \mathbb{R}^2 \text{ t.q. } \varnothing(x,t) = 0\} \quad (\text{III.12})$$

L'interface est donc implicitement définie par ϕ , qui est appelée *la fonction Level Set*. On a, par exemple :

$$\begin{cases} \phi(x,t) \leq 0 & \text{pour } x \in \Omega_1 \\ \phi(x,t) \geq 0 & \text{pour } x \in \Omega_2 \\ \phi(x,t) = 0 & \text{pour } x \in \Gamma(t) = \partial\Omega_1 \end{cases} \quad (\text{III.13})$$

Comme l'illustre la Figure (III.11), où une interface Γ , circulaire, est considérée.

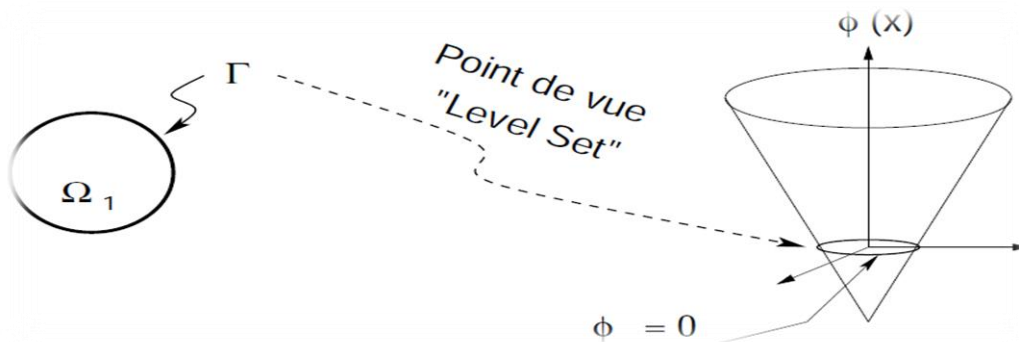


Fig. III.11 - Une fonction *Level Set* ϕ définissant implicitement une interface Γ circulaire.

D'autre part, le déplacement de l'interface est obtenu en déterminant l'évolution en temps de la fonction *Level Set*. En d'autres termes, au lieu de s'attacher au mouvement des points de Γ , la méthode *Level Set* consiste à faire évoluer la surface globale que constitue ϕ . Dès lors, l'interface est déterminée à un instant ultérieur, par simple localisation de l'ensemble $\Gamma(t)$ pour lequel ϕ est nulle. C'est ainsi que ce type d'approche est qualifié de capture d'interface.

Il convient maintenant de faire entrer en scène la vitesse qui est à l'origine du mouvement de l'interface. Ce déplacement est en fait naturellement déterminé en transportant ϕ grâce au champ \mathbf{v} . Pour cela, on utilise l'équation de transport canonique :

$$\phi_t + \mathbf{v} \cdot \nabla \phi = 0$$

qui, dans ce contexte, se voit rebaptisée : *équation Level Set*. Notons que la trace de \mathbf{v} sur $\Gamma(t)$ doit naturellement correspondre à la vitesse désirée pour mouvoir l'interface mais qu'ailleurs, cette vitesse peut être quelconque.

La Figure (III.12) illustre le processus de l'évolution d'une interface initiale Γ_0 , circulaire de rayon 1, sous l'action d'un champ de vitesse radial unitaire. La fonction Level Set initiale est, comme c'est fréquemment le cas dans la littérature, une fonction distance signée à l'interface :

$$\begin{cases} \phi(x,t) = -d(x) & \text{pour } x \in \Omega_1 \\ \phi(x,t) = d(x) & \text{pour } x \in \Omega_2 \\ \phi(x,t) = 0 & \text{pour } x \in \Gamma(t) = \partial\Omega_1 \end{cases} \quad (\text{III.14})$$

Où $d : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$ est la distance à l'interface.

Une caractéristique exceptionnelle des méthodes des *level set* est que les contours peuvent se diviser ou fusionner comme la topologie de la fonction *level set* change. Donc, les méthodes des *level set* peuvent détecter plus d'une frontière simultanément et une multitude de contours initiaux peuvent être placés. La figure (III.13) montre un exemple des changements topologiques d'une fonction *level set*, tandis que comment la fusion des contours initialement séparés varie avec la topologie de la fonction *level set*.

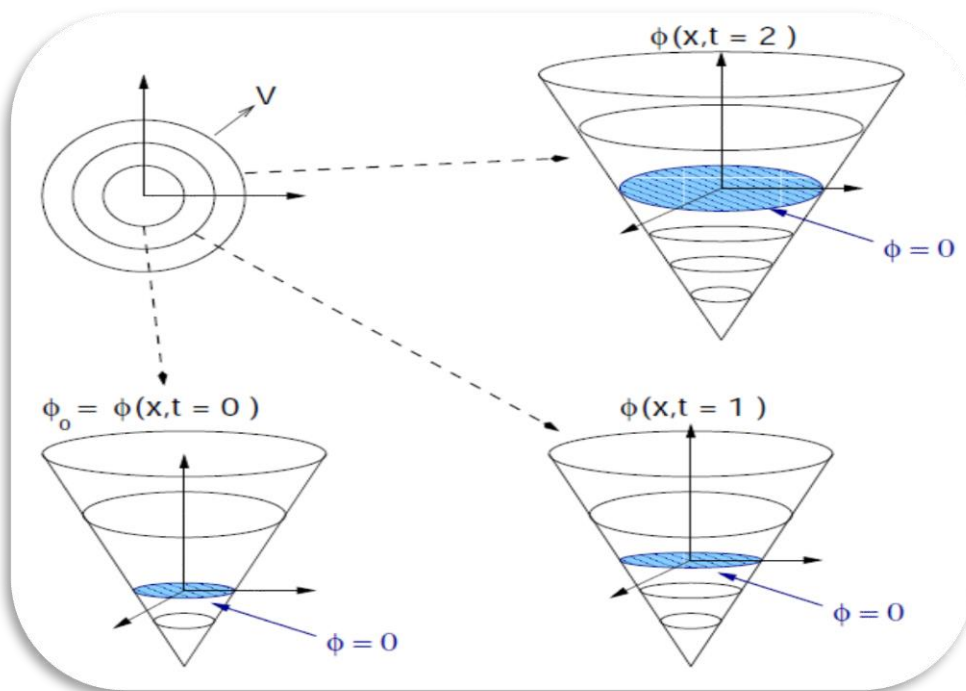


Fig. III.12- Evolution d'une interface par la méthode Level Set.

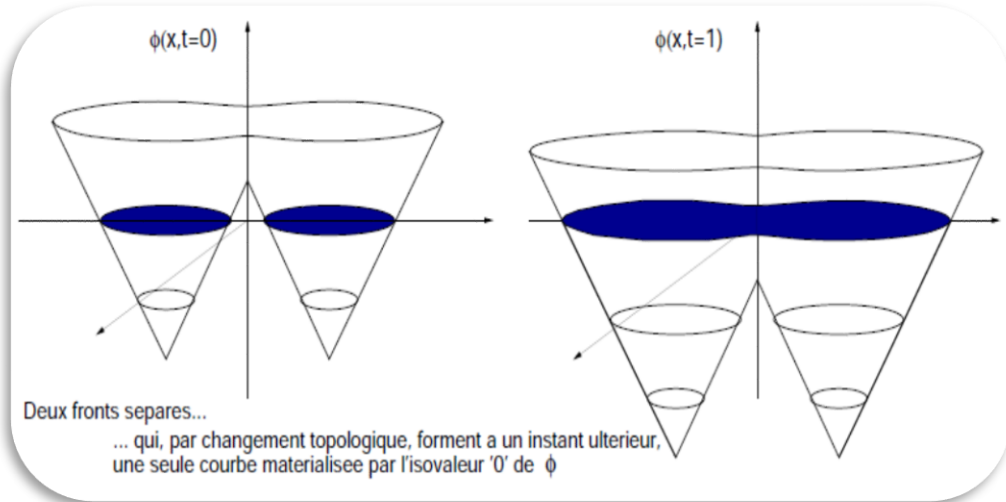


Fig. III.13 - Changement topologique et méthode *Level Set*.

Maintenant nous présentons l'algorithme correspondant pour la méthode des ensembles de niveaux

Algorithme 2 : *Level set*.

- 1 - Initialisation des fonctions level set Φ_i et construction des fonctions Heaviside associées H_i .
 - 2 - Calcul des intensités moyennes I_k des régions et de la fonctionnelle énergie.
 - 3 - Pour chaque pixel de l'image :
 - Dans le cas biphasé, on calcule la variation d'énergie induite si ce pixel change de région. Si le résultat est négatif, le déplacement de ce point est rendu effectif en changeant le signe de la fonction level set Φ .
 - Dans le cas multi-phase, on calculera la variation d'énergie induite par le déplacement du point de sa région courante vers chacune des autres régions. Le point est effectivement déplacé vers la région pour laquelle la variation d'énergie est la plus négative en changeant les signes des fonctions level set concernées.
 - 4 - Mise à jour des I_k .
 - 5 - Calcul de la nouvelle énergie.
 - 6 - Tant que l'énergie décroît (ou le nombre d'itérations fixe n n'est pas atteint) aller à l'étape 3.
-

III.4.2.3. Fast Marching level sets

L'évolution *Fast Marching* proposée dans [47] a été développée dans le cadre de front se propageant de manière monotone. Ainsi la fonction vitesse F permettant de déformer la courbe est soit positive (correspondant à une dilatation de la courbe), soit négative (correspondant à un rétrécissement), mais ne changera jamais de signe.

Pour chaque pixel x de l'image, un temps $T(x)$ de passage du front est calculé. Les pixels de l'image sont alors répartis en trois classes :

- les pixels ayant déjà été rejoints par le front, pour lesquels le temps de passage est connu : les points calculés ;
- les pixels n'ayant pas encore été rejoints par le front mais la proximité par rapport aux points calculés leur permet d'être atteints dans l'itération courante : les points estimés ;
- les pixels n'ayant pas encore été rejoints par le front mais ne pouvant pas être atteints dans l'itération courante : les points lointains.

La figure (III.14) illustre les différentes classes de pixels.

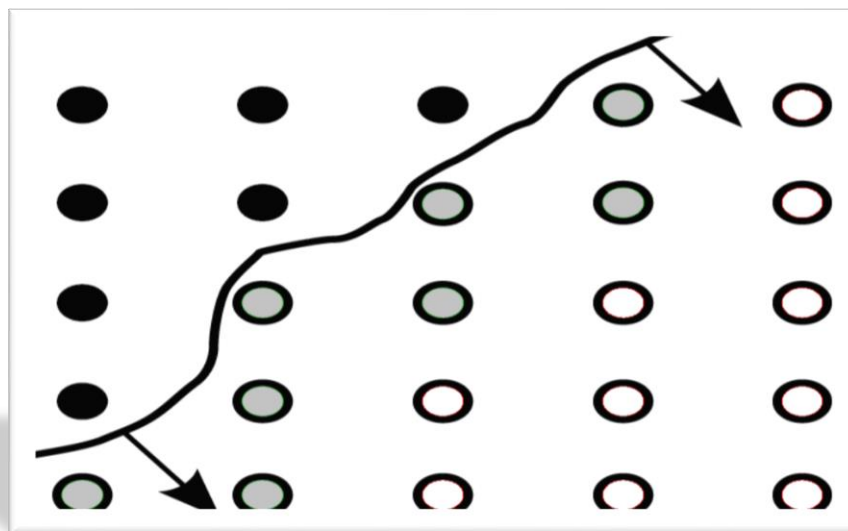


Fig. III.14 - Différentes classes de pixels pour l'algorithme *Fast Marching*.

L'évolution du temps de passage du front en chaque pixel x de l'image est donnée par :

$$\nabla T(x) \cdot F(x) = 1, \text{ avec } T = 0, \forall x \in C(s).$$

Contrairement à l'implémentation classique en ensembles de niveaux, la méthode *Fast Marching* ne donne pas immédiatement les contours de l'objet recherché. En effet, l'information obtenue par cette approche est globale, le temps de passage du front est connu pour tous les pixels de l'image et il sera élevé pour les pixels situés sur les bords de l'objet. Il est donc nécessaire d'analyser les temps de passage sur l'image entière afin de déterminer les zones où le front a été fortement ralenti, correspondant aux frontières recherchées.

III.4.3. Modèle de *Chan & Vese*

Le modèle de CV [6] est un modèle pour segmentation d'image base sur la fonctionnelle de Mumford-Shah [4]. En effet, qualifié de « modèle sans frontières (model without edges) », le modèle de CV peut être appliqué sur des images avec des frontières non définies par le gradient. Ce modèle a été exposé dans sa première version sous la forme biphasé, autrement dit, l'image est segmentée en deux régions. La méthode a été par la suite étendue à plusieurs phases pour segmenter l'image en plusieurs régions. Ce modèle étant basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah, il est formulé à l'aide d'une équation aux dérivées partielles dont la résolution consomme un temps de calcul appréciable. Pour réduire ce temps, des alternatives ont été proposées comme celles basées sur la dérivée topologique dont l'application au modèle CV permet d'éviter de passer par la résolution de l'équation aux dérivées partielles pour élaborer des algorithmes de segmentation plus rapides [47, 48, 49].

III.4.3.1. Principe de la méthode de CV

L'intérêt principal des CAs 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-function », 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 CV 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.

Soit $C \in \Omega$ une courbe fermée, avec *inside* (C) et *outside* (C), L'intérieur et l'extérieur sont des ensembles ouverts.

Soit u_0 une image formée par deux régions d'intensité à peu près constante, u_0^1 et u_0^0 .

Soit u_0^1 et u_0^0 les couleurs de l'objet et de l'arrière-plan.

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (\text{III.15})$$

Avec c_1 et c_2 les moyennes d'intensité à l'intérieur et à l'extérieur de C .

Il est facile de voir que le minorant

$$\inf_C \{F_1(C) + F_2(C)\} \approx 0 \approx F_1(C_0) + F_2(C_0) \quad (\text{III.16})$$

Est obtenu pour un $C = C_0$ suivant le contour de l'objet avec c_1 et c_2 les moyennes d'intensité de l'objet et de l'image.

Nous considérons alors le problème d'optimisation

$$\inf_{c_1, c_2, C} F(c_1, c_2, C) \quad (\text{III.17})$$

Le modèle CV utilise le fonctionnel d'énergie suivant

$$F(c_1, c_2, C) = u.Length(C) + v.Area(inside(C)) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy. \quad (III.18)$$

Avec $u \geq 0, v \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 \geq 0$, des paramètres constant.

L'algorithme correspondant du modèle de Chan-veese est donc comme suit :

Algorithme 3 : Chan-vse.

Début

- Initializations Courbe phi = masque ;
- Initial force = eps
- Éviter division par zéro

pour n=1: iteration

- Prend index d'image
- Force = zéro dans chaque couche

pour each layer

- Une composante de l'image (moyenne dans l'intérieur de Phi (c1), Moyenne dans l'extérieur de Phi (c2))
- Sommation des forces de l'image

fin

- Recalcule la force extérieure de l'image
- Normalisation de la force
- Taille du pas jusqu'au suivant Phi
- Vérification de paramètres pour arrêter
- Sortie intermédiaire, représentation graphique intermédiaire
- Montre phi

fin

- Sortie du segment intérieur du contour actif
- Seg = phi0 <=0 ;

Fin

III.4.3.2. Segmentation d'images par le modèle de CV

La segmentation par le modèle CV consiste à partitionner l'image en régions d'intensités homogènes en faisant évoluer la courbe $\Gamma(t)$, donc la fonction $\Phi(x, y, t)$, jusqu'à ce qu'il y ait

coïncidence avec les frontières des régions. La figure (III.15) illustre ce processus d'évolution de cette courbe en cours de traitement et donne l'image segmentée résultante et la courbe d'évolution qui épouse les contours des objets contenus dans l'image.

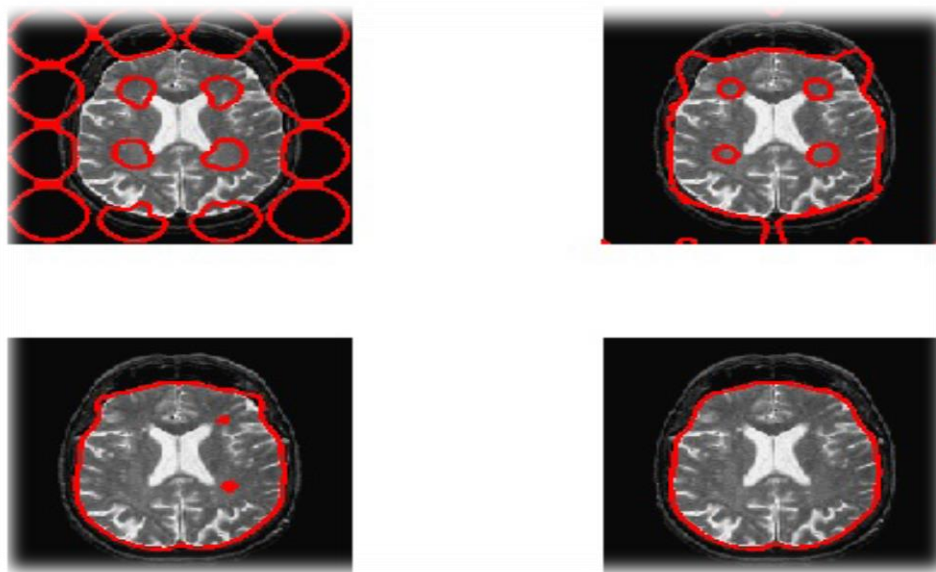


Fig. III.15 - Évolution des contours actifs par la méthode de CV [6].

Discussion

Nous avons présenté un critère de segmentation d'images qui repose sur l'entropie de l'intensité lumineuse de l'image. L'entropie mesurant la quantité d'information contenue dans un signal, minimiser l'entropie de l'intensité d'une région revient à chercher la région la plus homogène possible en termes d'intensité. Cependant, l'utilisation de ce critère permet une certaine variabilité de l'intensité lumineuse, d'autant plus quand il est utilisé en compétition de régions entre l'objet et le fond. Au minimum de la fonctionnelle, les régions sont telles que rajouter une portion du fond à l'objet (ou l'inverse) ferait augmenter l'entropie totale.

Nous avons vu aussi quelques méthodes qui basent sur l'entropie, leurs principes, leurs algorithmes, et comment les utiliser comme des critères de segmentation d'images.

Nous allons maintenant voir comment manipuler ces différentes mesures d'information dans le cadre de la segmentation d'images par CAs.

Quatrième Chapitre

Résultats expérimentaux

Préambule

Dans ce dernier chapitre nous intéressons aux résultats obtenus dans ce mémoire avec les trois méthodes étudiées dans le chapitre précédent. Et nous allons faire une revanche plus délicate, à savoir l'évaluation de la segmentation sans référence pour arriver à des résultats bien satisfaisants et aussi faire la comparaison entre la fiabilité des méthodes de segmentation étudiées.

*« If you're not failing every now and again
It's a sign you're not doing anything very innovative »*

-Woody Allen-

IV.1. Evaluation de la segmentation

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.

IV.1.2. Critères d'évaluation de segmentation

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. Notre objectif est de contribuer à la comparaison des critères existants.

Un critère d'évaluation permet de quantifier dans quelle mesure une propriété est vérifiée par un algorithme de segmentation d'images. Certains critères permettent un jugement absolu du résultat d'une segmentation d'une image. Dans ce cas, un critère quantifie une caractéristique d'un algorithme. La valeur du critère d'évaluation permet alors de comparer deux résultats issus de deux méthodes différents ou plus avec des paramétrages différents.

Nous distinguons trois catégories de critères d'évaluation que nous allons expliciter par la suite :

IV.1.2.1. Critère de Vinet (DBH)

Vinet propose une mesure de dissimilitude entre deux images [51] qui peuvent bien être deux images résultats ou bien une image résultat I_L et la vérité terrain $I_{L_{ref}}$. On définit la table de superposition comme étant égale à :

$$T(I_L, I_{L_{ref}}) = \left\{ \text{card}(L_i \cap L_j^{ref}), i = 1..NL, j = 1..NL_{ref} \right\} \quad (\text{IV.1})$$

Où $\text{card}(L_i \cap L_j^{ref})$ est le nombre des pixels étiquetés i dans L en correspondance avec les pixels j dans L_{ref} .

Avec cette table, on cherche les classes appariées de manière récursive. D'abord comme première étape on sélectionne dans le tableau des deux classes qui maximisent le terme $card(L_i \cap L_j^{ref})$. Puis, dans la table, on désélectionne tous les éléments de la ligne et de la colonne correspondant à l'élément sélectionné. Et on retourne à la première étape tant qu'il reste des éléments dans la table

Avec les cellules sélectionnées, Vinet donne une mesure de dissimilarité. Soit C l'ensemble des cellules sélectionnées :

$$VIN(I_L, I_{L_{ref}}) = card(I) - \sum_C card(L_i \cup L_j^{ref}) \quad (IV.2)$$

Il est à noter que ce critère est facile à mettre en œuvre. Par contre, il n'apparie pas toutes les classes, donc il ne prend pas en compte toute l'information (entre autre la dispersion spatiale des pixels)

IV.1.2.2. Critère de Rosenberger (Intra-inter)

Le critère est basé sur un calcul d'homogénéité intra-classe et de contraste interclasses [52]. Ce critère a la particularité de prendre en compte le caractère uniforme ou texturé des régions détectées par segmentation. En effet, la plupart des critères font l'hypothèse que l'image est uniforme ou faiblement texturée. Or, les images naturelles sont rarement uniformes. La fonction quantifiant la qualité d'un résultat de segmentation I_s est définie comme suit :

$$ROS(I_s) = \frac{C_{Intra}(I_s) + 1 - C_{Inter}(I_s)}{2} \quad (IV.3)$$

Où

- $C_{Intra}(I_s)$ correspond à un calcul de disparité intra-classe globale quantifiant l'homogénéité des régions du résultat I_s ,
- $C_{Inter}(I_s)$ correspond à la disparité interclasses globale mesurant la disparité globale des régions du résultat I_s .

La disparité $C_{Intra}(I_s)$ d'un résultat de segmentation I_s d'une image I traduit la stabilité des statistiques des régions de l'image. Elle est calculée à partir de la disparité intra-classe $C_{Intra}(R_k)$ des différentes régions $R_k, k = 1..NR$, du résultat de segmentation I_s :

$$C_{Inter}(c) = \frac{1}{NR} \sum_{k=1}^{NR} \frac{Card(R_k)}{Card(I)} C_{Intra}(R_k) \quad (IV.4)$$

Dans les calculs de disparité intra et interclasses, la nature de la région segmentée est prise en compte, à savoir uniforme ou texturée. Un critère de décision amélioré dans [52] permet de déterminer l'appartenance d'une région à l'une de ces deux catégories.

IV.1.2.3. Critère de Jensen (Rényi)

Le calcul de la distance de Jensen repose sur les entropies de Rényi peut être trouvée dans [53]. Cette distance est donnée comme suit :

$$JEN(I_1, I_2) = J\left(\frac{I_1 + I_2}{2}, I_1\right) \quad (IV.5)$$

$$\text{Où } J(I_1, I_2) = H_\alpha(\sqrt{I_1 \times I_2}) - \frac{H_\alpha(I_1) + H_\alpha(I_2)}{2}$$

Avec H_α correspondant aux entropies de Rényi paramétrées par α entier tel que $\alpha \leq 3$, donné comme étant :

$$H_\alpha(I_1) = \frac{1}{1-\alpha} \ln\left(\sum_{(i,j) \in I_1} (g_{I_1}(i,j))^\alpha\right) \quad (IV.6)$$

Cette mesure prédise de façon très imprécise les déformations perceptibles. Comme elle n'intègre pas l'information spatiale sur les pixels, elle peut donner lieu à des valeurs aberrantes.

IV.2. Comparaison des méthodes de segmentation

La comparaison de résultats de segmentation est réalisée à partir des critères d'évaluation explicités précédemment. Cette comparaison n'a évidemment de sens que pour

des résultats ayant le même niveau de précision. Le but est de comparer plusieurs méthodes de segmentation afin d'identifier leurs performances sur un type d'image ou des résultats issus de ces trois méthodes avec différents paramètres. La figure (IV.1), présente les trois images de départ de segmentation par les trois méthodes présentées dans le chapitre précédent.



(a) Image IRM

(b) Image de la main

(c) Image de cellule

Fig. IV.1 – Images de départ de segmentation.

➤ Segmentation 1

Pour pouvoir profiter des avantages des trois méthodes présentées dans le chapitre précédent, on a décidé de les présenter pour segmenter trois images (Image IRM, image de la main, image de cellule). Et on a fait un tableau pour chaque un résultat, ce tableau présente les valeurs de quelques critères d'évaluation sur les trois résultats de segmentation Les valeurs optimales (compte tenu du sens de variation des critères) sont présentées en gras.

Nous pouvons observer dans la figure (IV.2) l'intérêt de la segmentation par la méthode de LPE, elle permet de conserver des frontières précises. L'image de la cellule comme apparait est une image typique pour ce genre de segmentation avec des NGs semblables et qui parfois se chevauchent, ce qui rend leur segmentation par les autres méthodes classiques de détection de contours très difficile.

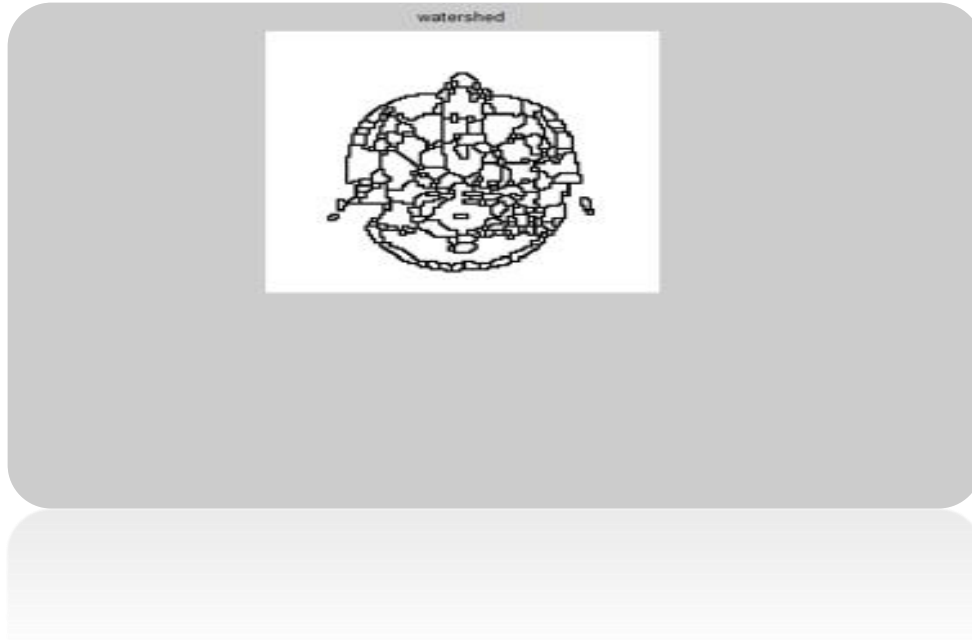


Fig. IV.2 - Résultat de segmentation d'image IRM par LPE.

La figure (IV.3) montre que l'approche *level set* est capable d'extraction le contour d'objet et lissage de forme courbure.

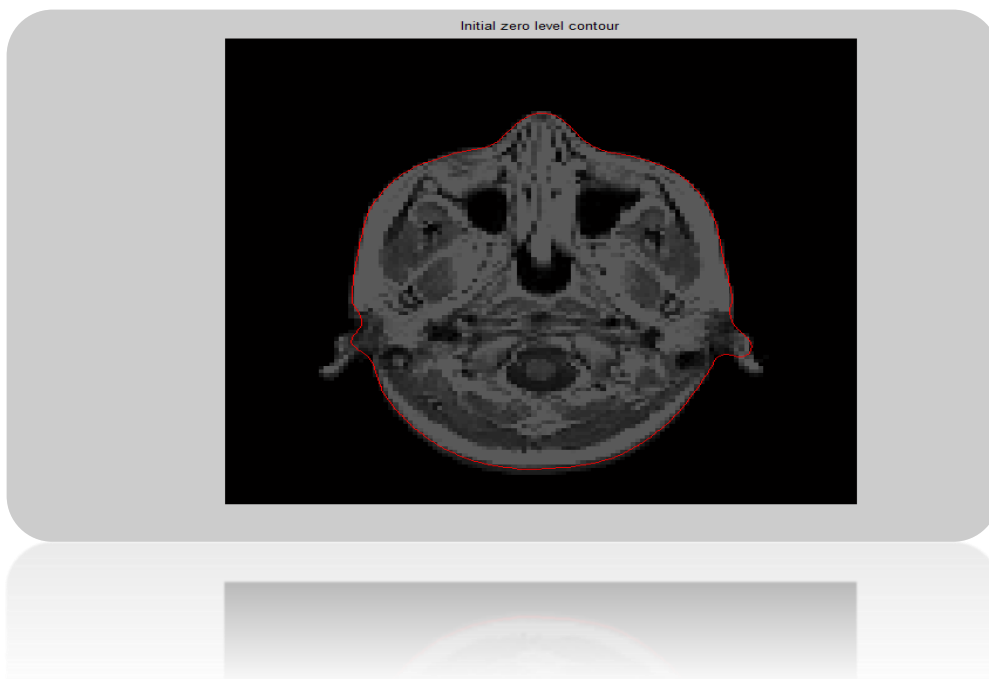


Fig. IV.3 - Résultat de segmentation d'image IRM par Level set.

Dans la figure (IV.4), nous validons le fait que le modèle permette de détecter des objets n'ayant pas de gradient qui ne sont pas détectables par la méthode «edge function».



Fig. IV.4 – Résultat de segmentation d'image IRM par CV.

Les résultats obtenus pour les figures entre (IV.2 et IV.4) à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthode	DBH	Intra-inter	Renyi
LPE	1.1703	0.5047	2.7594
Level-set	1.253	0.5010	7.9002
CV	0.973	0.5005	0.0094

TAB. IV.1 - Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 1.

➤ Segmentation 2

La figure (IV.5) illustre une segmentation par LPE avec une grande précision sur les frontières obtenues et sa fiabilité de consommation de mémoire. Elle a travaillé pour suppression du bruit et suppression des minima à faible contraste pour minimiser la sur-segmentation.

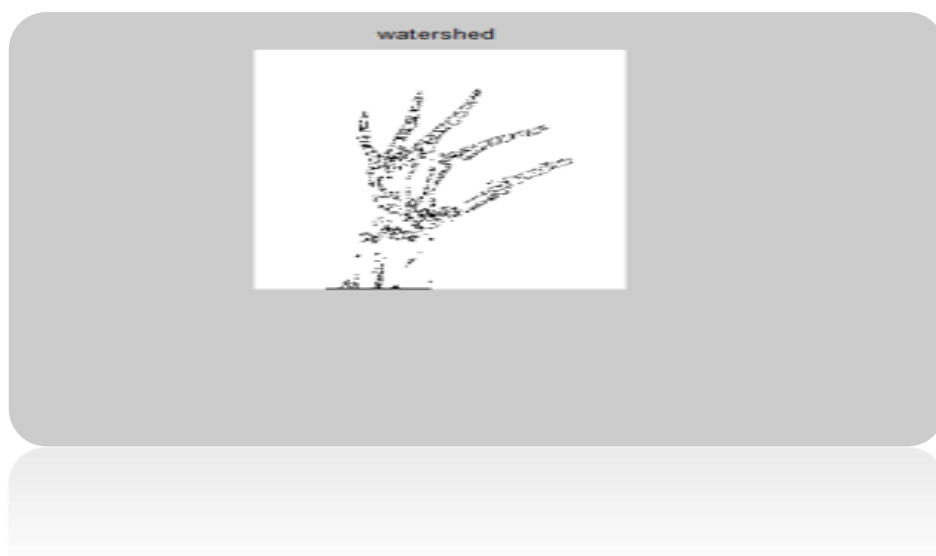


Fig. IV.5 – Résultat de segmentation d'image de la main par LPE.

Dans la figure (IV.6), nous essayons de détecter le contour d'une main. On voit nettement que la segmentation par approche *level set* est bien adapté et donne des résultats sont relativement satisfaisants.



Fig. IV.6 – Résultat de segmentation d'image de la main par Level set.

Lorsque nous testons le modèle de CV avec l'image de la main, on peut dire que fonctionne assez bien avec les images de NG, comme illustre dans la figure (IV.7),

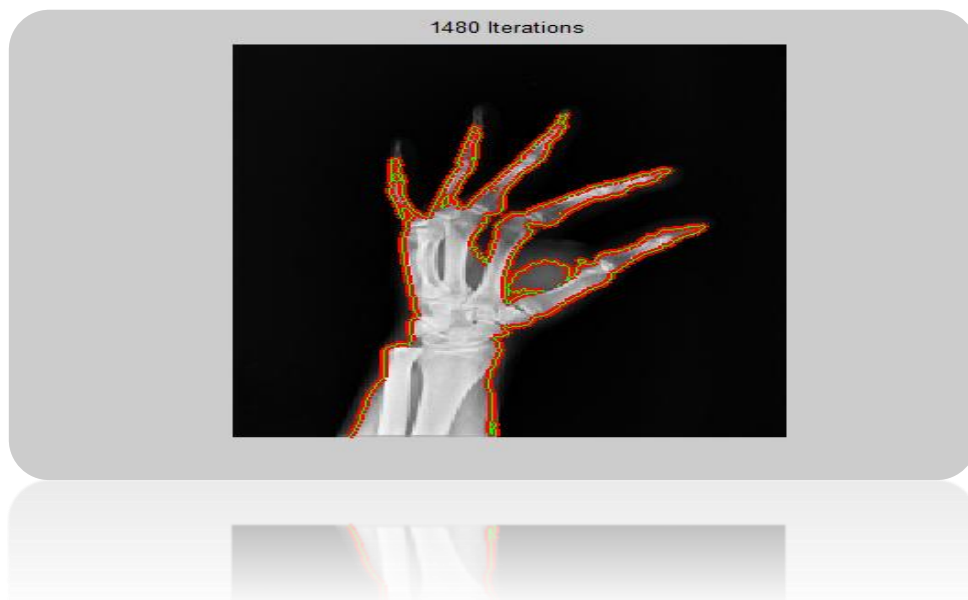


Fig. IV.7 – Résultat de segmentation d'image de la main par CV.

Les résultats obtenus pour les figures entre (IV.5 et IV.7) à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

Méthode	DBH	Intra-inter	Renyi
LPE	1.1012	0.2327	3.2206
Level-set	0.7676	0.5009	8.1255
CV	0.5546	0.5004	0.0106

TAB. IV.2 - Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 2.

➤ Segmentation 3

On remarque que dans la figure (IV.8) le nombre de régions d'intérêt choisi est bien respecté. Ces régions ont été les seules à être prises en compte dans la LPE. Tous les autres minima locaux, entre information utile et parasite, qu'on n'a pas sélectionné ont été ignorés.

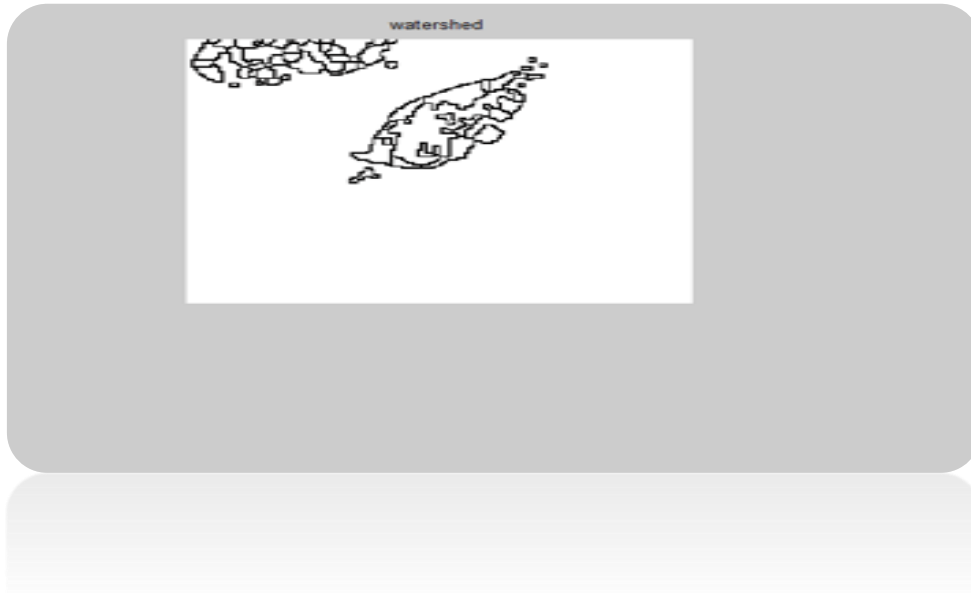


Fig. IV.8 – Résultat de segmentation d'image d'une cellule par LPE.

La méthode Level set trouve bien le contour des objets et un peu des parties manquantes. L'information des objets est quand même plus faible. Il faut donc jouer plus sur les coefficients afin de trouver plus rapidement les objets. On peut remarquer que l'on a des perturbations qui apparaissent dans la figure (IV.9).

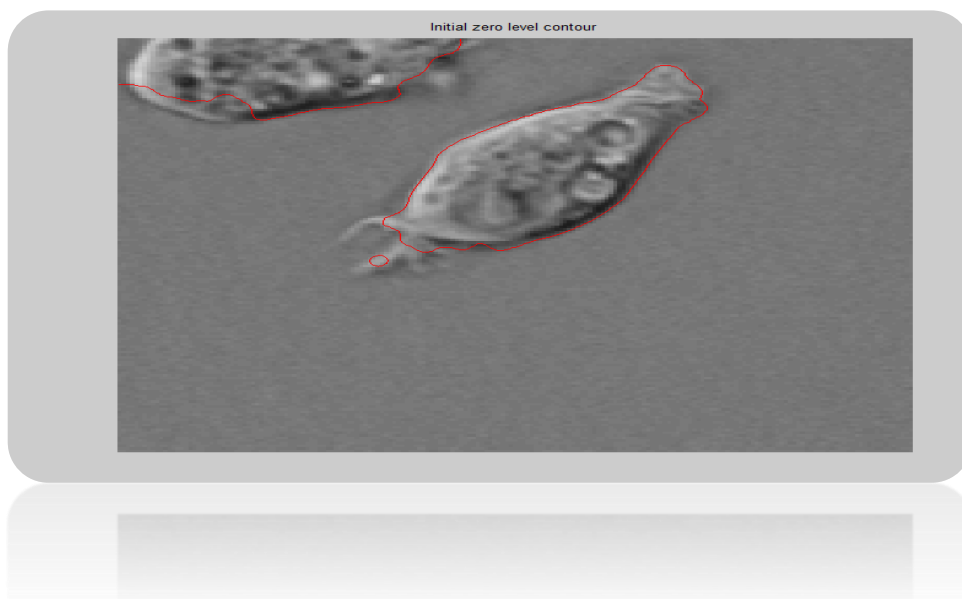


Fig. IV.9 – Résultat de segmentation d'image d'une cellule par Level set.

Dans la figure (IV.10), 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.

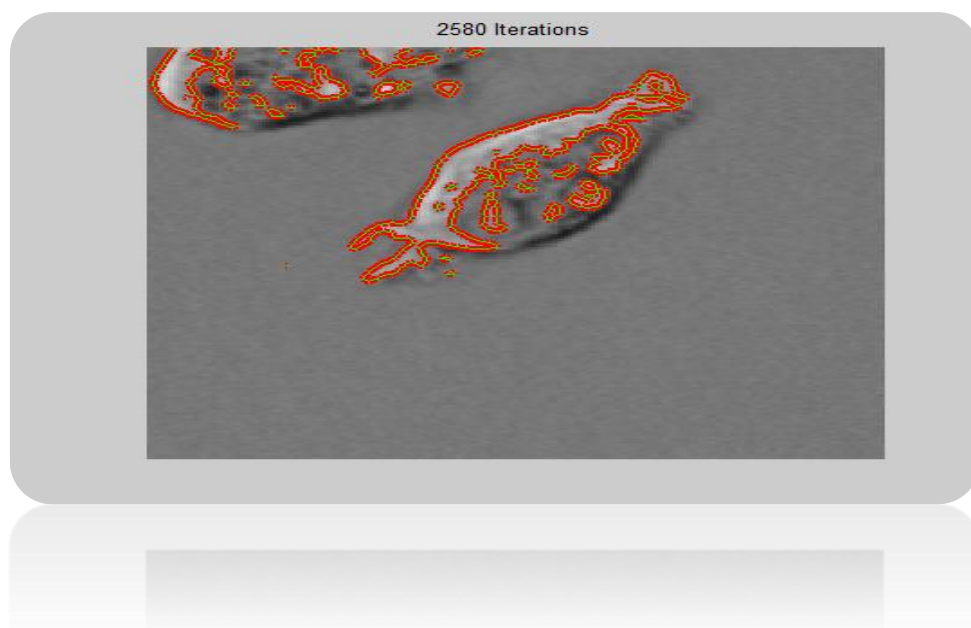


Fig. IV.10 - Résultat de segmentation d'image Cellule par CV.

Les résultats obtenus pour les figures entre (IV.8 et IV.10) à partir les critères d'évaluation de segmentation sont présentés dans le tableau suivant :

<i>Méthode</i>	<i>DBH</i>	<i>Intra-inter</i>	<i>Renyi</i>
<i>LPE</i>	1.1154	0.4390	1.0532
<i>Level-set</i>	0.5673	0.5004	6.9044
<i>CV</i>	0.4040	0.5005	0.0411

TAB. IV.3 - Valeurs de 3 critères d'évaluation des résultats de segmentation 3.

IV.3. Interprétations des résultats

Dans les (Fig. IV.2 et Fig. IV.10) montrent la segmentation des images par contour. On démarre dans tous les cas par une courbe simple et fermée (cercle ou rectangle). Le cercle étant la meilleure courbe de départ car elle a une courbature régulière. Le contour est représenté par un cercle rouge, les images ont des type différents (Gif, jpg, ou tif).

IV.3.1. Pour la méthode de LPE

- Les résultats des segmentations par LPE comme apparait dans les figures (Fig. IV.2, Fig. IV.5, Fig. IV.8) est très sensible au bruit. Le problème majeur de la LPE est la sur-segmentation. En effet, cet algorithme, étant sensible à tout minimum local dans l'image, tend à sur définir les lignes de partage des eaux.
- On voit qu'il est impossible d'éliminer tous les minima locaux. Cela se fait donc sentir au niveau du résultat de la segmentation par la présence de nombreuses zones parasites qui rendent l'image sur-segmentée.

IV.3.2. Pour la méthode de Level set

- Cette méthode est très intéressante, nous avons pu tester notre modèle pour différentes images (Fig. IV.3, Fig. IV.6, Fig. IV.9), et les résultats sont satisfaisants, que ce soit une image. Intéressons-nous aux résultats que nous avons obtenus avec cette méthode et expliquons Une caractéristique exceptionnelle des méthodes des *level set* est que les contours peuvent se diviser ou fusionner comme la topologie de la fonction *level set* change.
- Nous avons choisi la fonction Level set comme positive à l'intérieur de la courbe et négative à l'extérieur. On aurait pu faire l'inverse car la courbe serait quand même attirée par l'objet, et il nous suffirait alors d'invertir ces coefficients et paramètres. De plus, la position initiale de la courbe n'a pas d'importance. La courbe évoluera vers l'objet mais la vitesse d'évolution sera différente.

IV.3.3. Pour la méthode de CV

- En consultant visuellement les images segmentées des figures (Fig.IV.4, Fig. IV.7, Fig. IV.10), on peut remarquer que la méthode de CV apparaît comme la plus performante dans le cas des trois images teste. 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.

Discussion

Dans ce chapitre Nous avons présenté nos différents résultats avec des exemples où l'on détecte des objets que l'on ne peut pas détecter par des représentations et aussi des objets.

Tout d'abord et avant tout on a rappelé à l'évaluation de la segmentation par les critères de Vinet (*DBH*), critère de Rosenberger (*Intra-inter*), et le critère de Jensen (*Rényi*). Nous avons mis en évidence l'importance des critères d'évaluation dans le cadre de la segmentation d'images.

Ensuite on a fait une comparaison entre les méthodes de segmentation étudiées .Nous avons tester nos trois méthodes étudiées (*LPE*, *Level set*, *CV*), Les résultats que nous avons obtenus sont par la LPE est bien satisfaites. L'algorithme de level set a également donné des résultats très précis. Grâce à la modèle de Cv on est parvenu à faire des segmentations très bonnes

En fin, ce chapitre a clôturé par nos interprétations, en donnant quelques commentaires envisagées.



Conclusion

Contribution

Dans ce mémoire nous nous étions fixés comme objectifs de présenter des méthodes de segmentation d'images en utilisant des distributions non-paramétriques de distributions des caractéristiques considérées (intensité lumineuse par exemple). Nous proposons l'utilisation de critères statistiques provenant de la théorie de l'information dans un modèle de CAs pour la segmentation d'images.

Nous considérons des critères basés contour qu'inclut de l'information sur les frontières et pas uniquement sur une région entière comme cela est le cas avec les critères basés région. Nous nous intéressons donc à des critères non-paramétriques, issus de la théorie de l'information afin de considérer des critères prenant en compte l'information contenue dans l'image. Nous faisons dans nos travaux l'hypothèse d'indépendance de l'intensité lumineuse de pixels voisins. Et dans certains cas, nous supposons aussi l'indépendance des différents canaux des densités de probabilité que nous utilisons.

On a également intéressés aux CAs. Nous les avons replacés dans le cadre de traitement d'images et particulièrement parmi les méthodes de segmentation. Nous avons rappelé ces différents modèles qui font l'objet de recherche depuis plus de vingt-cinq ans. Nous avons résolument présenté ces différentes implémentations. Les méthodes de CAs nous ont paru adapté pour deux raison : (i), elles imposent d'emblée un contrainte géométrique de contours fermée et (ii), en définissant des vitesses d'évolutions, elles permettent d'être moins sensibles au bruit et à la faible résolution des images.

Dans le cas de la segmentation d'images en niveaux de gris, nous considérons l'entropie de l'intensité lumineuse. Basées sur l'entropie, trois méthodes que nous les avons étudiées utilisent l'entropie comme critère de segmentation. L'algorithme de la LPE nous montre qu'elle est très réponde au milieu de la segmentation 2D. L'algorithme de level set nous illustre que elle est b1 adapté à la segmentation d'images et donne des résultats bien précisées. 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.

Les résultats obtenus par les trois méthodes que nous avons élaborées montrent que l'utilisation conjointe de ces trois aspects est d'une importance majeure pour la segmentation d'images. Les différents résultats de segmentation, montrent que les images traitées ont été correctement segmentées. Les contours ont été correctement reproduits, montrant ainsi la supériorité de nos méthodes.

Perspectives

Ces travaux de recherche permettent d'envisager comme perspective :

Nous allons proposer l'amélioration de la méthode de segmentation par CAs basés alpha divergences au travers d'une étude approfondie des paramètres de l'approche autres que le paramètre alpha. L'évolution des caractéristiques statistiques des régions d'intérêt mais aussi de la dimension des images traitées.

Références bibliographiques

- [1]. **T. Pavlidis**, « Segmentation of Pictures and Maps through Functional Approximation », *Computer Graphics and Image Processing*, 1, pp. 360-372, 1972.
- [2]. **Stéphane Bres, Jean-Michel Jolion et Frank lebourgeois**. *Traitement et analyse des images numérique*. Hermès, 2003.
- [3]. **S. Geman et D. Geman**. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6) :721-741, novembre 1984.
- [4]. **D. Mumford et J. Shah**. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 42 :577-684, 1989.
- [5]. **A. Tsai, A. J. Yezzi Jr., et A. S. Willsky**. Curve évolution implémentation of the mumford-shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(8) :1169-1186, 2001.
- [6]. **T. Chan et L. Vese**. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2) :266-277, 2001.
- [7]. **H.-K. Zhao, T. Chan, B. Merriman, et S. Osher**. A variational level set approach to multiphase motion. *Journal of Computational Physics*, 127(1) :179-195, 1996.
- [8]. **Z. Wang et Baba C. Vemuri**. An affine invariant tensor dissimilarity measure and its applications to tensor-valued image segmentation. Dans *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004.
- [9]. **M. Rochery, I. H. Jermyn, et J. Zerubia**. Higher order active contours. *International Journal of Computer Vision*, 69 :27-42, 2006.
- [10]. **D. Cremers, M. Rousson, et R. Deriche**. A review of statistical approaches to level set segmentation : Integrating color, texture, motion and speed : Algorithms based on hamilton-jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, 79 :12-49, 1988.
- [11]. **Z. Ameer**. *Codage des images en vue d'une segmentation de haut niveau, application aux images satellitaire*. Thèse de doctorat, UMMTO, 2005.
- [12]. **O. Monga And B. Wrobel**, *Segmentation d'image : vers une methodologie*, *Traitement du Signal*, volume 4 - n° 3, 1987.
- [13]. **K. S. Fu et J. K. Mui**. A survey on image segmentation. *Pattern Recognition*, 13(1) :3-16, 1981.
- [14]. **W. Skarbek et A. Koschan**. *Colour image segmentation a survey*. Rapport technique, Institute for Technical Informatics, Technical University of Berlin, octobre 1994.
- [15]. **J. Serra**. A lattice approach to image segmentation. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 24(1) :83-130, 2006.



- [16]. **Chen-Chan, J.K. AggarwalChu.** The integration of image segmentation maps using region and edge information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 12, pp. 1241-1252. 1993.
- [17]. **R.M. Haralick et L.G. Shapiro.** *Computer and Robot Vision*, volume 1. Addison-Wesley, 1992.
- [18]. **P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K.C. Wong, et Y. C. Chen.** A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(2) : 233-260, 1988.
- [19]. **S.L. Horowitz et T. Pavlidis.** Picture segmentation by a directed split and merge procedure. Dans *Computer Methods in Images Analysis*, pages 101-111, 1977.
- [20]. **J. A. Hardigan.** *Clustering Algorithms*. John Wiley & Sons, New York, 1975.
- [21]. **J. McQueen.** Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Dans *Proc. Of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pages 281-297, 1967.
- [22]. **S. Beucher et F Meyer.** *Mathematical Morphology in Image Processing*, chapitre The morphological approach to segmentation : the watershed transformation, pages 433-481. Marcel Dekker, 1993.
- [23]. **C. Epstein et M. Cage.** The curve shortening flow. *Wave Motion : Theory, Modeling, and Computation*, Springer-Verlag, 1987.
- [24]. **M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos.** Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1 :321-332, 1988.
- [25]. **S. Osher and J. Sethian.** Fronts propagating with curvature dependant speed : Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *J. Comput. Phys*, 79 :p. 12-49, 1988.
- [26]. **V. Caselles, F. Catte, T. Coll, et F. Dibos.** A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, 66 :1-33, 1993.
- [27]. **R. Malladi, J.A. Sethian, et B.C. Vemuri.** Shape modeling with front propagation : a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 :158-175, february 1995.
- [28]. **L. Cohen.** On active contour models and balloons. *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Image Understanding*, 53 :211-218, 1991.
- [29]. **V. Caselles, R. Kimmel, et G. Sapiro.** Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61-79, 1997.
- [30]. **G. Aubert et P. Kornprobst.** *Mathematical problems in image processing. Partial differential équations and the calculus of variations.* Numéro 147. Applied Mathematical Sciences, Springer Verlag, 2001.
- [31]. **R. Ronfard.** Region-based strategies for active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 13(2) :229-251, 1994.



- [32]. **S. Zhu et A. Yuille.** Region competition : unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18 :884-900,1996.
- [33]. **C. Chesnaud, V. Page et P. Refregier,** "Improvement in robustness of the statistically independent region snake-based segmentation method of target-shape tracking", Opt. Lett. 23 (17), 488-490, 1998.
- [34]. **T. M. Cover et J. A. Thomas.** Elements of information theory. Wiley- Interscience, New York, NY, USA, 1991.
- [35]. **R. M. Gray.** Entropy and Information Theory. Springer-Verlag, New York, New York, 1990.
- [36]. **C.E. Shannon.** A mathematical theory of communication. Bell System Technical Journal, 27 : 379-423 and 623-656, juillet et octobre 1948.
- [37]. **E. Parzen.** On estimation of a probability density function and mode. Annals of Mathematical Statistics, 33 :1065-1076, 1962.
- [38]. **J. Cousty, G. Bertrand, L. Najman, M. Couprie,** The drop of water principle : comparison of classical watershed algorithms, Technical report In preparation.
- [39]. **L.Vincent, P.soille** « watershed in déigital space : An efficient algorithm based on immersion Simulation », IEEE Trans. On Pami, Vol 13, No 6, wachignton June 1991.
- [40]. **L. Najman, M. Schmitt,** Watershed of a continuous function, Signal Processing 38 (1), 68-86, 1993.
- [41]. **F. Meyer,** Un algorithme optimal de ligne de partage des eaux, in : Procs. Of 8^{ème} Congrès AFCET, Lyon-Villeurbanne, France, pp. 847-859, 1991.
- [42]. **M. Couprie, G. Bertrand,** Topological grayscale watershed transform, in : Procs. Of SPIE Vision Geometry V, Vol. 3168, pp. 136-146, 1997.
- [43]. **S. Osher and R. Fedkiw.** Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces, volume 153 of Applied Mathematical Sciences. Springer, 2003.
- [44]. **J. A. Sethian.** Level Set Methods and Fast Marching Methods - Evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision and materials science, volume 3 of Cambridge Monographs on Applied and Computational Mathematics. Cambridge University Press, second edition, 1999.
- [45]. **W. Mulder, S. Osher, and J. Sethian.** Computing interface motion in compressible gas dynamics. J. Comput. Phys, 100 :p. 209-228, 1992.
- [46]. **M. Sussman, P. Smereka, and S. Osher.** A level set approach for computing solutions to incompressible two-phase fow. J. Comput. Phys, 114 :p. 146-159, 1994.



- [47]. **L. He, S. Osher**, Solving the Chan-Vese model by a multiphase level set algorithm based on the topological derivative, *Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*, vol. 4485, 777-788, 2007.
- [48]. **B. Song, T. Chan**, A fast algorithm for level set based optimization, Technical Report, UCLA, CAM 02-68, 2002.
- [49]. **M. Burger, B. Hackl, W. Ring**, Incorporating topological derivatives into level set methods, *J. Comp. Phys.*, 194, 344-362, 2004.
- [50]. **Christophe Rosenberger**. Contribution à l'évaluation d'algorithmes de traitement d'images. Thèse de Doctorat, Université d'Orléans, 2006.
- [51]. **L. Vinet**. Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques. Thèse de Doctorat, Université de Paris IX Dauphine, Juillet 1991.
- [52]. **C. Rosenberger**. Mise en Oeuvre d'un Système Adaptatif de Segmentation d'images. Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, decembre 1999.
- [53]. **Rényi, A.** On measures of entropy and information. In *Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1961.