

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Télécommunications

Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

LOUDNI Mahmoud

Segmentation d'Images par les Méthodes des Contours Actifs

Proposé par : Pr. GUESSOUM Abderrezak

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Au terme de ce travail, Je tiens tous d'abord à remercier mon Dieu.

Je faillirai à la tradition si je n'exprimé ici ma gratitude envers tous ceux qui ont collaboré à l'exécution de ce mémoire.

*Je remercie avant tout mon promoteur Mr. **GUESSOUM Abderrezak**, Professeur à l'Université Saad Dahleb de Blida (USDB), d'avoir si complaisamment accepté de m'encadrer pour réaliser ce mémoire. Et de m'avoir dirigé et soutenu tout au long de ce travail.*

Je suis très reconnaissant envers le président et tous les membres de jury d'avoir bien voulu juger ce travail, qu'ils en soient louablement gratifiés.

*Je remercie également mon chère amis Mr. **SLIMANI Djamel** pour sa gentillesse, sa serviabilité, sa disponibilité et pour ses précieux conseils et son esprit de recherche. Il m'a initié au domaine de traitement d'images, et m'a encouragé à poursuivre dans cette voie. Je tiens à lui exprimer ma vive gratitude pour sa patience et son endurance pendant ces mois de recherche.*

Que mes parents trouvent ici ma grande reconnaissance pour leur rôle et leur concours à l'accomplissement de ce mémoire. Une pensée affectueuse va bien sûr à tous mes amis de l'université ou d'ailleurs, ainsi qu'à toute la famille et à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à ce travail.

*Enfin on dit un grand merci pour **L'Algérie !!***

ملخص : في هذا العمل ، نقتراح طريقة تجزئة للصور سريعة، مستقرة، متقاربة وقوية من حيث الضوضاء، مع تفضيل المعالم النشطة البارامترية. تعتمد الخوارزمية المستخدمة على استخدام خريطة المسافة لمركز الثقل والتي تتسم بالبساطة والسرعة مع استخدام متغير المعاملات ومتناسباً مع الجداء السلمي بين قوى المسافة و الناظم إلى المنحنى. تم إجراء تقييم لهذه الطريقة من خلال العديد من عمليات المحاكاة في برنامج الماتلاب، من خلال إجراء تجارب على الصور الاصطناعية والحقيقية ، والتي أعطت نتائج جيدة وأظهرت فعالية هذه الخوارزمية.

كلمات المفاتيح: تجزئة الصورة؛ معالم نشطة؛ مجموعات المستوى ؛ تشان وفاز؛ طاقة.

Résumé : Dans ce travail, nous proposons une méthode de segmentation d'images rapide, stable, convergente et robuste aux bruits, en privilégiant les contours actifs paramétriques. L'algorithme utilisé est basé sur l'utilisation de la carte de distance du centre de gravité qui est simple, rapide avec l'utilisation des coefficients variables et proportionnels au produit scalaire entre les forces de distance et la normale à la courbe. L'évaluation de cette méthode a été réalisée à travers une multitude de simulations sur MATLAB, en effectuant des tests sur des images synthétiques et réelles, qui ont donné de bons résultats et montre l'efficacité de cet algorithme.

Mots clés : Segmentation d'image ; Contours actifs ; level sets ; Chan et Vese ; Energie.

Abstract : In this work, we propose a fast, stable, convergent and noise-robust image segmentation method, favoring parametric active contours. The algorithm used is based on the use of the distance map of the center of gravity which is simple, fast with the use of the coefficients variable and proportional to the scalar product between the forces of distance and the normal to the curve. The evaluation of this method was carried out through a multitude of simulations on MATLAB, by performing tests on synthetic and real images, which gave good results and shows the effectiveness of this algorithm.

Keywords : Image segmentation; Active contours; level sets; Chan and Vese; Energy.

Listes des acronymes et abréviations

- **EDP** : Équation aux Dérivées Partielles.
- **FMM** : Méthode Fast Marching.
- **GGVF**: Generalized Gradient Vector Flow.
- **GVF** : Gradient Vector Flow.
- **LPE** : ligne de partage des eaux.
- **MS** : Mumford et Shah
- **Pixels** : Picture Element.
- **3D** : Signal à 3 dimensions

Table des matières

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

Chapitre 1 "Généralités sur la segmentation d'images"

1.1 Introduction	4
1.2 Nécessité de la compression.....	4
1.3 Objectifs de la segmentation.....	5
1.4 Le choix d'une technique de segmentation.....	5
1.5 Classification des approches de la segmentation d'image.....	5
1.5.1 Approche basée 'Contours'	5
1.5.1.1 Le processus « classique » de détection de contours.....	6
1.5.1.2 Contours actifs, approche frontier.....	7
1.5.2 Approche basée 'Régions'	9
1.5.2.1 Les Méthodes statistiques (Segmentation par seuillage).....	9
1.5.2.2 Les méthodes structurales.....	9
1.5.2.3 Les contours actifs basés régions.....	10
1.6 Conclusion.....	11

Chapitre 2 "Les contours actifs paramétriques"

2.1 Introduction	12
2.2 Définition	12
2.3 Energies	14
2.3.1 Energie interne	14
2.3.2 Energie externe	14
2.4 Implémentation	15
2.5 Intérêts et Limites du modèle classique	17
2.6 GVF Snake (Gradient Vector Flow Snake)	19
2.6.1 Champ GVF (GVF Field)	19
2.6.1.1 Calcul de la carte du contour (Edge Map)	20
2.6.1.2 Calcul de flux du vecteur gradient (GVF)	20

2.6.2 Implémentation numérique	21
2.7 GVF Généralisé (GGVF: Generalized Gradient Vector Flow).....	23
2.7.1 Description de la méthode.....	23
2.7.2 Implémentation numérique.....	25
2.8 Conclusion.....	26

Chapitre 3 "Méthodes implicites"

3.1 Introduction	27
3.2 Théorie de l'évolution des courbes.....	27
3.2.1 Déformation selon la courbure.....	28
3.2.2 Déformation constante.....	29
3.2.3 Level Set (courbes de niveaux).....	29
3.3 Contours actifs géométriques.....	31
3.3.1 Equation d'évolution.....	31
3.3.2 Formulation à l'aide des level set.....	32
3.3.3 Extraction de contours.....	32
3.4 Contours actifs géodésiques.....	32
3.4.1 Fonctionnelle d'énergie.....	33
3.4.2 Minimisation de la fonctionnelle d'énergie.....	33
3.4.3 Equation d'évolution de la courbe.....	34
3.4.4 Formulation en courbes de niveaux.....	34
3.4.5 Discrétisation de l'équation d'évolution.....	35
3.4.6 Résultats et discussion.....	38
3.5 Contours actifs basés régions.....	40
3.5.1 Fonctionnelle d'énergie.....	40
3.5.2 Equation d'évolution.....	40
3.5.3 Modèle de Mumford et Shah.....	41
3.5.4 Méthode de Chan et Vese.....	41
3.5.4.1 Fonctionnelle d'énergie.....	41
3.5.4.2 Formulation du modèle avec les levels sets.....	43
3.5.4.3 Equation d'évolution.....	44
3.6 Conclusion.....	45

Chapitre 4 "Amélioration, Résultats et discussions"

4.1 Introduction.....	46
4.2 Principe de l'approche.....	46
4.2.1 Alternance des forces.....	46
4.2.2 Amélioration de la convergence par la carte de distance du centre de gravité.....	47
4.3 Description de l'approche.....	48
4.4 Paramètres de l'approche proposée.....	49
4.5 Présentation des images tests.....	50
4.6 Application et Résultats expérimentaux.....	51
4.6.1 Test sur des images synthétiques (un seul objet).....	51
4.6.2 Test sur des images synthétiques (multi-objets).....	53
4.6.3 Test sur des images réelles (un seul objet).....	54
4.6.4 Test sur des images réelles (multi-objets).....	55
4.7 Analyse des Résultats.....	55
4.8 Conclusion.....	56
Conclusion générale.....	57
Bibliographie.....	59

Liste des figures

Chapitre 1

- Figure 1.1.** Le processus classique de détecteur de contours.....6
Figure 1.2. Segmentation de plusieurs objets à l'aide des contours actifs géodésiques.9

Chapitre 2

- Figure 2.1.** Principe des contours actifs.....13
Figure 2.2. Contour actif : coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne pour un snake de n points.....13
Figure 2.3. Résultat de segmentation par le snake classique.....18
Figure 2.4. Champ (GVF) pour un objet. Ces vecteurs tireront un contour actif vers la frontière de l'objet.....19
Figure 2.5. Résultats de segmentation par le GVF Snake sur des images synthétiques.22
Figure 2.6. Résultat de segmentation par la méthode de GGVF Snake sur des images synthétiques.....25

Chapitre 3

- Figure 3.1.** Évolution en fonction de la courbure.....28
Figure 3.2. Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de..30 niveaux. (Fonction distance 3D signée $\psi(x,y)$ utilisée dans les level set)
Figure 3.3. Fonction ψ : fonction distance signée au contour C.....31
Figure 3.4. Illustration de la fonction d'arrêt g et de la force externe.....35
Figure 3.5. Un point singulier naît à la rencontre de deux ondes.....35
Figure 3.6. Résultats de segmentation par le modèle des contours actifs géodésiques39
Figure 3.7. Segmentation par la méthode de Chan et Vese ; selon les cas possibles de la position de la courbe.....42
Figure 3.8. Segmentation sur une image multi-objets par la méthode de Chan et Vese.....44
Figure 3.9. Segmentation sur une image multi-objets bruitée par la même méthode..44

Chapitre 4

- Figure 4.1.** Diagramme en bloc de la méthode proposée.....49
Figure 4.2. Images de synthèses (un et multi objet).....50
Figure 4.3. Images réels.....50
Figure 4.4. Evolution de la Segmentation d'image d'un seul objet par la méthode proposée. (Initialisation à l'extérieur de l'objet).....51
Figure 4.5. Evolution de la Segmentation d'image d'un seul objet par la méthode proposée. (Initialisation à l'intérieur de l'objet).....52
Figure 4.6. Segmentation d'image multi-objet par la méthode proposée.....53
Figure 4.7. Segmentation d'images réelles d'un seul objet par la méthode proposée.54
Figure 4.8. Segmentation d'images réelles multi-objet par la méthode proposée.....55

Introduction générale

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la segmentation d'image, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. Le processus d'analyse d'image est défini comme l'ensemble des méthodes et outil permettant de décrire quantitativement le contenu d'une 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. Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'image. Toute technique n'est efficace que pour un type d'image donné, pour un type d'application donné, et dans un contexte informatique donné. 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. Dans les années 1970, la segmentation classique a débuté par les méthodes dérivatives. Ces méthodes de détection de contours sont faciles à implémenter mais très sensibles au bruit et nécessitent une étape de chaînage des contours. D'autres méthodes ont vu le jour depuis, mais qui sont dédiées à un type d'applications ou à autre. Depuis les années 60 à 80, vue la diversité des applications, une multitude de méthodes de détection de contours ont vu le jour : des méthodes dérivatives basées sur les filtres détecteurs de contours (Sobel, Prewitt, Robert, Laplacien etc...), aux filtres optimaux (Canny et Deriche). Dans ce type de méthodes, pour segmenter les objets, une étape de

fermeture des contours est nécessaire. De même la segmentation par histogramme et seuillage, la méthode par croissance de régions etc...

Dans un souci de donner un cadre plus général, la méthode de segmentation d'images par contours actifs, basée sur l'optimisation est introduite en 1987 par Kass et al [1]. On peut donc évaluer la qualité d'une segmentation entre autres par sa rapidité à atteindre un minimum local ou global représentant l'indice recherché, sa sensibilité à l'initialisation ou non et la régularité de la solution finale. Une autre qualité des contours actifs est de définir les contours en tant que courbes fermées, cela permet d'éviter l'étape de fermeture des contours de la segmentation classique citée plus haut. Comme signalé plus haut la segmentation d'images par la méthode des contours actifs est formulée comme une méthode d'optimisation, elle nécessite donc une information a priori ou un modèle prédéfini du contour à détecter qui consiste à initialiser une forme autour de l'objet. La courbe initiale se déforme de manière itérative pour minimiser un critère d'énergie dont un minimum local se trouve sur les frontières de l'objet. Ce type de contours actifs dit paramétriques est simple à implémenter et rapide mais ne permet de détecter qu'un seul objet à la fois. Casselles et Al ont introduit en 1993 les contours actifs géométriques [2] et en 1995 et 97, les contours actifs géodésiques [3][4] implémentés à l'aide de la technique des level set ou courbes des niveaux [5]. Cette dernière permet le changement de topologie c'est-à-dire la détection de plusieurs objets à la fois. Les types de contours actifs décrits ci-dessus sont dit basés contours ou frontières car ils utilisent l'information du gradient de l'image comme détecteur de contours, ils sont donc sensibles au bruit. La segmentation basée régions permet de déterminer les régions similaires en fonction d'un descripteur ou critère d'homogénéité. Dans cette catégorie, on peut citer principalement la méthode de Chan et Vese, très robuste au bruit et très performante pour le cas de deux régions, cependant la complexité de la méthode augmente avec le nombre de régions à segmenter.

L'objectif de cette mémoire est la segmentation d'images par la méthode des contours actifs. Nous avons donc débuté par la segmentation d'images fixes à l'aide de différents types de contours actifs, principalement, les contours actifs paramétriques, les contours actifs géométriques et géodésiques pour la segmentation d'images basées

contours. Nous avons également traité les contours actifs basés régions et la méthode de Chan et Vese en particulier. Au vue de notre étude, nous avons privilégié la rapidité, donc nous avons opté pour les contours actifs paramétriques, plus simples et plus rapides. Dans cette partie, nous avons apporté notre contribution qui présente des améliorations au point de vue convergence et rapidité par rapport à des méthodes existantes des contours actifs paramétriques.

Dans ce mémoire, nous présentons les différents aspects considérés sur les contours actifs ainsi que notre étude en vue de l'amélioration des performances. Différentes méthodes de segmentation.

Notre étude a pour objectifs :

- Etude d'une méthode récente de segmentation paramètre basée sur le centre de gravité et qui est **simple, rapide, convergente et robuste** au bruit;
- La simulation et l'amélioration des performances de cette méthode des contours actifs paramétriques appliquée sur des images **synthétiques** et **réels** pour montrer l'efficacité de cette méthode utilisant le MATLAB.

Quatre chapitres composent ce mémoire. Dans un premier chapitre, un état de l'art de la segmentation d'image est présenté. Nous étudierons les différentes méthodes de segmentation. Au deuxième chapitre, nous allons aborder des principales méthodes des contours actifs paramétriques. Au chapitre 3, nous allons passer au développement des méthodes dites implicites, il s'agit de contours actifs qui utilisent la technique des levels set (courbes de niveaux) qui permettent de détecter plusieurs objets à la fois. Dans ce chapitre, on traite des contours actifs géométriques et géodésiques ainsi que la méthode de Chan et Vese. Le chapitre quatre, présente les différentes améliorations des performances apportées à la segmentation d'images par contours actifs, des résultats de simulation obtenus, les discussions et les commentaires.

Pour terminer une conclusion générale et références bibliographiques sont fournis.

Chapitre 1 Généralités sur la segmentation d'images

1.1 Introduction

La segmentation d'images est l'un des problèmes phares du traitement d'images. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes. L'intérêt de ces régions est de pouvoir être manipulées ensuite via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position, de taille, etc. Le problème est évidemment très mal posé, car on ne sait jamais dire quelle est la segmentation idéale. L'idée est bien sûr que la région se rapproche de la notion d'objet, au sens courant du terme. Néanmoins, on peut dégager des propriétés plus raisonnables qu'on cherche à obtenir dans un algorithme de segmentation, en particulier :

- **Stabilité** : la segmentation obtenue ne doit pas varier beaucoup lorsque les conditions d'acquisition varie légèrement (bruit, illumination, point de vue,...)
- **Régularité** : les régions obtenues doivent être simples à manipuler (taille suffisante, forme régulière,...).

Ce chapitre a pour but de synthétiser ce domaine spécifique du traitement d'images en présentant les approches principales de segmentation d'image les plus connues, C'est une présentation générale à savoir celles de l'approche contour et de l'approche région et les problèmes élémentaires liés, ce qui permettra d'aborder dans les chapitres suivants les questions les plus importantes. Il pilote le bilan de l'état de l'art des méthodes de segmentation.

1.2 Nécessité de la segmentation

La segmentation d'image est une étape très importante et critique d'analyse d'image, donc une bonne segmentation d'image donnée une bonne analyse d'image car c'est à partir de l'image segmentée que les mesures sont effectuées pour

l'extraction des paramètres discriminants en vue de la classification ou de l'interprétation.

1.3 Objectifs de la segmentation

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné) ;
- Extraire (séparer) les entités d'une image ;
- Pour y appliquer un traitement spécifique ;
- Pour interpréter le contenu de l'image ;
- Localiser de manière précise les contours des régions ;
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques ;
- Réduction de bruit.

1.4 Le choix d'une technique de segmentation

Le choix d'une méthode de segmentation est lié à plusieurs facteurs :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture) ;
- les conditions d'acquisition (bruit);
- les opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures) ;
- les primitives à extraire (droites, contours, régions, textures) ;
- les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel, type, espace mémoire vive et physique disponible).

1.5 Classification des approches de la segmentation d'image

Pour subdiviser une image en régions distincts homogènes, deux grandes approches sont reconnues, l'approche basée région et l'approche basée contour. La segmentation par régions caractérise l'image à partir de l'homogénéité des régions qui la composent, tandis que la segmentation par contours délimite les différentes régions par leurs frontières.

1.5.1 Approche basée 'Contours'

Cette approche s'intéresse essentiellement aux contours (frontière) des régions, ces contours sont les lieux de variation significative du niveau de gris par rapport aux

pixels adjacents. Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse [6]. Dans l'approche " **contour** ", on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Cette approche, au contraire, est une technique non contextuelle qui ignore les relations pouvant exister entre les régions de l'image. Les pixels sont regroupés en fonction d'un attribut global. Elle comprend les techniques de détection de contours, mais les contours obtenus ne conduisent pas toujours directement à la partition recherchée. En effet, les pixels contours mis en évidence pour une forme, généralement ne sont pas connexes. Il faut alors appliquer des algorithmes de fermeture de contours. Ce n'est qu'après fermeture des contours que les régions apparaissent, définies par l'intérieur des contours. Il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour qu'on peut regrouper en deux catégories : les méthodes classiques et les méthodes déformables (les contours actifs paramétriques, géométriques et géodésiques).

1.5.1.1 Le processus « classique » de détection de contours

Le processus classique de détecteur de contours suit les étapes suivantes:

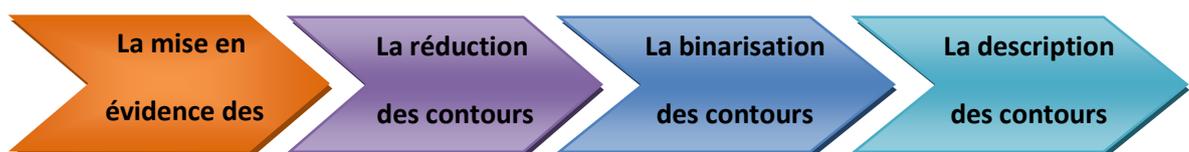


Figure 1.1. Le processus classique de détecteur de contours.

a) La mise en évidence des contours : C'est une étape important, elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient par exemple par une différentiation (dérivation) de l'image.

b) La réduction des contours: Elle agit de manière à ce que les contours mise en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.

c) La binarisation des contours : Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.

d) La description des contours : Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels les segments de droites, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin de les séparer. Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes.

1.5.1.2 Contours actifs, approche frontière

Les techniques itératives d'évolution de courbes sont des méthodes apparues à la fin des années 80 et, depuis, sont largement appliquées dans le domaine du traitement d'images et particulièrement en segmentation. Ces techniques constituent un sous ensemble des modèles déformables ou contours actifs. Le principe de base de ces méthodes est de placer une courbe dans l'image et de la faire évoluer vers les frontières de l'objet à détecter. L'évolution des contours actifs est gouvernée par des contraintes de régularisation découlant des propriétés géométriques du contour et par des contraintes d'attache aux données (information contenue dans l'image). Les premiers modèles dits modèles approche frontière ne prenaient en compte que l'information liée au contour de l'image. Trois principaux modèles de contours actifs utilisant l'approche contour à savoir le modèle paramétriques, le modèle géométrique et le modèle géodésique ont été proposés.

➤ Le modèle paramétrique

Pour pallier aux problèmes de la segmentation classique, en 1987 Kass, Witkin et Terzopoulos [1] ont introduit le modèle des contours actifs ou modèles déformables sous forme d'une méthode d'optimisation. Le principe de la segmentation par contours actifs est qu'on initialise une courbe autour de l'objet (information à priori), cette dernière se déforme itérativement selon un critère de minimisation d'une fonction de coût dite fonctionnelle d'énergie jusqu'à atteindre les frontières de l'objet d'intérêt. Ce type de contours actifs dits paramétriques ou snakes est simple à implémenter, rapide, il permet donc des applications temps réel. La méthode de base introduite par Kass et Al présente deux inconvénients importants à savoir, la nécessité d'une initialisation très proche de l'objet et la non convergence dans les concavités. Ultérieurement, des variantes sont venues pallier à ces deux problèmes. Dans cette

catégorie, on a le modèle Ballon [7], la méthode de distance [8], et les méthodes basées sur le GVF (Gradient Vector Flow) [9][10][11].

Les inconvénients majeurs des contours actifs paramétriques sont la détection d'un seul objet à la fois peut être segmenté à cause des changements topologiques non permis. De plus, si des zones de fort gradient ne sont pas rencontrées, le contour peut disparaître. Pour cela nous allons introduire un autre modèle de contours actifs.

➤ **Le modèle géométrique**

Les inconvénients liés à l'approche variationnelle utilisée dans les modèles des contours actifs paramétriques ont conduit à l'introduction de nouveaux modèles dits géométriques. L'approche géométrique introduite en premier par Osher et Sethian [5] est développée par Caselles et al. [2] puis par Malladi et al [12]. En effet, ce type de modèle utilise la théorie de l'évolution des courbes. L'évolution se fait uniquement par des mesures géométriques (courbure, normale) donc indépendante de la paramétrisation. L'implémentation se fait par la technique des level set ou courbes de niveau (voir chapitre 3), l'adaptation au changement de topologie est gérée automatiquement. La détection de contour se fait à l'aide d'une fonction d'arrêt qui dépend du gradient de l'image.

➤ **Le modèle géodésique**

Le contour actif géodésique est le produit du rapprochement de l'approche variationnelle (modèle classique) et de l'approche directe par évolution de courbe (modèle géométrique) introduite par V. Caselles, R. Kimmel et G. Sapiro, en 1997, [3][4], ont amélioré le modèle précédent en combinant la minimisation d'énergie comme dans le cas des 'snakes' avec la théorie de l'évolution des courbes. La minimisation de l'énergie ainsi définie revient à trouver la longueur minimale ou géodésique dans l'espace Reimannien. Une meilleure précision de segmentation est obtenue relativement aux contours actifs géométriques. Une profusion de travaux plus récents et plus poussés sont venues renforcer les méthodes de base citées ci-dessus, on donnera quelques références comme exemple : [13][14][15][16][17][18].

La figure suivante illustre la segmentation de plusieurs objets avec une seule initialisation :

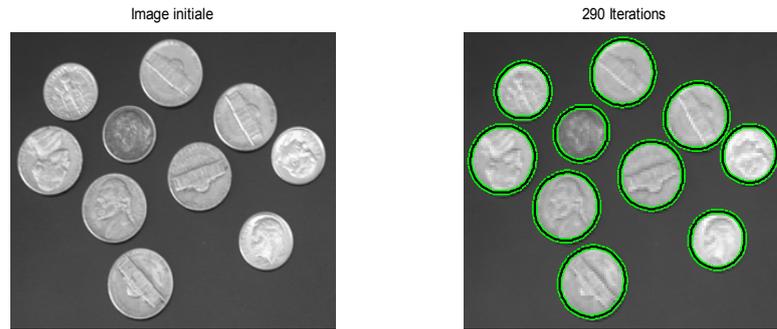


Figure 1.2. Segmentation de plusieurs objets à l'aide des contours actifs géodésiques.

1.5.2 Approche basée 'Régions'

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...etc. Ces méthodes utilisent principalement les critères d'homogénéité pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels. Dans cette catégorie, différentes méthodes de classification ou de seuillage, des méthodes structurales et les contours actifs basés régions ont été proposés dans la littérature. Nous proposons dans la suite les contours actifs basés régions qui sont plus puissante et robuste au bruit [19] [20].

1.5.2.1 Les Méthodes statistiques (Segmentation par seuillage)

Dans ces méthodes, on utilise l'histogramme pour partitionner l'image en classes ou régions. A chaque pic correspond une classe, l'intensité ou la couleur peuvent être utilisée comme mesure. On fixe un ou plusieurs seuils et on détermine ainsi les classes. Ces méthodes sont efficaces le plus souvent dans le cas de deux classes (objet et fond). Dans ce cas la segmentation de l'image correspond tout simplement à sa binarisation. Dans le cas général de multi-classes, il est souvent difficile de déterminer les seuils. Les méthodes par histogrammes sont en général rapides et peu sensibles au bruit mais ne comportent pas d'information géométrique ou topologique sur les régions.

1.5.2.2 Les méthodes structurales

Cette famille de méthodes qui manipulent directement des régions procèdent par croissance de régions (région-growing) ou par décomposition et fusion (Split and Merge). Les algorithmes par croissance de régions [21][22] partent d'un premier

ensemble de régions. Ces régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation par **ligne de partage des eaux** (LPE, ou watersheds en anglais) [23][24] appartiennent à cette catégorie. Pour leur part, les algorithmes de type décomposition/fusion [25][26] exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture,... etc). Les couples de régions candidates à une fusion sont recherchés puis notés en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. Les couples de régions les mieux notés sont ensuite fusionnés. Cependant, la segmentation obtenue par cette méthode n'est pas très précise. En effet, elle est sensible au nombre et au positionnement des germes, ces derniers doivent être placés dans des zones assez homogènes.

1.5.2.3 Les contours actifs basés régions

Les limitations des contours actifs basés frontières ont naturellement orienté les recherches vers des solutions où l'attache aux données est construite à partir de toute l'information contenue dans l'image. Ce sont les contours actifs basés régions. Plus robustes au bruit et moins sensibles à la position de la courbe initiale, les modèles basés régions ont pour principe général de faire évoluer une courbe de telle sorte qu'à la convergence, elle réalise une partition de l'image en deux régions homogènes. Il s'agit ici de deux régions car une seule courbe ne délimite que deux domaines dans l'image. Si dans les approches contour, l'attache aux données repose toujours sur le calcul de la norme du gradient, les contours actifs régions reposent généralement sur des modélisations statistiques. Par ailleurs, certains modèles tiennent compte à la fois de l'information locale située le long du contour et des caractéristiques statistiques des régions définies par la partition réalisée. Les travaux de Mumford et Shah [27] sont à l'origine d'un modèle de contours actifs région (modèle MS) qui a servi de base à beaucoup d'autres travaux dans le domaine. ce type de modèles permet de segmenter des gradients très faibles et pour la même raison, il est beaucoup moins sensible au bruit que les contours actifs basés contours. Dans cette catégorie de méthodes, on peut citer la méthode de Chan et Vese [28] qui donne d'excellents résultats pour

deux régions quel que soit le nombre d'objets. L'inconvénient majeure est la lenteur de la méthode pour cela le plus souvent on travaille sur une bande étroite (Narrow Band) autour de la courbe et non sur toute l'image. La complexité de la méthode augmente avec le nombre de régions (segmentation multi-phase) [29].

1.6 Conclusion

L'état de l'art présenté a permis donc de montrer qu'il existait de nombreuses approches pour segmenter les images, chacune avec ses avantages et inconvénients. La segmentation réalisée sur la base de contours seulement ne présente pas des résultats performants étant donné que ces contours sont le plus souvent discontinus, incomplets, non fermés ou parasités par du bruit. Différentes autres méthodes ont alors été proposées afin d'améliorer ces résultats. Parmi ces méthodes, les contours actifs dont la formulation extensible à diverses applications comme la segmentation, la détection de contours, la coopération avec des approches région et l'interaction avec l'utilisateur ont été appliqués avec succès. Nous avons décrit également certaines propriétés importantes de la méthode de contour actifs pour souligner ses avantages qui peuvent la rendre une approche très intéressante dans la segmentation des images. Cette approche de segmentation permet d'avoir une modélisation dès le départ. En effet, ils constituent une méthode simple et rapide d'extraction d'objets. Ils permettent d'obtenir de meilleurs résultats notamment sur la robustesse au bruit et la fermeture des contours grâce à l'initialisation ou information a priori. Nous aborderons dans le chapitre suivant une méthode de segmentation basée sur les contours, appelée les contours actifs paramétriques ou Snakes.

Chapitre 2 Les contours actifs paramétriques

2.1 Introduction

Les contours actifs tirent leurs origines des modèles élastiques [30], mais la communauté s'accorde à les attribuer à Kass, Witkin et Terzopoulos [31][1], qui introduisirent les snakes ou courbes minimisantes. Les snakes tiennent leurs noms de leurs aptitudes à se déformer comme des serpents. L'approche est variationnelle, c'est-à-dire que l'équation d'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant l'objet d'intérêt [32]. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images. Dans ce chapitre, nous allons voir tout d'abord le principe des contours actifs paramétriques en posant quelques définitions puis nous verrons quelques modèles et leurs implémentations.

2.2 Définition

Les contours actifs paramétriques (ou snake) sont définis par une courbe continue, fermée ou non, à extrémités fixes ou non. Ils se déforment à partir d'une position initiale située près de l'objet d'intérêt. Le modèle est soumis à des forces qui le déforment et le déplacent dans l'image. L'énergie du modèle comprend un terme d'énergie interne de régularisation et un terme d'énergie externe ou d'adéquation aux données. Dans le modèle des contours actifs, la détection de contour se fait en initialisant une courbe autour de l'objet d'intérêt. Cette courbe, qui représente l'information a priori sur cet objet, se déforme de manière itérative grâce à un processus de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie attribuée au snake (définie plus loin).

Cette déformation itérative se poursuit jusqu'à un état stationnaire qui devrait correspondre aux frontières de l'objet à segmenter.

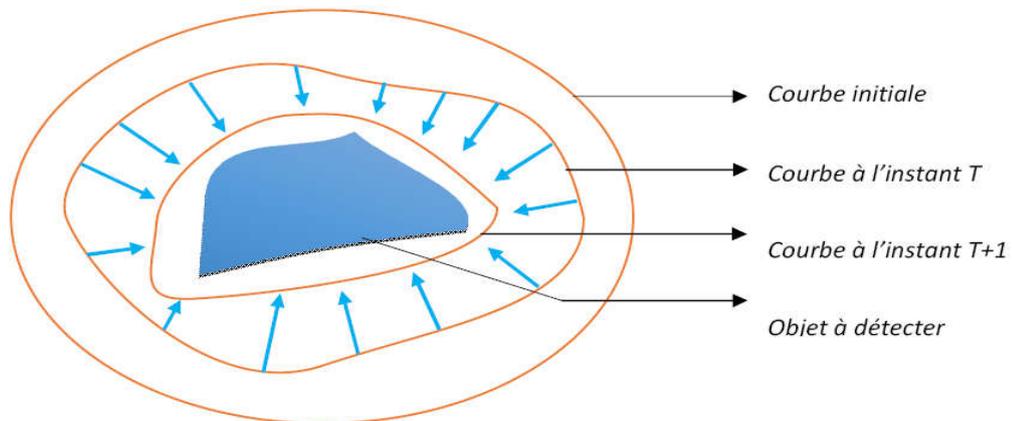


Figure 2.1. Principe des contours actifs

Le contour est défini par une représentation paramétrique, il est assimilé à une courbe C représentée selon les notations :

$$C = \{ V(s, t) = [x(s, t), y(s, t)] \}, \forall (s, t) \in [0, 1] \times [0, \infty] \quad (2.1)$$

avec :

$V(s, t)$ la position d'un point de la courbe C à un instant t , et (x, y) les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. s désigne l'abscisse curviligne le long du contour, et t est l'évolution temporelle de la courbe dans l'image, la courbe est représentée comme sur la figure (2.1) :

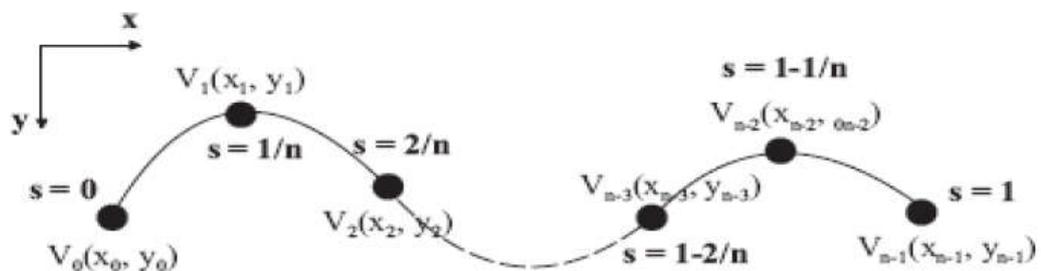


Figure 2.2. Contour actif : coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne pour un snake de n points.

Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, construite de telle sorte qu'un minimum local se trouve sur la frontière de l'objet à détecter.

2.3 Energies

La fonctionnelle d'énergie attachée au contour actif est composée de deux termes :

- Un terme contrôlant l'aspect de la courbe C, il est souvent appelé énergie interne (E_{int}).
- Un terme attirant la courbe C vers l'objet dont on cherche les frontières, il est souvent appelé énergie externe (E_{ext}).

$$E_{tot} = E_{int} + E_{ext} \quad (2.2)$$

2.3.1 Energie interne

L'énergie interne gère la cohérence de la courbe. Elle maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe.

$$E_{int}(v) = \frac{1}{2} \int_0^1 (\alpha(s) \cdot |v'(s)|^2 + \beta(s) \cdot |v''(s)|^2) ds \quad (2.3)$$

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

Le terme de premier ordre correspond à la tension. Il prend une valeur importante quand la courbe se distend. Lorsque $\alpha(s) = 0$, la courbe peut présenter des discontinuités. Nous parlerons donc d'énergie de continuité [33].

Le terme de second ordre correspond à la courbure. Il prend une valeur importante lorsque la courbe s'incurve rapidement, c'est à dire pour l'obtention de coins. Lorsque $\beta(s) = 0$, la courbe peut prendre une forte convexité, par contre lorsque $\beta(s)$ est grand, la courbe tendra vers un cercle si elle est fermée ou une droite si elle est ouverte [33].

$\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sont deux valeurs réelles, et sont respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe.

2.3.2 Energie externe

L'énergie interne que nous venons d'analyser, gère la régularisation du contour actif. L'énergie externe correspond à l'adéquation aux données. Cette énergie prend

en compte les caractéristiques de l'image. Dans notre cas ce sont les contours de formes qui sont recherchés les points de fort gradient.

Pour la recherche des zones de fort gradient dans l'image, on introduit la fonction :

$$E_{ext}(v) = - \int_0^1 \left\| \nabla (I(v(s))) \right\|^2 ds \quad (2.4)$$

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

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

$$E_{ext}(v) = - \int_0^1 \left\| \nabla (G_\sigma * I)(v(s)) \right\|^2 ds \quad (2.5)$$

Où : G_σ est une fonction gaussienne centrée d'écart type σ .

Le paramètre σ permet de définir l'étendue de l'attraction voulue, il peut causer des erreurs de localisation s'il est choisi trop grand.

2.4 Implémentation

L'énergie totale du snake peut donc s'écrire comme :

$$E_{tot}(v) = \int_0^1 \left[\frac{1}{2} \left\{ \alpha(s) \cdot \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \cdot \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 \right\} - \left\| \nabla (G_\sigma * I)(v(s)) \right\|^2 \right] ds \quad (2.6)$$

Minimiser cette énergie revient à résoudre l'équation d'Euler Lagrange suivante :

$$\alpha(s) \cdot v''(s) + \beta(s) \cdot v''''(s) + \nabla E_{ext} = 0 \quad (2.7)$$

qui se traduit comme un équilibre de forces :

$$F_{int} + F_{ext}^{(s)} = 0 \quad (2.8)$$

$$\text{où : } F_{int} = \alpha(s) \cdot v''(s) + \beta(s) \cdot v''''(s)$$

$$F_{ext}^{(s)} = \nabla E_{ext}$$

La force interne tend à limiter les élongations (longueur de la courbure) et les torsions trop importantes. La force externe plaque le snake contre les contours de l'objet à détecter. L'application des snakes passe par une discrétisation selon :

- Les différences finies, où les éléments de la courbe sont des points v_i caractérisés par les éléments mécaniques de la courbe.
- Les éléments finis, où un segment élémentaire avec les caractéristiques mécaniques approxime un ensemble de points.

Dans notre cas, ce sont les différences finies qui seront utilisées car l'initialisation du snake pourra être faite avec un grand nombre de points chaînés autour de l'objet à segmenter.

Comme la courbe du snake est définie par un ensemble de points, l'approximation des dérivées de l'équation (2.7) se fait par des différences finies. En considérant que les coefficients $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sont constants et en discrétisant, deux équations sont obtenues :

$$\alpha x''(s) + \beta x''''(s) + \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} = 0 \quad (2.9)$$

$$\alpha y''(s) + \beta y''''(s) + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y} = 0 \quad (2.10)$$

$$\text{Avec : } \nabla E_{ext} = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y}$$

Au point i , l'énergie interne devient :

$$E_{int}(i) = \alpha \left(\frac{(v_i - v_{i-1})^2}{2h^2} \right) + \beta \left(\frac{(v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1})^2}{2h^4} \right) \quad (2.11)$$

De là l'équation d'Euler correspondante est :

$$\begin{aligned} \alpha_i(v_i - v_{i-1}) - \alpha_{i+1}(v_{i+1} - v_i) + \beta_{i-1}(v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i) \\ - 2\beta_i(v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}) + \beta_{i+1}(v_i - 2v_{i+1} + v_{i+2}) + (f_x(i) + f_y(i)) = 0 \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$\text{Si } F_x(i) = f_x(x, y) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} \text{ et } F_y(i) = f_y(x, y) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial y},$$

Alors (2.9) et (2.10) peuvent s'écrire sous forme matricielle :

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \quad (2.13)$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \quad (2.14)$$

Où A est une matrice à bande étroite, dite penta diagonale, de taille $N \times N$, elle est constituée de coefficients qui sont fonctions de α et β .

Si α et β sont constants, quelque soit le contour recherché, la matrice A est constante au cours des itérations et elle est calculée une seule fois.

Pour résoudre les équations (2.13) et (2.14), il faut poser que la partie droite de ces équations soit égale au produit d'un pas γ par le négatif de la dérivée dans le temps de la partie gauche de l'équation. De plus, l'évolution du snake dans les étapes de calcul est indexée dans le temps t ; donc un déplacement de v_i^{t-1} à v_i^t à entre deux étapes de calcul. Il vient donc :

$$Ax^t + f_x(x^{t-1}, y^{t-1}) = -\gamma \cdot (x^t - x^{t-1}) \quad (2.15)$$

$$Ay^t + f_y(x^{t-1}, y^{t-1}) = -\gamma \cdot (y^t - y^{t-1}) \quad (2.16)$$

A l'équilibre, la variation du déplacement dans le temps s'annule, fournissant ainsi une solution aux équations (2.13) et (2.14) sont résolues par inversion de matrices :

$$x^t = (A + \gamma I)^{-1} \cdot (\gamma x^{t-1} - f_x(x^{t-1}, y^{t-1})) \quad (2.17)$$

$$y^t = (A + \gamma I)^{-1} \cdot (\gamma y^{t-1} - f_y(x^{t-1}, y^{t-1})) \quad (2.18)$$

où I est la matrice identité. Si les paramètres qui contrôlent la courbe (α , β , γ) sont constant, le processus de déformation nécessite un seul calcul de $(A + \gamma I)^{-1}$, sinon il faut inverser la matrice à chaque instant. γ est aussi appelé coefficient d'amortissement, il contrôle la vitesse de déplacement du snake. La position à l'itération t est déduite de la position à l'itération $t-1$ et de la force externe.

Le processus de convergence est finalisé lorsque les positions v_i^t et v_i^{t-1} et sont très proches. Cette implémentation est la plus courante.

2.5 Intérêts et Limites du modèle classique

Les contours actifs que nous venons d'introduire, permettent de segmenter efficacement des images de différentes natures sans connaissance a priori sur la géométrie des objets à extraire.

Pour résumer, on peut dire qu'un contour actif a simplement besoin d'être initialisé, puis qu'il est autonome dans sa recherche de l'état d'énergie minimale. Cette propriété est très utile, notamment dans des applications particulières comme la le suivi d'objets en mouvement dans les séquences vidéo.

Malgré tous les avantages qu'il propose, le modèle du Snake soulève un certain nombre de questions :

- Si la courbe initiale n'est pas toute proche des contours, ils ne l'attirent pas (problème d'initialisation).
- Le snake ne peut pas atteindre les régions concaves (problème illustrée sur la figure 2.3).
- Des maxima du gradient dûs au bruit peuvent stopper la courbe.
- Limite de la gamme de capture c'est-à-dire que les forces externes s'éteignent rapidement même si le snake reste loin de la frontière de l'objet. L'augmentation de σ en (2.5) augmentera cette gamme, mais la localisation des frontières deviendra moins précise.

- Le choix des poids à attribuer à chaque énergie (c'est-à-dire les valeurs des coefficients α , β et γ) ; ceci est d'autant plus critique que leurs nombre est important.

Un résultat de segmentation sur une image synthétique par le modèle paramétrique est montré sur la figure suivante :

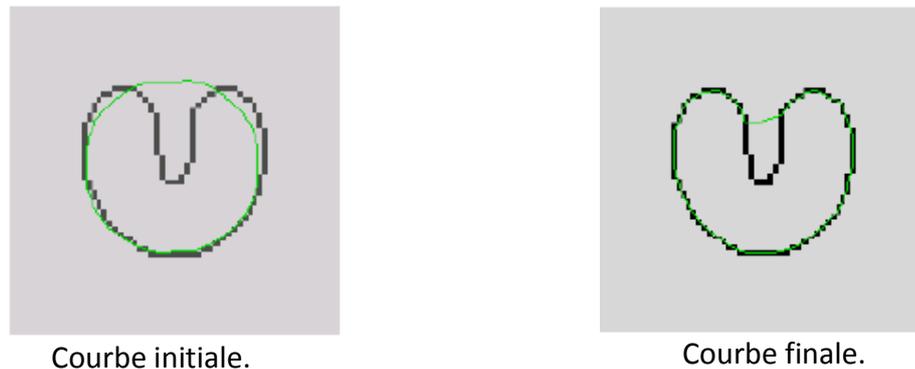


Figure 2.3. Résultat de segmentation par le snake classique.

D'après les résultats ci-dessus, les problèmes liés aux contours actifs sont l'initialisation et la convergence. Il y a la méthode de base ou snake classique [1] et les autres variantes qui sont des améliorations de cette dernière afin de pallier à ces problèmes. La sensibilité au bruit, la rapidité et la stabilité sont également des critères de performance de ces variantes. Ces derniers diffèrent uniquement par la force externe. Ces changements ont été apportés au niveau de la force externe.

Plusieurs solutions ont été apportées à ces problèmes par une formulation des snakes directement de l'équation d'équilibre des forces. La force externe standard $F^{(s)}_{ext}$ est remplacée par une force généralisée $F^{(g)}_{ext}$:

$$F_{int} + F^{(g)}_{ext} = 0 \quad (2.19)$$

Les forces externes peuvent être divisées en deux classes : statique ou dynamique [10]. Les forces externes statiques ne changent pas pendant que le snake progresse, les forces de potentielle du snake standard sont des forces externes statiques. Les forces externes dynamiques sont celles qui changent pendant que le snake se déforme. Plusieurs types de forces externes dynamiques ont été introduits pour essayer d'améliorer le comportement du snake standard, parmi elles on trouve la force de pression utilisée dans les ballons [7]. Ce modèle introduit une force normale en

chaque point du contour recherché, cette force va tendre à gonfler le contour actif ou sa rétraction selon le signe de la force introduite.

La plupart des méthodes proposées, pour pallier aux défauts du snake classique, créent d'autres difficultés comme le choix de la direction de la force du ballon (la courbe est à l'intérieure ou a l'extérieure de l'objet à détecter). Un nouveau type de force externe statique à été introduit pour améliorer le comportement du snake qui ne change pas avec le temps ou ne dépend de la position du snake elle même. Cette force est appelée « gradient vector flow » (GVF).

2.6 GVF Snake (Gradient Vector Flow Snake)

Toujours dans le but d'améliorer la méthode de base ou snake classique du point de vue de l'initialisation et de la convergence dans les concavités C.Xu et J.L Prince ont proposé la méthode du GVF snake [9] [10]. Dans cette méthode, une nouvelle force extérieure appelée Gradient Vector Flow (GVF) a été introduite.

Le GVF snake à été introduit par Xu et al [10]. Le flux du vecteur gradient (GVF) va permettre de définir un champ de forces externes pour les snakes appelé les forces de GVF. Ces forces sont employées pour conduire le snake, modélisé comme objet physique ayant une résistance à l'étirement et aux recourbements vers les contours de l'objet.

Cette approche globale utilise la condition d'équilibre des forces (2.8) comme point de départ pour concevoir le snake. On définit un nouveau champ de force externe statique $F^{(g)ext} = V(x,y)$ appelé « flux du vecteur gradient ».

2.6.1 Champ GVF (GVF Field)

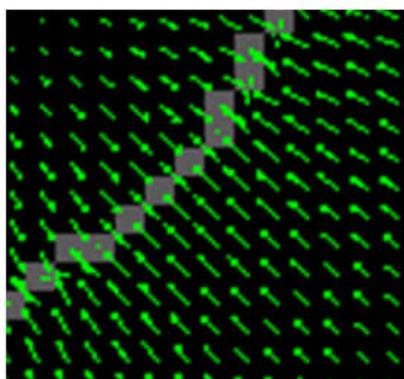


Figure 2.4. Champ (GVF) pour un objet. Ces vecteurs tireront un contour actif vers la frontière de l'objet.

La méthode de GVF procède en deux étapes pour le calcul du champ GVF :

2.6.1.1 Calcul de la carte du contour (Edge Map)

On définit une carte du contour $f(x, y)$ comme étant la dérivée de l'image $I(x, y)$ ayant la propriété d'être très proche des contours de l'image. Elle peut prendre la forme :

$$f(x, y) = |\nabla(I(x, y))|^2 \quad (2.20)$$

$$f(x, y) = |\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \quad (2.21)$$

- **Propriété de la carte de contour**

1. le gradient de la carte de contour ∇f a des vecteurs qui pointent vers les contours et sont normaux aux contours.
2. Ces vecteurs ont généralement de forts modules seulement à proximité immédiate des contours.
3. Dans les régions homogènes, où $I(x, y)$ est presque constant, le gradient de la carte du contour est presque zéro.

En raison de la première propriété, un snake initialisé près du contour convergera à une configuration stable près de ce dernier. L'intérêt du GVF snake est de garder cette propriété, mais aussi de sortir le champ de gradient plus loin des bords. Dans les régions homogènes, en utilisant un procédé de diffusion qui créera également des vecteurs qui se dirigent vers les régions concaves.

2.6.1.2 Calcul de flux du vecteur gradient (GVF)

On définit le flux du vecteur gradient comme le champ de vecteur :

$V(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ qui minimise la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$\varepsilon = \iint (\mu \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 \cdot |V - \nabla f|^2) dx dy \quad (2.22)$$

où $u_x = \frac{\partial u}{\partial x}$, $u_y = \frac{\partial u}{\partial y}$, $v_x = \frac{\partial v}{\partial x}$, $v_y = \frac{\partial v}{\partial y}$ et μ un paramètre de régularisation entre le premier et le second terme de l'intégrale.

Il faut noter que V tend vers ∇f lorsque ce dernier est grand ce qui permet de minimiser ε .

Selon la formulation variationnelle [34], le GVF peut être calculé en résolvant les équations d'Euler-Lagrange suivantes :

$$\mu \nabla^2 \mathbf{u} - (f_x^2 + f_y^2) \cdot (\mathbf{u} - f_x) = 0 \quad (2.23)$$

$$\mu \nabla^2 \mathbf{v} - (f_x^2 + f_y^2) \cdot (\mathbf{v} - f_y) = 0 \quad (2.24)$$

Où f_x et f_y désignent les dérivées de la carte de contours f par rapport à x et y respectivement.

2.6.2 Implémentation numérique

Pour l'implémentation numérique, on considère u et v comme des fonctions temporelles, on obtient les équations de diffusions généralisées suivantes :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x(x, y)) (f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2) \quad (2.25)$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y(x, y)) (f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2) \quad (2.26)$$

On peut réécrire les équations de la manière suivante :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - b(x, y) \cdot u(x, y, t) + c^1(x, y) \quad (2.27)$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - b(x, y) \cdot v(x, y, t) + c^2(x, y) \quad (2.28)$$

En posant :

$$b(x, y) = f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2$$

$$c^1(x, y) = b(x, y) \cdot f_x(x, y)$$

$$c^2(x, y) = b(x, y) \cdot f_y(x, y)$$

Pour mettre en oeuvre la solution, on remplace les indices x , y et t , respectivement par i , j et n . On obtient les approximations suivantes (en utilisant les différences finies) :

$$u_t = \frac{1}{\Delta t} (u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n)$$

$$v_t = \frac{1}{\Delta t} (v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n)$$

$$\nabla^2 u = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j})$$

$$\nabla^2 v = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1} - 4v_{i,j})$$

Où : Δx et Δy est l'écart entre les pixels, et Δt le temps entre deux itérations. La solution itérative est donnée par :

$$u_{i,j}^{n+1} = r \cdot (u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + c_{i,j}^1 \Delta t \quad (2.29)$$

$$u_{i,j}^{n+1} = r \cdot (u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + c_{i,j}^1 \Delta t \quad (2.30)$$

$$\text{Avec : } r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y}$$

Les figures (2.5.a) et (2.5.b) montrent la capacité du GVF Snake de commencer loin de l'objet et de converger vers les concavités du contour. D'autre part la figure (2.5.d) montre un résultat de segmentation sur une image contenant plusieurs objets que la courbe n'arrive pas à départager.

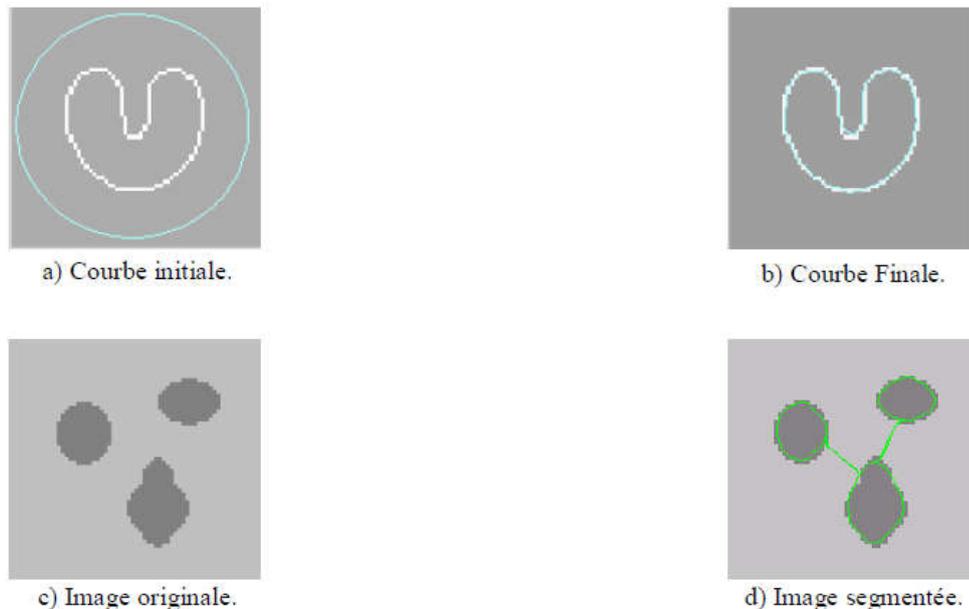


Figure 2.5. Résultats de segmentation par le GVF Snake sur des images synthétiques.

Les auteurs de cet algorithme relèvent les avantages suivants du GVF :

- Insensibilité à l'initialisation et convergence dans les concavités ;
- Par rapport à la méthode ballon, il n'est pas nécessaire d'introduire une information a priori du sens de la déformation (expansion ou contraction), On peut donc initialiser, à l'intérieur, à l'extérieur, et même au travers de l'objet ;
- Le GVF peut être calculé pour n'importe quelle dimension ;
- Le GVF ne dérive pas d'un potentiel, il est calculé directement à partir de l'équation de l'équilibre des forces internes et externes et non par calcul variationnel. On relève cependant, un calcul onéreux du GVF notamment pour les images réelles et particulièrement celles qui présentent plusieurs objets.

Par ailleurs, les auteurs du GVF, Xu et Prince ont relevé que ce dernier ne pénètre pas dans les longues et étroites concavités. Pour cela, ils ont apporté une amélioration au GVF, en généralisant les poids respectifs du terme de régularisation et d'attache aux données.

En introduisant dans l'équation d'évolution (2.25) du GVF, les nouvelles fonctions de pondérations, on aura la nouvelle équation d'évolution qui sera celle du GGVF (Generalized Gradient Vector Flow).

Le GVF sera donc un cas particulier du GGVF. Cette modification dénommée GGVF est motivée par le lissage excessif du GVF au fort gradient de la carte des contours près des frontières causé par le coefficient constant μ .

2.7 GVF Généralisé (GGVF: Generalized Gradient Vector Flow)

2.7.1 Description de la méthode

Le GVF (flux du vecteur gradient) est calculé comme une diffusion des vecteurs gradients d'une carte de contours d'une image. Xu [11] a proposé une généralisation pour la formulation du GVF pour y inclure deux fonctions de poids à variations spatiale. Le GVF a beaucoup de propriétés désirables comme une force externe pour les snakes. Cependant il a des difficultés à conduire le snake vers les indentations de contours fins et longs. Ces difficultés sont causées par le lissage du champ à coté des contours à détecter, gouverné par le coefficient de régularisation μ dans l'équation (2.22).

L'approche GGVF introduit deux fonctions de pondérations spatiales au lieu de la constante μ et la diminution de l'effet de lissage du champ près des forts gradients peut résoudre ce problème.

On remplace les deux termes μ et $|\nabla f|^2$ dans l'équation (2.22) par deux fonctions de pondération générale.

On définit le GGVF comme la solution d'équilibre de l'équation différentielle partielle suivante :

$$V_t = g(\nabla f)\nabla^2 V - h(\nabla f).(V - \nabla f) \quad (2.31)$$

Le premier terme à droite est équivalent a un terme de lissage puisque ce terme seul produira un champ vectoriel à cout variant. Le second terme est attribué comme le terme de données (image) puisque il encourage le champ vectoriel V à être près de ∇f calculé.

Les fonctions de pondération g et h s'appliquent au lissage et aux termes de données, respectivement. Puisque ces fonctions de pondérations dépendent du gradient de la carte de contour qui est à variation spatiale, généralement les poids eux même sont à ∇f

variation spatiale. Puisque nous voulons que le champ de vecteur V varie lentement loin des contours et avoir V égal à $|\nabla f|$ près des contours à détecter, g et h devrait être monotone, avec g non croissante et h non décroissante en fonction de $|\nabla f|$.

L'équation ci dessus est réduite à celle de GVF quand :

$$g(|\nabla f|) = \mu \quad (2.32)$$

$$h(|\nabla f|) = |\nabla f|^2 \quad (2.33)$$

Puisque la fonction g est constante dans ce cas, l'effet de lissage se produit partout ; cependant h croît largement proche des contours les plus significatifs (forts contours), et devrait dominer aux frontières. Ainsi, le GVF devrait fournir une bonne localisation des frontières. L'effet de lissage devient évident, cependant quand une partie des contours recherchés sont constitués de deux bords proches, le GVF tend à lisser le contour, perdant ainsi les forces nécessaires pour discriminer les deux bords. Alors dans la proximité des contours de fort gradient, le lissage doit être très faible et le champ vectoriel est presque égal au gradient de la carte de contour. Pour cela la fonction g doit être plus petite et h plus grande. Il y a plusieurs façons de spécifier ces deux fonctions de pondérations, dans ce cas on utilise les deux fonctions de pondérations suivantes pour le GGVF [11] :

$$g(|\nabla f|) = e^{-\left(\frac{|\nabla f|}{k}\right)} \quad (2.34)$$

$$h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|) \quad (2.35)$$

Les champs GGVF calculés en utilisant cette paire de fonctions de pondération se conformeront au gradient de la carte de contour près des forts contours, mais varient lentement loin des frontières de l'objet à détecter. Les spécifications de k déterminent dans une certaine mesure le degré de différence entre le lissage du champ et la conformité du gradient.

Selon la formulation variationnelle [10], le GGVF peut être calculé en résolvant les équations d'Euler-Lagrange suivantes :

$$g(|\nabla f|)\nabla^2 u - h(|\nabla f|).(u - f_x) = 0 \quad (2.36)$$

$$g(|\nabla f|)\nabla^2 v - h(|\nabla f|).(v - f_x) = 0 \quad (2.37)$$

2.7.2 Implémentation numérique

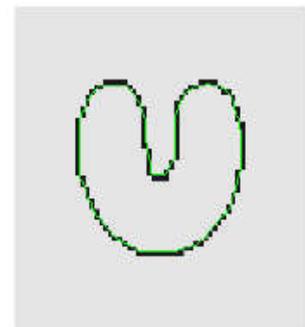
Comme dans le cas de GVF [10], l'équation (2.31) peut être mise en application en utilisant le théorème des différences finies.

Un résultat de segmentation par la méthode de GGVF sur des images synthétiques est montré dans la figure (2.6).

Le résultat de segmentation obtenu par le GGVF snake est satisfaisant par rapport à celui obtenu par le GVF ; le GGVF montre sa capacité à converger vers les indentations de contours longs (figure 2.6.b) et conserve les propriétés désirables de GVF, comme son initialisation loin de l'objet à détecter (figure 2.6.a), mais le problème de gestion des topologies persiste (figure 2.6.d).



a) Image originale.



b) Image segmentée.



c) Image originale.



d) Image segmentée.

Figure 2.6. Résultat de segmentation par la méthode de GGVF Snake sur des images synthétiques.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un modèle des contours actifs explicites, à savoir le modèle paramétrique dans ses différentes variantes : le snake, GVF snake et GGVF snake. Le principal avantage des contours actifs paramétriques est la simplicité et la rapidité des calculs du fait qu'à chaque itération les calculs numériques se font sur les points du contour et non sur l'image entière. Cet aspect est essentiel pour des applications en temps réel, les principaux inconvénients sont la dépendance du résultat final de l'initialisation et de la paramétrisation de la courbe. De même, la contrainte de régularité ou énergie interne empêche le changement de topologie c'est-à-dire qu'on ne peut segmenter plus d'un objet à la fois. Dans le cas d'une image multi-objets, on doit segmenter chaque objet séparément.

Ce modèle est efficace pour la segmentation d'un seul objet dans une image. Son implémentation via l'équation d'Euler-Lagrange ne permet pas de prendre en charge les changements topologiques (plusieurs objets ne peuvent être détectés simultanément).

Le fait que ce modèle soit non intrinsèque a orienté les recherches vers la théorie d'évolution des courbes et non plus vers la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie.

Le modèle géométrique des contours actifs a été introduit. Ce modèle fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 3 Méthodes Implicites

3.1 Introduction

Pour pallier aux problèmes soulevés par les contours actifs paramétriques ou modèles explicites, à savoir la dépendance du résultat final de la paramétrisation et le défaut de changement de topologie. En 1993, Casselles et Al [2] ont introduit le modèle des contours actifs implicites ou géométriques. Ce modèle basé sur la théorie de l'évolution des courbes utilise des grandeurs géométriques (courbure, normale) et non des dérivées de la courbe, cela permet de résoudre le problème de la dépendance de la paramétrisation. L'implémentation des contours actifs géométriques se fait à l'aide de la technique des level set (courbes de niveaux). Cette dernière utilise une représentation implicite des courbes comme un ensemble de niveaux d'une fonction scalaire de dimension supérieure, cela permet un changement de topologie, donc la détection de plusieurs objets à la fois.

On considérera donc les contours actifs géométriques et géodésiques [3], [4] pour la segmentation basée contours et la méthode de Chan et Vese [28] inspirée de la méthode de Mumford et Shah [27] pour les contours actifs basés régions. Par ailleurs ces méthodes sont peu sensibles à l'initialisation.

Dans ce chapitre nous allons présenter le principe de ces méthodes se basant sur la théorie des courbes, ainsi que son implémentation.

3.2 Théorie de l'évolution des courbes

L'évolution des courbes est obtenue en fonction de mesures géométriques (courbure, normale) et ne dépend donc pas de la paramétrisation, La déformation se fait le long de la normale proportionnellement à la courbure. L'implémentation est réalisée par la technique des level set.

Soit $C(s, t)$ la courbe représentant un contour actif défini par :

$$C(s, t) : [0,1] \times [0, \infty[\rightarrow \text{courbe } \mathbb{R}^2,$$

s : l'abscisse curviligne et t le temps

L'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = V(s,t) \quad (3.1)$$

Le vecteur $V(s,t)$ représente la vitesse d'évolution du contour actif, il possède des composantes le long de la tangente et de la normale en un point considéré de la courbe, donc :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = V_T(s,t)T(s,t) + V_N(s,t)N(s,t)$$

Avec T et N vecteurs unitaires respectivement, la tangente et la normale intérieure au point $C(s,t)$ qui constituent le repère de Frenet. Il est connu que la composante tangentielle influe uniquement sur la paramétrisation de la courbe et non sur sa géométrie. La déformation a lieu donc dans la direction normale au contour actif dit aussi front, l'équation d'évolution est alors :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = V_N(s,t)N(s,t)$$

$C(s,0) = C_0(s)$: la courbe initiale

La propagation du front se fait donc selon la normale à une vitesse V_N . On note souvent par $F(s, t)$ la fonction de vitesse, d'où :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = F(s,t)N(s,t) \quad (3.2)$$

3.2.1 Déformation selon la courbure

L'effet de lissage de la courbe est obtenu par l'équation de la chaleur ci-dessous :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \alpha k N \quad (3.3)$$

α constante >0 et k la courbure.

La déformation de la courbe est proportionnelle à la courbure qui peut être positive ou négative, figure ci-dessous :

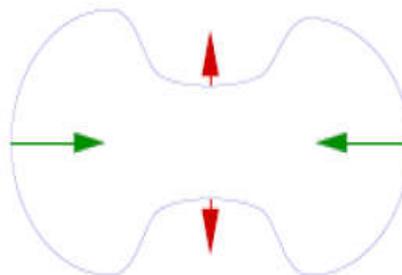


Figure 3.1. Évolution en fonction de la courbure

Ce type de déformation a un effet similaire à la force élastique dans un modèle paramétrique.

3.2.2 Déformation constante

Dans l'équation (3.2), en prenant la fonction de vitesse $F = \text{constante}$, on crée un effet similaire à la force ballon ou force de pression pour les contours actifs paramétriques. La courbe se déforme donc le long de la normale à une vitesse constante.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = v N \quad (3.4)$$

L'effet obtenu est d'accélérer la convergence et de détecter les concavités. Le signe de la fonction vitesse v permet de définir a priori le sens de déformation.

3.2.3 Level Set (courbes de niveaux)

On résout le problème de changement de topologie avec la méthode des courbes de niveaux ou level set introduites par Osher et Sethian 1988 [5]. Les level set ou ensemble de niveaux constituent une représentation alternative des courbes, on définit sur toute l'image une fonction ψ en 3D comme étant la distance signée de chaque point de l'image au contour C initial, le contour $C(t)$ est alors défini comme le niveau zéro de cette fonction :

$$C(t) = \{(x, y) : \psi(x, y, t) = 0\}$$

Soit :

$$\psi(x, y, t) = \pm d(x, y, C(t=0)), \text{ plus précisément :}$$

Par convention, on a :

$\psi(x, y)$ est > 0 si le point (x, y) est à l'extérieur de la courbe

$\psi(x, y)$ est < 0 si le point (x, y) est à l'intérieur de la courbe

$\psi(x, y)$ est $= 0$ si le point (x, y) est sur la courbe.

La figure suivante illustre la fonction distance ci-dessus :

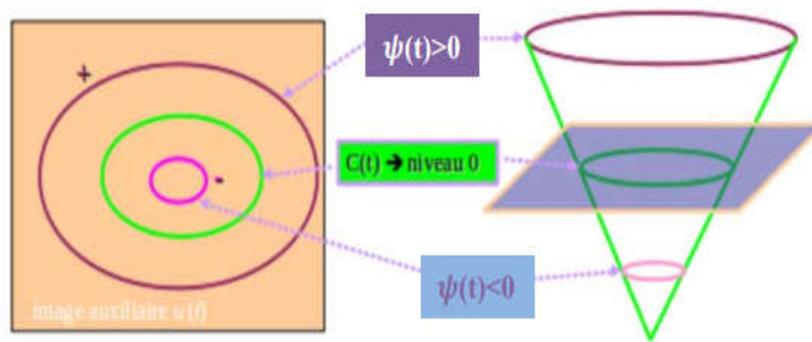


Figure 3.2. Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de niveaux.
(Fonction distance 3D signée $\psi(x,y)$ utilisée dans les level set)

On montre que si $C(t)$ évolue selon l'équation (3.2), alors ψ évolue suivant l'équation :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = F|\nabla \psi| \quad (3.5)$$

En effet, en dérivant la fonction de niveau zéro :

$$\psi(C(s,t),t) = 0 \text{ par rapport à } t :$$

$$\nabla \psi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0 \quad (3.5.1)$$

D'où :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = -\nabla \psi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.5.2)$$

Comme :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F\vec{N}$$

Et par définition de la normale intérieure à la courbe :

$$\vec{N} = -\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}$$

En remplaçant dans (3.5.2), on obtient la relation (3.5) :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = F|\nabla \psi|$$

Ainsi, ψ est calculée itérativement, sa projection sur le plan donne le contour recherché C d'un objet ou de plusieurs objets, on a donc une gestion automatique des changements de topologie.

3.3 Contours actifs géométriques

Les contours actifs géométriques [2] sont venus pallier aux problèmes des contours actifs paramétriques cités précédemment à savoir l'inconvénient de la paramétrisation et le défaut de changement de topologie. Ce modèle est basé sur la théorie de l'évolution des courbes [35] qui utilise les équations aux dérivées partielles (EDP) géométriques [36] et non pas une fonctionnelle d'énergie. On modélise la courbe comme un front d'onde qui se propage selon la normale à une vitesse proportionnelle à sa courbure. Dans ce type de contours actifs, on définit directement l'EDP représentant l'équation d'évolution qui comporte deux termes de régularisation et un terme d'attache aux données.

3.3.1 Equation d'évolution

L'équation d'évolution des contours actifs géométriques est définie par les deux types de déformations citées précédemment, un terme de courbure, un terme de vitesse constante pour la régularité et un terme d'attache aux données dit fonction d'arrêt. Ce dernier terme permet de détecter les contours.

Soit $C(s,t)$ une courbe qui va se déformer dans le plan d'une image I , jusqu'à la frontière des objets d'intérêt. L'équation d'évolution des contours actifs géométriques est donnée par l'EDP suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)(v + K)N \quad (3.6)$$

$$C(s,0) = C_0(s) \text{ courbe initiale}$$

Avec N normale intérieure au contour $C(s,t)$, v paramètre de vitesse constante, K la courbure et $g(I)$ le terme d'attache aux données, dit aussi fonction d'arrêt qui sert à segmenter les contours, cette fonction est définie plus loin. (Figure 3.3)

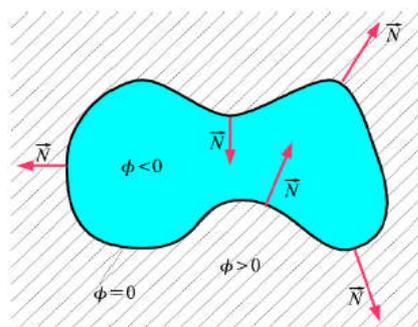


Figure 3.3. Fonction ψ : fonction distance signée au contour C .

3.3.2 Formulation à l'aide des level set

L'équation de Hamilton-Jacobi (Annexe C) correspondante à l'équation (3.6) est :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)(v + K)|\nabla \psi| \quad (3.7)$$

$$\psi(x, y, 0) = \psi_0(x, y) \quad \text{Courbe initiale}$$

Comme la courbure K est donnée par :

$$K = \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right)$$

En remplaçant dans (3.7), l'équation d'évolution en fonction de ψ s'écrit :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)|\nabla \psi| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right) + v g(I)|\nabla \psi| \quad (3.8)$$

3.3.3 Extraction de contours

La détection de contours se fait à l'aide de la fonction d'arrêt $g(I)$ qui dépend du gradient de l'image. $g(I)$ est à valeurs positives et décroissante en fonction du gradient de l'image I , elle est nulle pour les gradients élevés et vaut 1 dans les zones homogènes :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|^2} \quad (3.9)$$

Avec G_σ opérateur gaussien et I l'image.

Par analogie avec les contours actifs paramétriques la force $F_{\text{int}} = (v + K) N$ agit comme la force interne et $g(I)$ comme la force externe F_{ext} .

Dans l'équation d'évolution (3.8), le terme qui dépend de la vitesse constante pose le problème du choix de cette constante, à cet effet, il a été introduit le modèle des **contours actifs géodésiques**.

3.4 Contours actifs géodésiques

Dans le but d'améliorer les contours actifs géométriques, en 1995, Casselles et Al, [2] ont introduit le modèle des contours actifs géodésiques. Ce dernier est la combinaison des deux précédents, à savoir : la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie utilisée pour les contours actifs paramétriques, combinée avec le modèle géométrique des contours actifs et leur formulation en courbes de niveaux. Les auteurs de ce modèle ont montré que la minimisation de la fonctionnelle d'énergie

d'un contour actif paramétrique, dans laquelle on supprime le terme de courbure, équivaut à la recherche d'une géodésique dans l'espace Reimannien.

3.4.1 Fonctionnelle d'énergie

Reprenons la formule de l'énergie d'un snake (2.1) avec $\beta = 0$ et introduisons la fonction g dans le terme de l'énergie externe :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \lambda \int_0^1 g(|\nabla I(C(s))|)^2 ds \quad (3.10)$$

La régularisation de la courbe peut se faire aussi bien par le terme de première dérivée de la courbe ou terme d'élasticité. Le terme de seconde dérivée de la courbe contrôlé par β est supprimé car il est souvent source d'instabilités. Nous avons vu dans le chapitre précédent que cette fonctionnelle n'est pas intrinsèque car, elle dépend de la paramétrisation de la courbe.

3.4.2 Minimisation de la fonctionnelle d'énergie

Une courbe géodésique est une courbe qui suit la trajectoire de la distance minimale entre deux points d'une surface en 3D.

A l'aide des principes de Maupertuis et Fermat, on montre que la solution de l'équation précédente est donnée par une courbe géodésique dans un espace de Riemann. Un objet est ainsi détecté lorsqu'une courbe de longueur minimale est trouvée. Minimiser la fonctionnelle d'énergie (3.10) ci-dessus revient à résoudre :

$$\text{Min}_C \int_0^1 g(|\nabla I(C(s))|) |C'(s)| ds \quad (3.11)$$

La longueur de la courbe euclidienne est donnée par :

$$L = \int_C |C'(s)| ds = \int_C dl$$

Dans l'espace Riemannien, la longueur de la courbe est :

$$L_R = \int_0^1 g(|\nabla I(C(s))|) |C'(s)| ds$$

Sachant que :

$$|C'(s)| ds = dl$$

D'où :

$$L_R = \int_0^L g(|\nabla I(C(s))|) dl \quad (3.12)$$

La nouvelle longueur L_R dépend de g donc des informations sur les limites de l'objet. 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.

3.4.3 Equation d'évolution de la courbe

En appliquant le théorème d'Euler-Lagrange et une descente de gradient à l'équation (3.11), on obtient l'équation d'évolution suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)K\vec{N} - (\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N} \quad (3.13)$$

Cette dernière permet de déformer le contour initial pour arriver à un minimum local de L_R , on détecte un objet à l'équilibre lorsque $\frac{\partial C}{\partial t} = 0$. Comparée à l'EDP des contours actifs géométriques, le terme de courbure est le même, il sert à lisser la courbe. Le deuxième terme représente la force externe, c'est donc un terme d'attache aux données supplémentaire qui peut ramener le modèle au contour recherché si celui-ci a été manqué. En effet cette force externe qui ∇g dépend au lieu de g possède deux directions opposées des deux côtés des frontières à segmenter (figure 3.4). Le terme de vitesse constante ne figure plus dans l'équation d'évolution (3.13), cependant on le réintroduit pour notamment la segmentation de concavités. Ainsi, On a une équation d'évolution des contours actifs géodésiques plus générale :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)k\vec{N} - (\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N} + v\mathbf{g}(I)\vec{N}$$

3.4.4 Formulation en courbes de niveaux

L'équation de Hamilton-Jacobi correspondant à l'équation d'évolution précédente est :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)k|\nabla \psi| + \nabla g(I) \cdot \nabla \psi + v\mathbf{g}(I)|\nabla \psi|$$

Soit, en explicitant la courbure K : $K = \text{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right)$

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)|\nabla \psi| \text{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right) + \nabla g(I) \cdot \nabla \psi + v\mathbf{g}(I)|\nabla \psi| \quad (3.14)$$

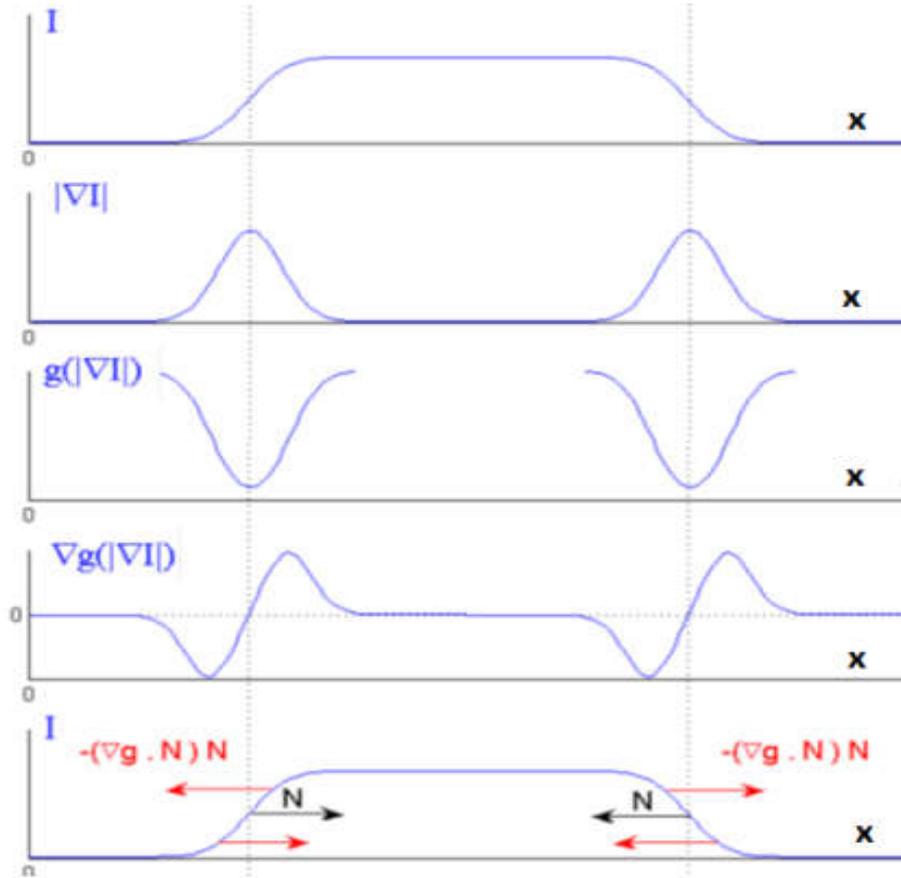


Figure 3.4. Illustration de la fonction d'arrêt g et de la force externe $(\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N}$

3.4.5 Discrétisation de l'équation d'évolution

La discrétisation de la norme du gradient de la fonction implicite $|\nabla\psi|$, dans le dernier terme de l'équation (3.10), dit terme de vitesse constante, pose le problème de la formation boucles. En effet, un flux à vitesse constante comme dans le cas du modèle Ballon, produit des singularités comme le montre la figure suivante [37]:



Figure 3.5. Un point singulier naît à la rencontre de deux ondes.

Ainsi dans l'équation d'évolution, dans le terme de courbure, le gradient normé monodimensionnel s'écrit :

$$|\nabla \psi_i| = \left| \frac{\psi_{i+1} - \psi_{i-1}}{2\Delta i} \right|$$

Dans le cas du terme de vitesse constante, pour éviter la formation de points singuliers qui vont donner lieu à des boucles, le gradient est discrétisé à l'aide du schéma upwind [12] :

$$|\nabla \psi_i| = \left(\left(\max(D_x^- \psi_i, 0) \right)^2 + \left(\min(D_x^+ \psi_i, 0) \right)^2 \right)^{1/2}$$

Avec :

$$D_x^- \psi_i = \frac{\psi_i - \psi_{i-1}}{\Delta x} \quad D_x^+ \psi_i = \frac{\psi_{i+1} - \psi_i}{\Delta x}$$

La courbure K du contour C peut être calculée à partir de la fonction distance signée ψ

$$K = -\frac{\psi_{xx}\psi_y^2 - 2\psi_x\psi_y\psi_{xy} + \psi_{yy}\psi_x^2}{(\psi_x^2 + \psi_y^2)^{3/2}}$$

Avec : $\psi_x = \frac{\psi_{i+1} - \psi_{i-1}}{2\Delta i}$

Et ψ_{xx} est la dérivée seconde par rapport à x .

La discrétisation de l'équation d'évolution (3.14) est donnée par :

$$\psi_{ij}^{n+1} = \psi_{ij}^n + \Delta t.(A_k + A_v + A_{cag}) \quad (3.15)$$

$$A_k = g_{ij}(I). \varepsilon_k . \kappa_{ij} . |\nabla \psi_{ij}|$$

$$A_v = \max(g_{ij}(I).v_{ij}, 0) . \nabla^+ + \min(g_{ij}(I).v_{ij}, 0) . \nabla^-$$

$$A_{cag} = \varepsilon_{cag} . (\nabla g_i . \nabla \psi_i + \nabla g_j . \nabla \psi_j)$$

Avec A_k terme de courbure, A_v terme de vitesse constante, A_{cag} terme géodésique.

$$\nabla^+ = \left(\left(\max(D_x^- \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\min(D_x^+ \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\max(D_y^- \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\min(D_y^+ \psi_{ij}, 0) \right)^2 \right)^{1/2}$$

$$\nabla^- = \left(\left(\min(D_x^- \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\max(D_x^+ \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\min(D_y^- \psi_{ij}, 0) \right)^2 + \left(\max(D_y^+ \psi_{ij}, 0) \right)^2 \right)^{1/2}$$

Au fil des itérations la fonction distance ψ devient irrégulière, pour cela on réinitialise périodiquement ψ par rapport au niveau zéro courant ψ_0 . Cette réinitialisation est effectuée grâce à l'équation aux dérivées partielles suivante :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \text{Signe}(\psi_0)(1 - |\nabla \psi|) \quad (3.16)$$

La fonction distance signée ψ est calculée sur toute l'image, cela représente un grand effort de calcul et conduit à un temps de convergence très élevé. Par conséquent, de nombreux travaux ont proposé des méthodes d'accélération pour l'implémentation des ensembles de niveaux. Nous présentons les plus utilisées, à savoir, **la Méthode de la bande étroite (Narrow Band)** et **la Méthode Fast Marching (FMM)**.

Dans l'implémentation Narrow Band, on calcule cette fonction seulement dans une zone d'intérêt autour du niveau zéro de ψ . D'autres améliorations existent, l'algorithme Fast Marching par exemple. Dans cette partie, nous allons détailler une variante, dite méthode des level set sans réinitialisation développée par Chunming Li [38].

- **Level set sans réinitialisation**

La réinitialisation de la fonction level set est une étape coûteuse en temps de calcul. De même, il faut déterminer quand réinitialiser et combien d'itérations pour cette réinitialisation. Une nouvelle formulation variationnelle des contours actifs géométriques permet de maintenir la fonction level set proche d'une fonction distance signée ce qui permet d'éviter l'étape de réinitialisation. Pour cela, Chunming Li [38] a proposé une fonctionnelle d'énergie qui comporte un terme d'énergie interne qui pénalise l'écart de $\nabla\phi$ de la valeur 1. Cette fonction de coût comporte évidemment, une énergie externe pour l'attache aux données, l'énergie totale attribuée à la fonction de distance ϕ est :

$$\varepsilon(\phi) = \mu P(\phi) + \varepsilon_m(\phi) \quad (3.17)$$

Avec $P(\phi) = 1/2 \int (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy$ le terme de pénalisation contrôlé par le facteur μ .

$$\varepsilon_m(\phi) = \lambda L_g + \nu A_g \quad (3.18)$$

Avec L_g , un terme de longueur donné par :

$$L_g = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla(\phi)| dx dy$$

A_g , un terme d'aire donné par :

$$A_g = \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy$$

et g , fonction d'arrêt définie précédemment.

Minimiser l'équation [3.17], revient à résoudre l'équation d'Euler-Lagrange suivante :

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = 0$$

La résolution de l'équation ci-dessus se fait de manière itérative par une descente de gradient :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi}$$

D'où, l'équation d'évolution suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu [\Delta \phi - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})] + \lambda \delta(\phi) \text{div}(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \nu g \delta(\phi) \quad (3.19)$$

L'énergie ainsi formulée permet d'utiliser un pas temporel plus élevé dans l'équation d'évolution (3.15) cela permet une vitesse d'évolution du front plus élevé. Par ailleurs, l'initialisation est basée région, elle est plus simple et plus pratique que les fonctions distances signées utilisées couramment. Enfin un troisième avantage est que l'implémentation de l'équation d'évolution (3.19) se fait simplement par la méthode des différences finies sans l'utilisation du schéma upwind vu dans les méthodes implicites ci-dessus.

3.4.6 Résultats et discussion

Dans cette partie, toujours dans la segmentation basée contours, on testera une méthode implicite à savoir les contours actifs géodésiques. L'exemple que nous choisissons pour illustrer le modèle des contours actifs géodésiques donnés en (3.15) sont des images synthétiques, composées de différentes formes géométriques pour mettre en évidence le changement de topologie. Les différents résultats sont présentés sur la figure (3.6).

Comme le montre la figure (3.6). (a), le modèle des contours actifs géodésiques permet la détection simultanée des contours intérieurs et extérieurs d'une forme en autorisant les changements au cours du temps, ce qui n'était pas possible avec les contours actifs « classiques » présentés dans le deuxième chapitre, mais en contre partie avec un temps du calcul plus élevé.

La figure (3.6). (b) illustre l'effet de contraste sur le résultat de segmentation par cette méthode, où la forme géométrique de fort contraste est bien détectée contrairement aux autres formes de faible contraste.

Dans la figure (3.6).(c), on voit clairement que le modèle des contours actifs géodésiques est très sensible au bruit, l'image devra donc être filtrée au préalable.

La qualité de la convergence des contours actifs géodésiques dépend des différents paramètres de pondération, c'est à dire les valeurs des paramètres, à savoir A_K pour la force de courbure, A_v pour la force de propagation et A_{cag} , pour la force issue du terme géodésique, le temps artificiel dt et le nombre d'itérations avant et pendant la phase de réinitialisation.

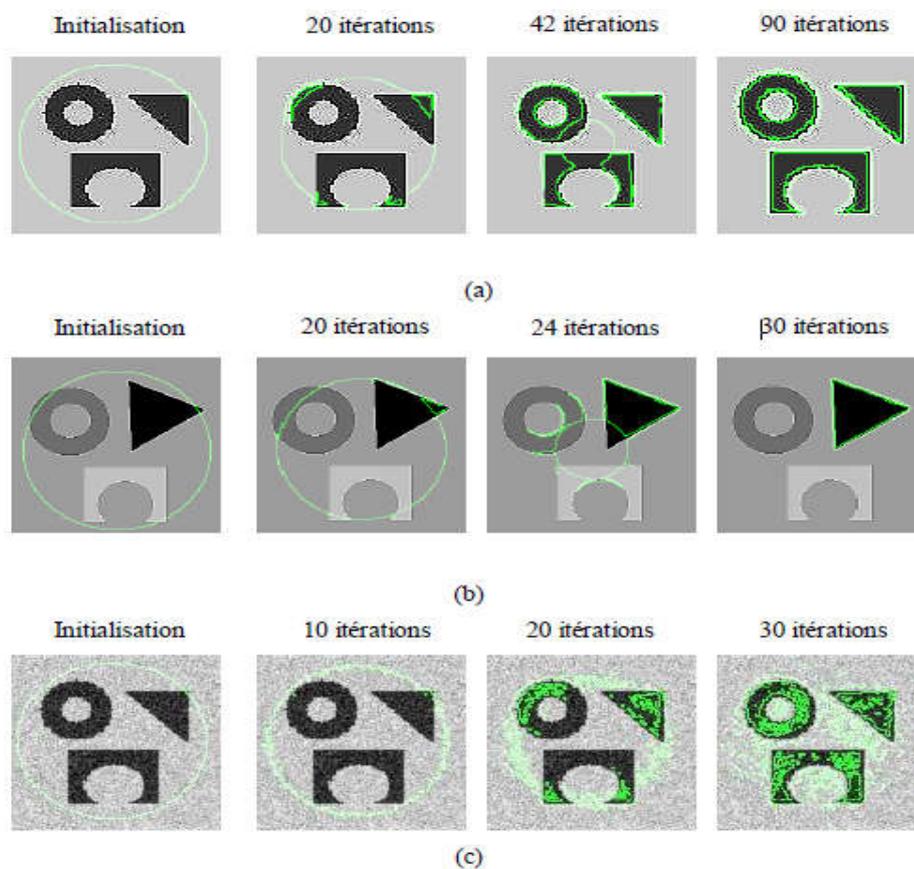


Figure 3.6. Résultats de segmentation par le modèle des contours actifs géodésiques.

- **Analyse des résultats**

A partir d'une initialisation quelconque de notre courbe d'évolution, les contours actifs géodésiques sont capables de détecter des objets multiples, de formes quelconques, quelle que soit leur topologie malgré la difficulté du choix de la fonction d'arrêt g . De plus l'existence et l'unicité d'une solution à l'équation d'évolution des contours actifs géodésiques est prouvée [4].

Le modèle des contours actifs géodésiques pâtit à son tour de quelques inconvénients,

comme : le choix adéquat des poids à attribuer à chaque énergie et la sensibilité de la méthode au bruit, ce dernier point constitue le principal inconvénient du modèle, en particulier dans le cas des images réelles.

Pour l'approche basée contours, la segmentation de l'image dépend du gradient de l'image qui dépend fortement du bruit superposé à l'image, en outre cette approche ne permet pas de définir aisément les régions. Un concept alternatif est celui des **contours actifs basés régions**, apparu vers le milieu des années 1990 [39].

3.5 Contours actifs basés régions

L'idée est de formuler le problème de segmentation comme un problème de partitionnement en régions homogènes au sens de la moyenne de l'intensité de l'image, de la variance, du mouvement ou autres. Dans le cas à deux régions, la région intérieure à la courbe fermée C correspond à l'objet recherché tandis que la région extérieure représente le fond. Comme application, on étudiera la méthode très populaire de **Chan et Vese**.

3.5.1 Fonctionnelle d'énergie

On définit une fonctionnelle d'énergie à l'aide de descripteurs représentant une information globale sur les régions et une information locale sur le contour pour le cas de deux régions :

$$J(\Omega_{in}, \Omega_{out}, C) = \int_{\Omega_{in}} k_{in}(x, y, \Omega_{in}) dx dy + \int_{\Omega_{out}} k_{out}(x, y, \Omega_{out}) dx dy + \int_C k_c(s) ds \quad (3.20)$$

Avec Ω_{in} région intérieure à la courbe C , Ω_{out} région extérieure. Dans ce critère, k_{in} désigne le descripteur des objets à segmenter, k_{out} le descripteur de la région du fond et k_c le descripteur de contour.

3.5.2 Equation d'évolution

On peut déterminer l'équation d'évolution à partir de la fonctionnelle d'énergie

$J(\Omega)$ par calcul variationnel de deux façons soit, en transformant les intégrales de domaines en intégrales de contours (théorème de Green-Reimann), puis les équations d'Euler-Lagrange associées aux intégrales de contours, soit directement par la technique des level set. L'équation d'évolution déduite du critère (3.10) par dérivation est :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = (k_{in} - k_{out} + k_{cont}k - \nabla k_{cont}N)N \quad (3.21)$$

3.5.3 Modèle de Mumford et Shah

Le principe de cette méthode est de partitionner une image en régions homogènes dont les frontières sont régulières. Ces deux auteurs proposent d'approcher une image $I(x,y)$ par une fonction régulière par morceaux $f(x,y)$ en minimisant la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$F^{MS}(I,C) = \alpha \int_{\Omega} (f(x,y) - I(x,y))^2 dx dy + \beta \int_{\Omega/C} |\nabla I|^2 dx dy + \nu \int_C ds \quad (3.22)$$

Avec α et β poids respectifs des deux premiers termes et le support de l'image excepté l'ensemble des frontières des régions R_i noté C , en effet $\Omega = \bigcup_{i=1}^n R_i \cup C$.

Le minimum de cette fonctionnelle correspond à l'ensemble C des frontières des différentes régions R_i de supports Ω_i . Dans l'équation (3.22), dans le second membre, le premier terme est une intégrale de domaine qui caractérise la fidélité par rapport à l'image d'origine $I(x,y)$. En effet, l'image $f(x,y)$ étant une approximation de (x,y) , c'est donc une version régularisée de l'image originale. Le deuxième terme exprime la régularité des régions homogènes de l'image et le dernier terme, la régularité des contours.

3.5.4 Méthode de Chan et Vese

La méthode de Chan et Vese [28] ou contours actifs sans bords (active contours without edges) est la restriction de la fonctionnelle de Mumford et Shah à deux régions Ω_{in} et Ω_{out} .

3.5.4.1 Fonctionnelle d'énergie

Les régions ont des intensités constantes égales à la moyenne des intensités dans l'image originale à savoir, C_1 et C_2 respectivement pour les régions Ω_{in} et Ω_{out} d'où :

$$\begin{aligned} f(x,y) &= f_1(x,y) = c_1 \text{ dans la région } \Omega_{in} \\ f(x,y) &= f_2(x,y) = c_2 \text{ dans la région } \Omega_{out} \end{aligned}$$

$f_1(x,y)$ et $f_2(x,y)$ restriction de respectivement à la région une ou Ω_{in} et la région deux ou Ω_{out} . Finalement la fonctionnelle d'énergie de Chan et Vese est :

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x,y))^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x,y))^2 dx dy + \mu \text{longueur}(C) + \nu \text{Aire}(\text{int erieur de } C) \quad (3.23)$$

Avec, $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ et ν des paramètres positifs.

On cherche le contour C et les valeurs de c_1 et c_2 qui minimisent l'énergie $F(C, c_1, c_2)$.

On note, le terme d'attache aux données :

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x, y))^2 dx dy + \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x, y))^2 dx dy \quad (3.24)$$

On peut dire que l'objet est détecté si :

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

On peut distinguer plusieurs positions de la courbe par rapport à l'objet à détecter :

- Si la courbe C est à l'extérieur de l'objet à détecter, alors on a $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) \approx 0$.
- Si la courbe C est à l'intérieur de l'objet à détecter, alors on a $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) > 0$.
- Si la courbe se chevauche l'intérieur et l'extérieur de l'objet à détecter, alors on a $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) > 0$.
- Si la courbe se trouve exactement sur la frontière de l'objet à détecter, alors on a $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) \approx 0$, et dans ce cas le terme de raffinement est minimisé, ce qui est illustré par la figure suivante:

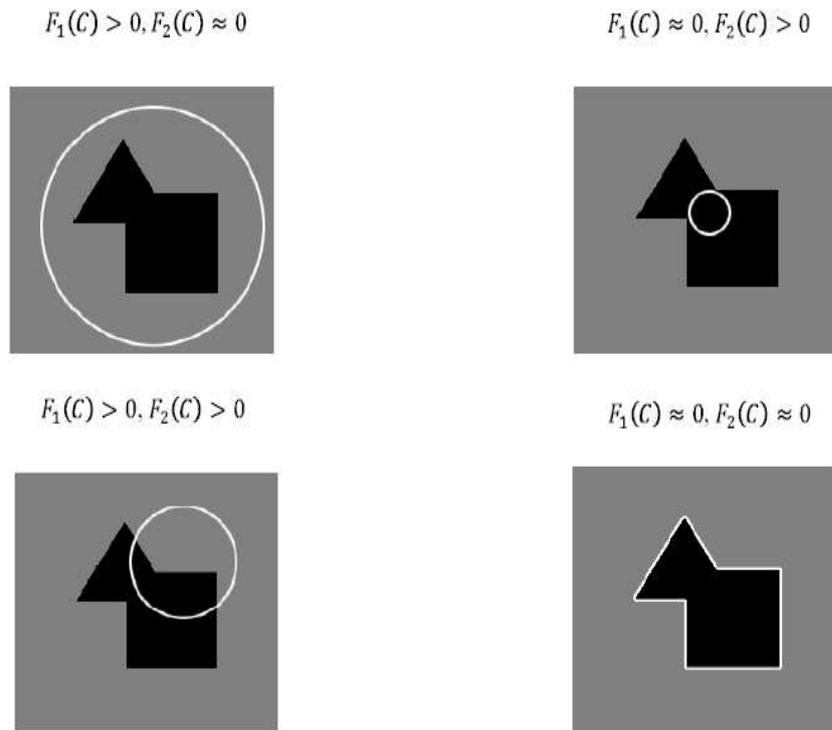


Figure 3.7. Segmentation par la méthode de Chan et Vese ; selon les cas possibles de la position de la courbe.

Dans ce modèle, Chan et Vese ont introduit deux termes de régularisation pour minimiser la longueur de la courbe et la surface interne de la courbe C, ce qui introduit la fonctionnelle d'énergie E (équation 3.23). Donc notre but est de minimiser l'énergie E . Ce problème de minimisation peut être formulé et résolu en utilisant la méthode des level sets.

3.5.4.2 Formulation du modèle avec les levels sets

Pour gérer les changements de topologie automatiquement, on introduit, comme pour les contours actifs géométriques et géodésiques, la technique des ensembles de niveaux ou level sets. On définit une fonction level set $\phi(x, y)$ telle que C soit son niveau zéro :

$$\begin{aligned} C &= \partial\Omega_{in} = \partial\Omega_{out} = \{(x, y) \in \Omega / \phi(x, y) = 0\} \\ \Omega_{in} &= \{(x, y) \in \Omega / \phi(x, y) > 0\} \\ \Omega_{out} &= \{(x, y) \in \Omega / \phi(x, y) < 0\} \end{aligned}$$

On réécrit l'équation de l'énergie en introduisant la fonction échelon de Heaviside $H(\phi)$ et la fonction impulsion de Dirac $\delta(\phi)$.

$$\begin{aligned} \text{Longueur}(C) &= \int_C ds = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ \text{Aire}(C) &= \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \end{aligned}$$

$H(\phi(x, y))$ fonction Heaviside de $\phi(x, y)$ et $\delta(\phi(x, y))$ la fonction Dirac de $\phi(x, y)$. En gardant ϕ fixe, et en minimisant l'énergie F selon c_1 et c_2 , on peut exprimer les constantes c_1 et c_2 en fonction de ϕ à partir de l'équation de l'énergie $F(C, c_1, c_2)$. Avec :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}$$

En faisant de même pour les autres termes de l'énergie, l'équation de l'énergie devient:

$$\begin{aligned} E(c_1, c_2, \phi) &= \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) (c_1 - I)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) (c_2 - I)^2 dx dy \\ &\quad + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \end{aligned} \quad (3.25)$$

3.5.4.3 Equation d'évolution

Minimiser $F(c_1, c_2, \phi)$ revient à résoudre l'équation d'Euler-Lagrange correspondante $\nabla F = 0$ déterminée par calcul variationnel, la résolution de cette dernière se fait itérativement par une descente de gradient, d'où l'équation d'évolution :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (3.26)$$

Les deux premiers termes de courbure et de vitesse constante correspondent aux forces de régularisation et les termes en c_1 et c_2 sont les forces d'attaches aux données ou forces externes qui permettent la segmentation des régions. Ces deux termes correspondent à la somme des forces externes $F_1 + F_2$ définies ci-dessus. La somme des deux forces peut être positive ou négative, il y a donc un double sens de propagation selon que le contour $C(t)$ se trouve dans Ω_{in} ou Ω_{out} .

Voici un résultat de segmentation par le modèle de Chan et Vese sur une image synthétique :

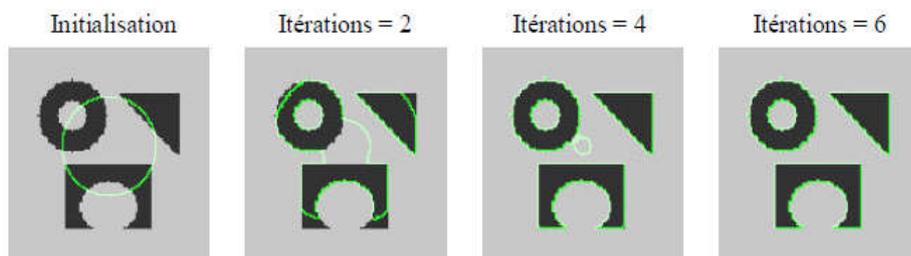


Figure 3.8. Segmentation sur une image multi-objets par la méthode de Chan et Vese.

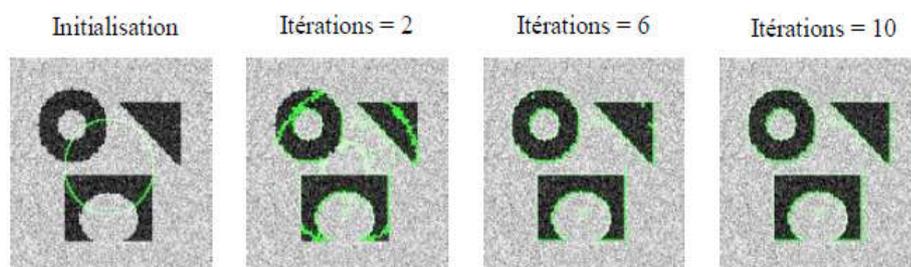


Figure 3.9. Segmentation sur une image multi-objets bruitée par la même méthode.

Le résultat présenté sur la figure (3.8) montre l'efficacité de cette méthode puisque elle permet de gérer les changements de topologie dans l'image et segmenter

plusieurs objets simultanément en un nombre d'itération réduit. De plus on remarque dans la figure (3.9) que cette méthode n'est pas sensible au bruit.

3.6 Conclusion

Les méthodes implicites sont invariantes au changement de paramétrisation et gèrent facilement le changement de topologie, les contours actifs géodésiques sont plus sensibles au bruit du fait que la fonction d'arrêt dépend du gradient de l'image. Un autre inconvénient est que ce modèle basé contours ne segmente pas les régions. La méthode de Chan et Vese est moins sensible au bruit, sachant que la fonction d'arrêt dépend de la moyenne de l'intensité des régions. Cependant la complexité augmente avec le nombre de régions, de même les régions ne sont pas toujours définies à l'aide de la moyenne. Le principal inconvénient des méthodes implicites est la lenteur des calculs et la nécessité de gérer la dimension supplémentaire de la fonction distance signée. Par ailleurs, dans [40], la relation contours actifs paramétriques et géométriques est développée. Ce développement fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 4 Amélioration, Résultats et discussions

4.1 Introduction

Après avoir abordé les principales notions concernant la segmentation des images par les méthodes précédentes (contours actifs paramétriques). La méthode de base des contours actifs paramétriques ou snake classique présente les inconvénients d'une initialisation très proche de l'objet à segmenter et du non convergence vers les concavités. Pour cela nous présentons dans ce chapitre, l'amélioration des méthodes précitées dans le chapitre précédent, et à cet effet, nous décrivons en suite l'approche récente étudiée. Par conséquent, nous donnons enfin nos résultats de simulation obtenus sur un ensemble d'images synthétiques et réelles en utilisant le logiciel MATLAB.

Dans un premier temps, nous allons essayer de justifier notre choix de filtre employé dans la segmentation d'image, vu que celui-ci est très important dans la détection des d'objets d'intérêt. Dans un deuxième temps, nous exposons les résultats de segmentation obtenus avec notre méthode étudiée en focalisant ainsi sur la rapidité, la stabilité, la convergence et la robustesse aux bruits.

4.2 Principe de l'approche

4.2.1 Alternance des forces

La méthode de base des contours actifs paramétriques ou snake classique présente les inconvénients d'une initialisation très proche de l'objet à segmenter et de la non convergence vers les concavités. Notre approche qui vient améliorer les performances du snake classique est celle de la force de distance [8]. En effet, elle présente une large attraction de loin mais elle ne converge pas dans les concavités. La force externe utilisée dans cette méthode dérive de la potentielle image, elle ne

converge pas dans les concavités étroites car les forces images y sont égales et de sens opposées. Par contre dans la méthode ballon [7] la force externe est proportionnelle à la normale en chaque point du snake, elle dépend donc de la géométrie du snake. L'idée intéressante est d'alterner la force de distance avec une force de pression ou force Ballon, cela permet la convergence vers les concavités avec une bonne précision. Ce qui est illustré par les résultats ci-dessous.

4.2.2 Amélioration de la convergence par la carte de distance du centre de gravité

Notre méthode consiste en un terme additif d'énergie externe basée sur la carte de distance d'un point choisi sur l'objet (souvent le centre de gravité). La force externe qui dérive de cette nouvelle énergie agit comme une force ballon présente sur toute l'image et est dirigée vers le centre de gravité. Cette force, elle a pour effet de gonfler ou de dégonfler le snake. La carte de distance très simple ainsi créée se calcule à partir de l'image en niveau de gris et diffère de la carte de distance classique de l'objet très onéreuse et calculée à partir de l'image binarisée. On utilise pour cela la distance Euclidienne, le gradient de cette carte de distance donne la force potentielle normalisée.

Pour améliorer la convergence de notre méthode, nous considérons la dépendance du poids de la force d'attraction du contexte, pour cela, on définit une stratégie pour avoir des paramètres fonction des points du snake. Il apparaît clairement que les forces d'attraction qui pointent vers un seul point de l'objet sont bien adaptées lorsque la forme de l'objet est telle que les forces sont dirigées suivant la normale à la courbe. Lorsqu'on dévie de ce cas idéal ces forces d'attraction ont tendance à déformer le snake. Cela nous a donné l'idée d'utiliser des coefficients de la force d'attraction variables. La contribution de notre force doit être aussi faible que possible aux points où, elle présente une direction très différente de la normale et grande dans le cas contraire. Mathématiquement, cela doit être réalisé par le produit scalaire entre la force d'attraction et la normale unitaire en chaque point du contour.

4.3 Description de l'approche

L'approche proposée commence par l'application d'un certain nombre de prétraitements aux images pour réduire le bruit tout en préservant la forme des structures présentes dans les images et pour extraire l'information du gradient contenue dans celles-ci. Ensuite débute notre méthode de détection d'objet qui comprend quatre (04) étapes. Ces étapes peuvent être résumées comme suit :

- **La première étape** de cet algorithme étant facultative, elle est utilisée lorsqu'on veut tenir compte du terme longueur pour minimiser la fonctionnelle d'énergie. C'est notamment le cas lorsque l'image est bruitée. L'image est alors soumise à un **prétraitement** qui sert à diminuer le bruit, en préservant autant que possible les contours. On utilise pour cela le filtrage gaussien, médian ou autre, selon la nature du bruit. Le lissage ne doit pas être excessif sous peine de trop atténuer les contours.
- **La seconde étape** de l'algorithme est une étape **d'initialisation**. L'image à traiter I est, soit l'image d'origine, soit celle obtenue après l'étape 1. L'image devant être segmentée en K régions, on initialise les fonctions d'appartenance qui définissent ces régions. Le nombre N d'itérations à effectuer dans le cas de non convergence doit être fixe.
- Après cette initialisation vient **l'étape 3 (Evolution du contour)**, dans laquelle on précise les caractéristiques de chaque région en calculant le nombre de pixels et leurs moyennes. On calcule aussi l'énergie initiale E_0 de l'image. Nous rappelons que le snake consiste à placer aux alentours de la forme à détecter une ligne initiale de contour. Cette ligne va se déformer progressivement selon l'action de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme. Les forces impliquées vont dériver trois énergies associées au snake. La fonctionnelle d'énergie attachée au snake est :

$$E(C) = \alpha E_{\text{continuité}} + \beta E_{\text{courbure}} + \gamma E_{\text{gradient}} + \lambda E_{\text{ballon}}$$

$\alpha, \beta, \gamma, \lambda$ sont des coefficients attribués à chaque énergie.

- **La quatrième étape** est destinée à faire évoluer la topologie des différentes régions de l'image. Pour chaque pixel (i,j) de l'image, la variation de l'énergie due à son transfert de sa région d'origine k vers une d'autres régions.

- Les étapes de l'approche proposée peuvent être organisées comme suit:

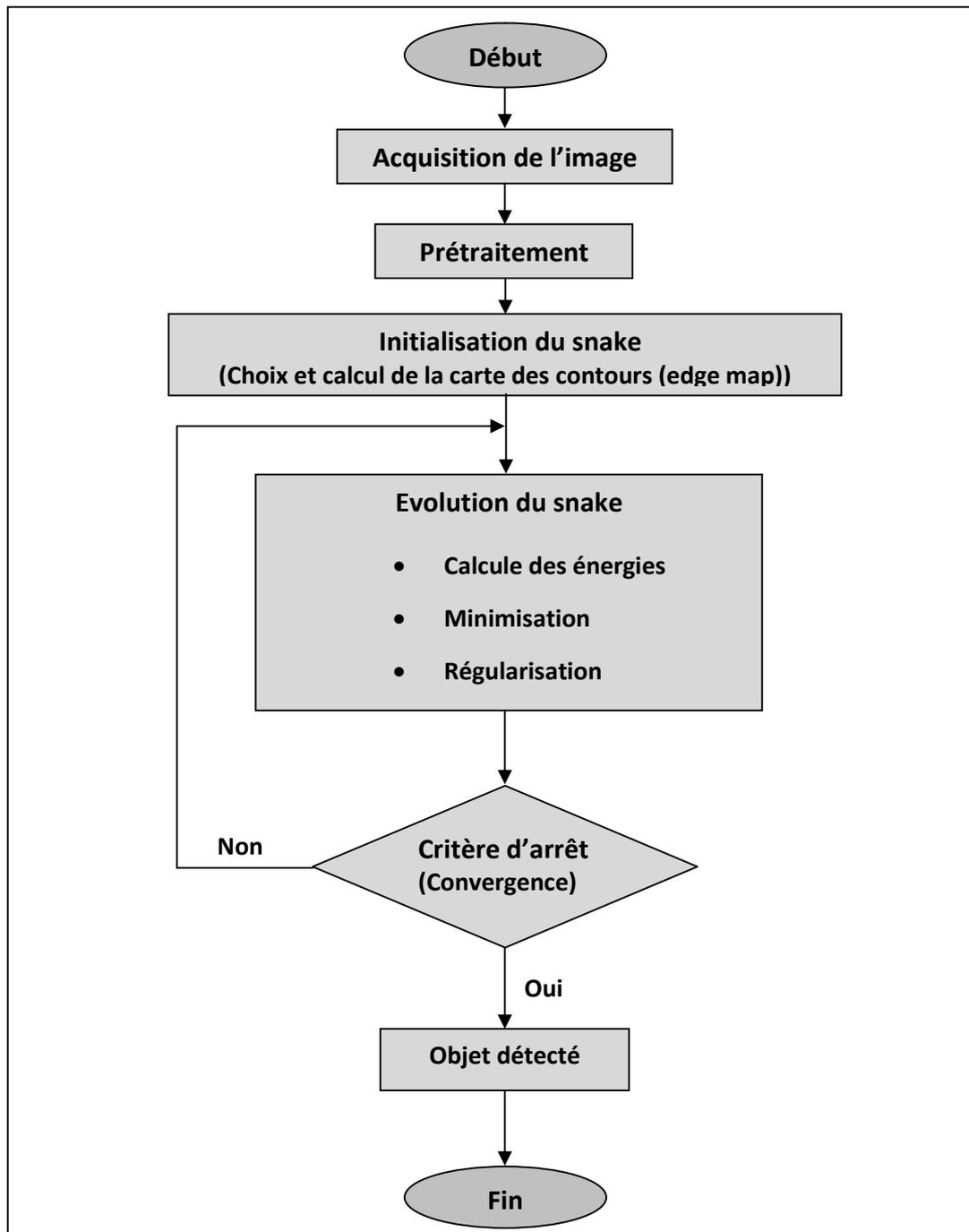


Figure 4.1. Diagramme en bloc de la méthode proposée

4.4 Paramètres de l'approche proposée

Dans cette approche, les résultats de segmentation dépendent de plusieurs paramètres :

- Les différents paramètres de pondérations liés aux caractéristiques de la courbe d'évolution (α et β , γ) où on doit produire une courbe régulière :
 - ✓ Alpha (l'élasticité de la courbe) ;
 - ✓ Beta (la courbure ou la rigidité de la courbe) ;
 - ✓ Gamma (la force d'énergie d'image).
- du détecteur de contours à utiliser, dans notre cas nous avons choisis le détecteur optimal de réponse impulsionnelle « **Canny** », du fait qu'il permet une bonne localisation des contours et Une bonne détection liée à la robustesse au bruit.

4.5 Présentation des images tests

Les images tests que nous avons utilisés dans le travail de simulation sont des images synthétiques et réelles de différentes tailles et format.

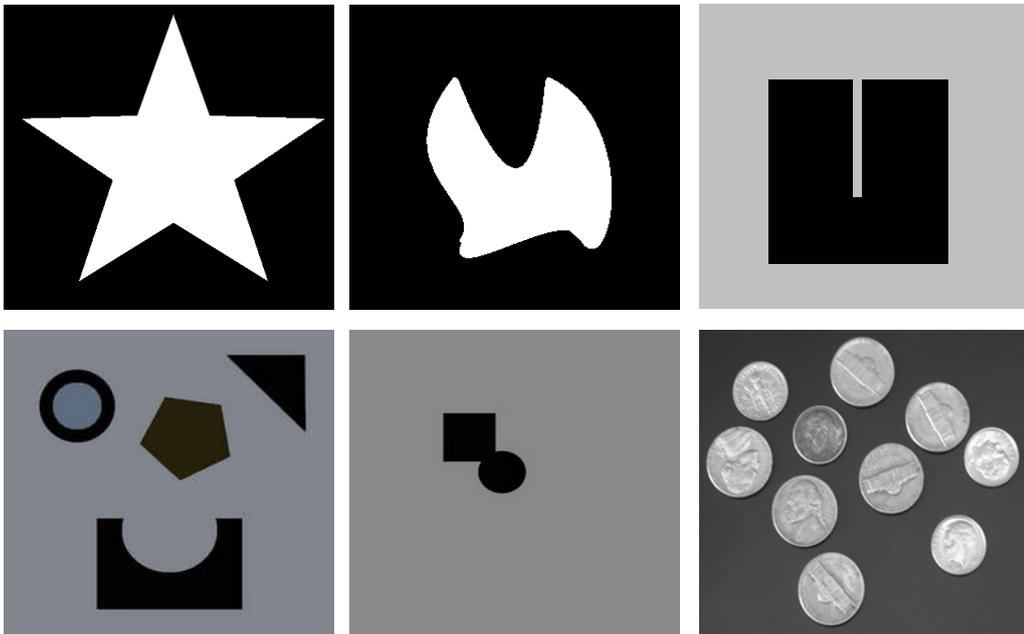


Figure 4.2. Images de synthèses (un et multi objet)



Figure 4.3. Images réels

4.6 Application et Résultats expérimentaux

Nous avons appliqué notre approche proposée sur plusieurs images de synthèse, Après plusieurs tests sur le choix du snake et les différents paramètres nous avons obtenu les résultats suivants :

4.6.1 Test sur des images synthétiques (un seul objet)

➤ Test 1 : Initialisation à l'extérieur de l'objet

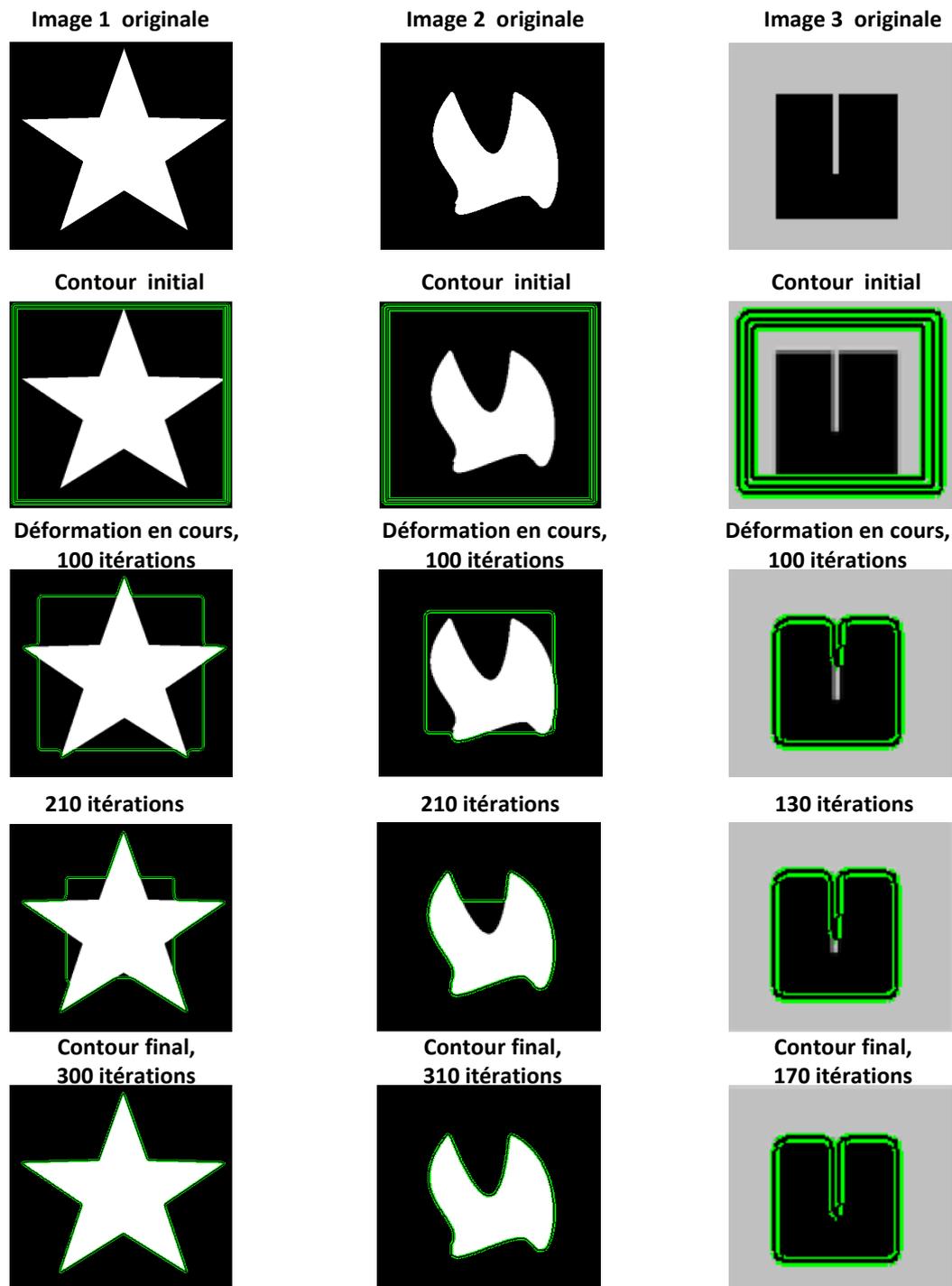


Figure 4.4. Evolution de la Segmentation d'image d'un seul objet par la méthode proposée. (Initialisation à l'extérieur de l'objet)

➤ Test 2 : Initialisation à l'intérieur de l'objet

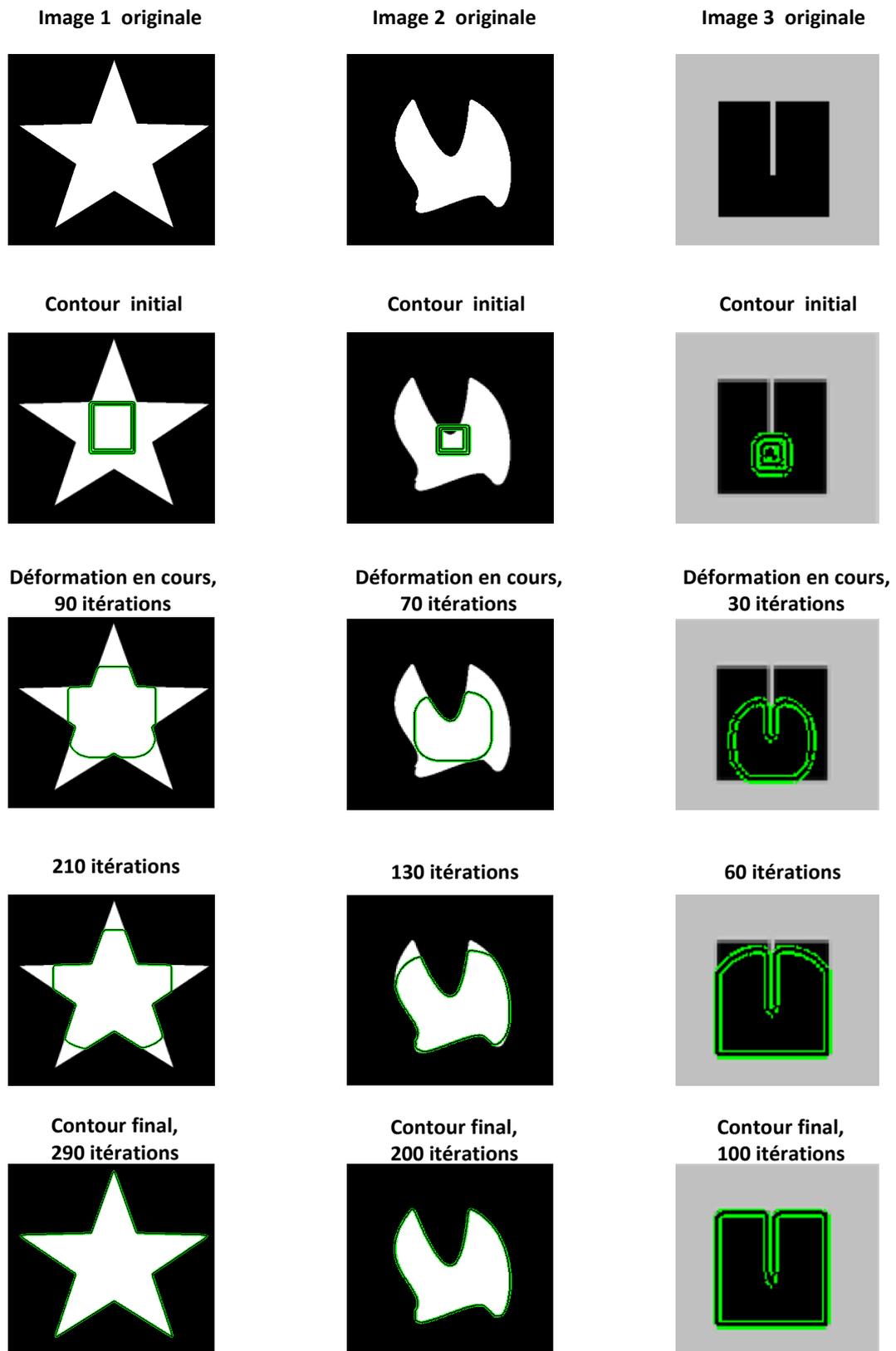
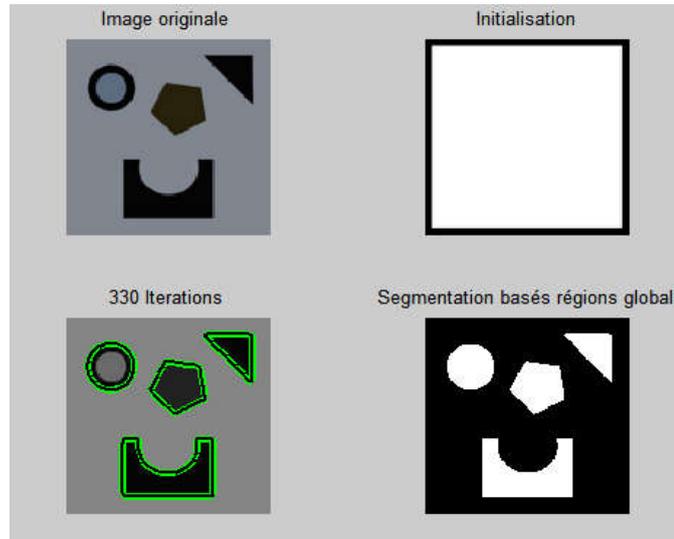


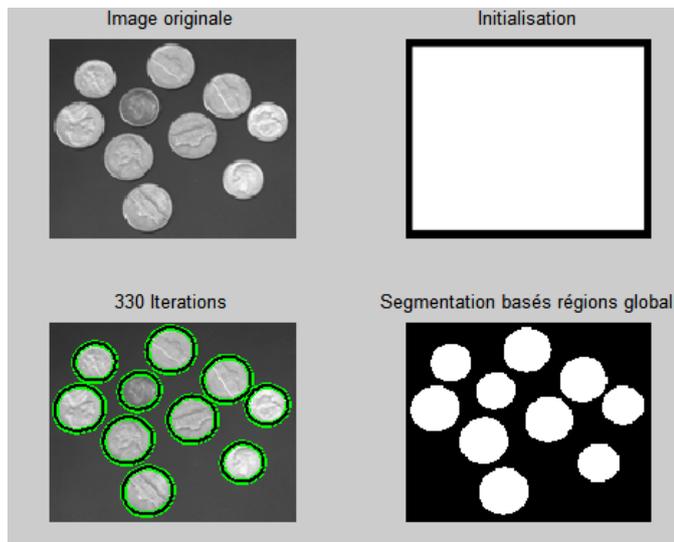
Figure 4.5. Evolution de la Segmentation d'image d'un seul objet par la méthode proposée. (Initialisation à l'intérieur de l'objet)

4.6.2 Test sur des images synthétiques (multi-objets)

➤ Test 1 :



➤ Test 2 :



➤ Test 3 :

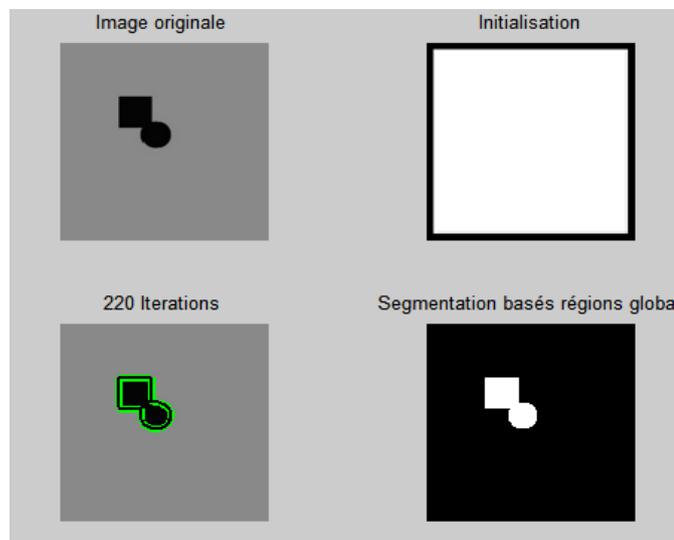
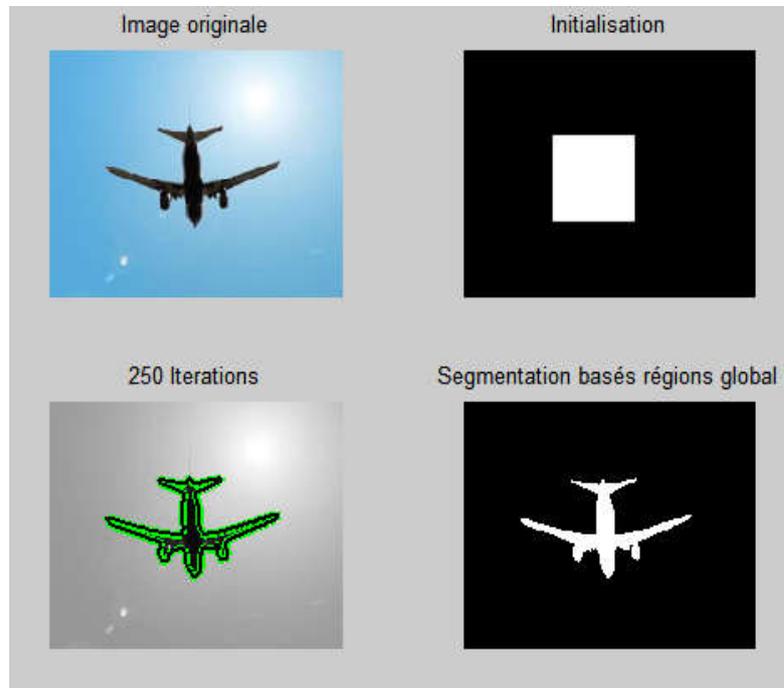


Figure 4.6. Segmentation d'image multi-objet par la méthode proposée.

4.6.3 Test sur des images réelles (un seul objet)

➤ Test 1 :



➤ Test 2 :

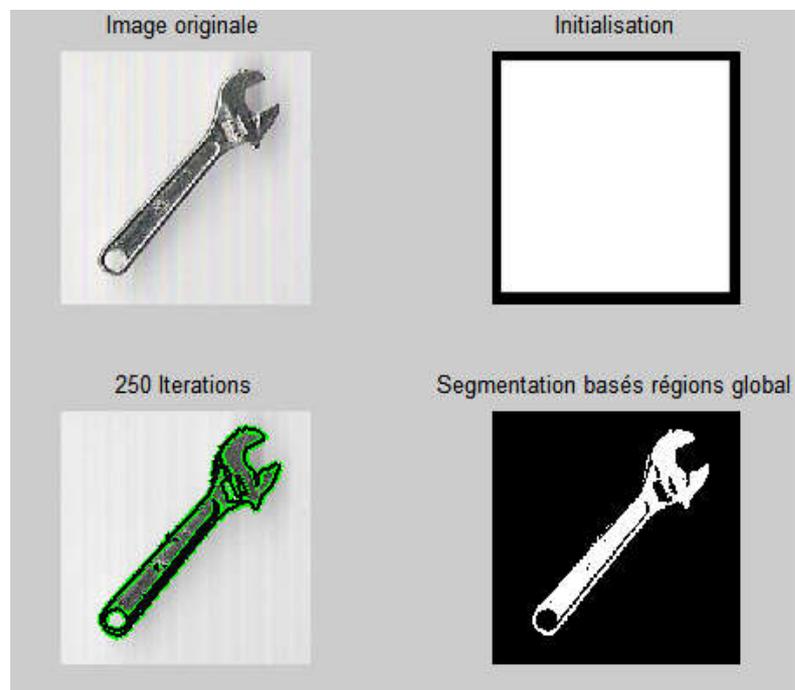


Figure 4.7. Segmentation d'images réelles d'un seul objet par la méthode proposée.

4.6.4 Test sur des images réelles (multi-objets)

➤ Test 3 :

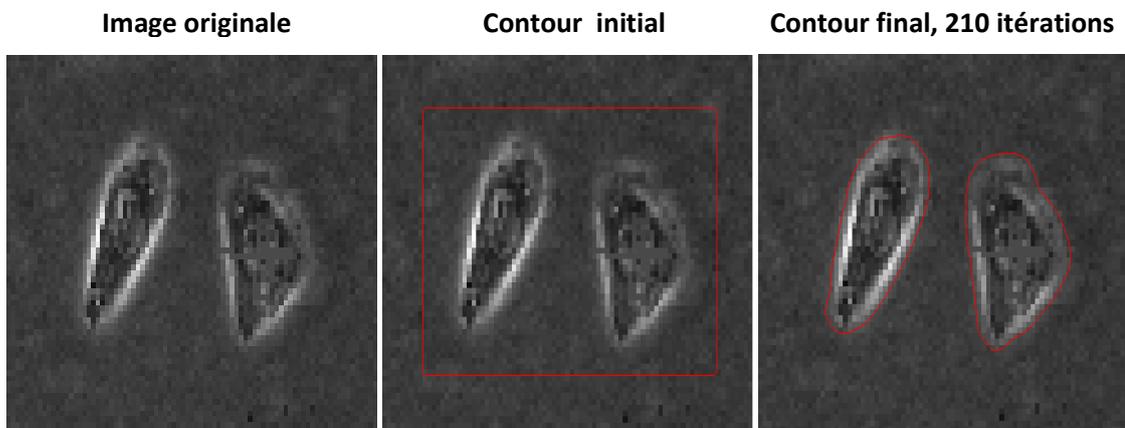


Figure 4.8. Segmentation d'images réelles multi-objets par la méthode proposée.

4.7 Analyse des Résultats

D'après Les résultats présentés ci-dessus, nous constatons que :

- Pour des images de synthèse d'un seul objet (figures 4.4 et 4.5), notre méthode converge de loin et converge dans les concavités avec précision. La convergence est ainsi accélérée doublement grâce à l'alternance des deux méthodes (force de pression et force de distance). On ajuste le nombre d'itérations pour chaque méthode pour avoir les meilleurs résultats, cela conduit à une plus grande souplesse dans le réglage des paramètres de convergence.
- Dans le cas des images de synthèse multi-objets (figures 4.6), notre méthode présente une aptitude à séparer les objets en occlusion ce qui peut être mis à profit pour explorer davantage la segmentation multi-objets.
- Pour les images réelles (figures 4.7), la méthode converge également de loin et dans les concavités. Pour l'image multi-objets, on remarque la détection d'une concavité très étroite. Un autre avantage observé sur l'image à deux objets (figures 4.8), est que le snake converge vers l'objet désiré bien que l'initialisation est plus proche d'un second objet. En effet, la méthode commence les itérations à l'aide de la force de pression en dégonflage. Un défaut observé est que le snake traverse les contours de faible gradient, cela est dû à la force Ballon qui est supérieure à la force gaussienne aux points de faible gradient de l'intensité. Par ailleurs, le calcul de la carte de distance est complexe et onéreux pour une image réelle, pour cela, nous

avons introduit une autre contribution à l'aide de la méthode de distance avec une carte de distance très simple du centre de gravité de l'objet à segmenter.

4.8 Conclusion

D'après les résultats exposés dans ce chapitre, on peut dire que les performances de segmentation de l'approche développée sont très intéressantes et compétitives avec ceux des techniques classiques les plus connues dans la segmentation d'images.

L'algorithme utilisé est basé sur l'utilisation de la carte de distance du centre de gravité qui est simple, rapide. En introduisant des paramètres variables et proportionnels au produit scalaire entre les forces de distance et la normale au contour actif la segmentation est nettement meilleure.

Les expérimentations ont été menées sur des images synthétiques et réelles. Les résultats obtenus montrent que cet algorithme présente de nombreux intérêts : D'une part, il y a une amélioration évidente de la méthode classique de distance. En effet, on obtient une segmentation précise et une meilleure convergence dans les concavités du fait que les forces pointent vers le centre de gravité. D'autre part, la carte de distance est très simple et très rapide à calculer et ne nécessite pas de binarisation de l'image donc pas de pertes d'information.

En outre, cette méthode permet une segmentation rapide et satisfaisante de beaucoup de types d'images.

Conclusion générale

La segmentation d'images est un problème mal posé car, on ne connaît pas la segmentation idéale, en rajoutant des contraintes de régularité, on arrive à avoir des solutions viables. A travers les résultats obtenus la segmentation d'images par la méthode des contours actifs présente des avantages certains par rapport aux méthodes classiques car, elle est basée sur des concepts mathématiques élaborés. En effet, c'est une méthode d'optimisation qui permet d'introduire une information à priori sur les objets ou les régions à segmenter. Ainsi, les contours sont définis comme des courbes ce qui permet d'éviter l'étape complexe et onéreuse de fermeture des contours dans la segmentation classique. Les résultats obtenus sur des images de synthèse et des images réelles nous ont permis de mettre en évidence les performances de chaque type de contours actifs. La conception d'un modèle de contours actifs nécessite de définir un critère dont le minimum correspond à l'objet ou aux objets à segmenter. On distingue principalement les critères basés contours et basés région. Ce critère doit comporter un terme d'attache aux données pour la mise en relation du modèle avec l'image et un terme de régularisation et éventuellement d'autres contraintes extérieures que L'utilisateur peut introduire. La dérivation de ce critère qui fait appel au calcul variationnel permet de déterminer, la vitesse d'évolution du contour actif. Enfin, vient l'étape d'implémentation par les level set pour les méthodes implicites, l'implémentation des méthodes explicites.

Le choix des paramètres n'est pas critique, il est assez facile à faire mais posera problème pour un utilisateur non spécialisé. Le bruit pose problème plus pour les méthodes basées contours que les méthodes basées région car la fonction d'arrêt dépend du gradient de l'image. Les domaines d'application sont très variés, de la reconnaissance des formes, à la robotique etc... Il n'existe pas de méthode applicable à tout type d'images. Pour des applications temps réel, il est préférable si possible

d'utiliser les contours actifs paramétriques pour leur rapidité. D'une manière générale les inconvénients sont le réglage des paramètres et la sensibilité au bruit à des degrés différents selon la méthode. Concernant, notre proposition, nous avons amélioré la méthode de distance classique. En effet, cette dernière présente l'inconvénient du calcul onéreux et non précis de la carte de distance car on utilise l'image binarisée, ajouté à cela la non convergence dans les concavités. Dans la méthode proposée, on calcule la carte de distance du centre de gravité de l'objet qui est simple et rapide, les forces externes ainsi obtenues pointent grossièrement vers l'objet. L'amélioration de notre algorithme consiste à utiliser des coefficients variables et proportionnels au produit scalaire entre ces forces de distance et la normale à la courbe ce qui permet d'éliminer les forces mal orientées. Notre méthode présente une grande aptitude à converger vers les concavités même étroites car les forces sont orientées vers le centre de gravité de l'objet. La comparaison avec la méthode Ballon révèle une meilleure convergence dans les concavités et une moindre tendance à la formation de boucles dans les angles. Pour notre application, les résultats sont satisfaisants pour les différents types d'images synthétiques et réelles.

L'algorithme que nous avons étudié a été réalisé en MATLAB ; vue la richesse d'informations qu'offre ce dernier, celui-ci a comblé nos lacunes et enrichi nos connaissances théoriques.

Enfin, pour terminer, ce modeste travail pourrait tester notre méthode sur différents types d'images telles que l'imagerie médicale.

Bibliographie

- [1] Kass. M, Witkin. A, Terzopoulos. D : 'active contour models',*Int. J of Computer Vision* 1:321–331, 1987.
- [2] V. Caselles, F. Catte, T. Coll, F. Dibos: 'A geometric model for active contours in image processing',*Numerische Mathematik*,66, 1-33, 1993.
- [3] V. Casselles, R. Kimmel et G. Sapiro : 'Geodesic active contours', *Fifth International Conference on Computer Vision (ICCV95)*, Cambridge, MA, USA, p. 694-699, 1995.
- [4] V. Casselles , Kimmel.R et Sapiro .G: ' Geodesic active contours', *International Journal Computer Vision* 22:61–79,1997.
- [5] S. Osher, J.A. Sethian: 'Fronts propagating with curvature dependent speed': Algorithms based on hamilton-jacobi formulation, *Journal of Computational Physics* , 79,12-49,1988.
- [6] M. Sandeli : 'Traitement d'images par des approches bio-inspirées'. Thèse de magister, Université Constantine 2, 2014.
- [7] Cohen. LD : 'On active contours and balloons', 'Computer Vision Graph Image Process': *Image Underst* 53:211–218, 1991.
- [8] Cohen. LD, Cohen. I : 'Finite-element methods for active contours models and balloons for 2-D and 3-D images'. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 15:1131–1147, 1993.
- [9] Xu C, Prince JL : 'Gradient vector flow: a new external force for snakes'. *Proc IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit*:66–71, 1997.
- [10] [Xu C, Prince JL : 'Snakes, shapes, and gradient vector flow'. *IEEE Trans Image Process* 7:359–369, 1998.
- [11] Xu C, & Prince JL: 'Generalized gradient vector flow external forces for active contours1', 'Signal processing', 71(2), 131-139, 1998.
- [12] R. Malladi, J.A. Sethian, B.C. Vemuri, 'Shape modeling with front propagation: a level set approach', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17,158-175,1995.
- [13] Goldenberg, R. Kimmel, R. Rivlin, E. Rudzsky, M: 'Fast geodesic active contours', *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10), 1467-1475, 2001.
- [14] Modava. M et Akbarizadeh.G : 'A level set based method for coastline detection of SAR images', In *Pattern Recognition and Image Analysis (IPRIA)*, 2017 3rd International Conference on (pp. 253-257),2017.

- [15] Osher, Stanley, and Nikos Paragios, eds: 'Geometric level set methods in imaging', vision, and graphics. Springer Science & Business Media, 2003.
- [16] N. Paragios, Mellina-Gottardo, O., & Ramesh, V: 'Gradient vector flow fast geodesic active contours', In Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001 (Vol. 1, pp. 67-73), 2001.
- [17] Sapiro, G. Geometric: 'partial differential equations and image analysis', Cambridge university press.(book), 2006.
- [18] Zhang, S., He, F., Zhang, Y., Wang, J., Mei, X., & Feng, T: 'Geometric active contour based approach for segmentation of high-resolution spaceborne SAR images', Journal of Systems Engineering and Electronics, 26(1), 69-76, 2015.
- [19] A.Bitam : 'analyse et segmentation d'image multi spectrales, application aux images MSG ' Thèse de doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2013.
- [20] Cocquerez et S.Philipp : 'Analyse d'image: Filtrage et segmentation', ouvrage collectif coordonné par : J.-P. Préface de H.MAÎTRE, édition Masson, 1995.
- [21] T. Pavlidis, Y : 'Liow. Integrating region growing and edge detection', IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, Vol. 12 (3), 225-233, 1990.
- [22] S. A. Hojjatoleslami, J. Kittler: 'Region Growing: A New Approach', IEEE Transactions on Image Processing, 7(7), 1079-1084, 1998.
- [23] S. Beucher, F. Meyer: 'The morphological approach to segmentation: The watershed transformation, in Mathematical Morphology in Image Processing', E.R. Dougherty, Editor, Marcel Dekker Inc, New York, 433-481, 1993.
- [24] A. Shahzad, M. Sharif, M. Raza, K. Hussain: 'Enhanced Watershed Image Processing Segmentation', Journal of Information & Communication Technology 2 (1), 01-09, 2008.
- [25] S.L. Horowitz, T. Pavlidis: 'Picture Segmentation by a Directed Split and Merge Procedure', Proc. ICPR, Denmark, 424-433, 1976.
- [26] O. Ron, P. Keith, R. D. Raj: 'Picture Segmentation Using a Recursive Region Splitting Method', Computer Graphics and Image Processing, 8 (3), 313-333, 1978.
- [27] D. Mumford, I. Shah: 'Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems', Communication on Pure and Applied Mathematics, vol. 42 n°5, 667-685, 1989.
- [28] Chan.T, Vese.L : 'Active contours without edges', IEEE Trans Image Process, 10:266-277, 2001.
- [29] L.A. Vese and T.F. Chan : 'A Multiphase Level Set Framework for Image Segmentation Using the Mumford and Shah Model', International Journal of Computer Vision, 50 (3), 271-293, 2002.
- [30] D.J. Burr: 'Elastic Matching of Line Drawings ', IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), vol.3, N°6, pp.708-713, November 1981.

- [31] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos: 'Snakes: Active Contours Models', Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, pp.259-268, Juin 1987.
- [32] M. Gastaud: 'Modèles de contours actifs pour la segmentation d'images et de vidéos', Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, École doctorale de STIC, 2005.
- [33] J.J. Rousselle : 'Les contours actifs, une méthode de segmentation: Application à l'imagerie médicale', Thèse de doctorat, Université Francois Rabelais, Tours, 2003.
- [34] R. Courant and D. Hilbert : 'Methods of mathematical physics', volume 1, Interscience, New York, 1953.
- [35] Frédéric Cao : 'Geometric Curve Evolution and Image Processing', Springer, 2003.
- [36] R. Deriche et Olivier Faugeras : 'PDE's in Image Processing and Computer Vision INRIA Sophia-Antipolis, 2004.
- [37] Petr Dokladal: 'cours' Équations Différentielles Partielles et Traitement d'Images', <http://cmm.ensmp.fr/dokladal>.
- [38] Chunming Li, Chenyang Xu, Changfeng Gui, Martin D.Fox : 'Level Set evolution without re-initialization: A new Variational formulation', Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [39] S. Jehan-Besson : 'Modèles de contours actifs basés régions pour la segmentation d'images et de vidéos', Université Nice Sophia Antipolis, 2003.
- [40] C. Xu, Y. Anthony, J. Prince : 'On the relation ship between parametric and geometric active contours', Proc. of the 34th IEEE Asilomar Conference on signals, systems and Computers, pp. 483-489, 2000.