

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene



Faculté d'Electronique et Informatique
Département d'Electronique
Laboratoire de Communication Parlée
et de Traitement de signal

Thèse de Doctorat en Electronique

Option : Traitement d'images

Présentée par
MAROUF Abdelkader

THEME :

Contribution à la segmentation d'images par la méthode des contours actifs, application à l'analyse de scènes vidéo.

Soutenue publiquement le : 18/02/ 2019 devant le Jury composé de :

Mr TEFFAHI Hocine	Professeur à l' USTHB	Président
Mr HOUACINE Amrane	Professeur à l' USTHB	Directeur de thèse
Mme GOUMEIDANE Aicha Baya	Maître de Recherche au CRTI	Examinatrice
Mr DIAF Moussa	Professeur à l' UMMTO	Examinateur
Mr GUESSOUM Abderrezak	Professeur à l' USDBlida	Examinateur
Mme OUERZEDDINE Mounira	Professeur à l' USTHB	Examinatrice

**A la mémoire de mes parents et des proches
qui m'ont aidé à poursuivre mes études, il
s'agit de :**

**MAROUF Larbi
MAROUF Amar
MAROUF Med Tahar**

Inchallah, ils sont tous au paradis

Remerciements

Je remercie en premier mon directeur de thèse, Mr HOUACINE Amrane Professeur à la Faculté d'Electronique et informatique, USTHB, pour ses précieux conseils et son esprit de recherche.

Je remercie aussi le Professeur TEFFAHI Hocine de la même faculté pour avoir accepté de présider le Jury de cette thèse.

Je remercie vivement les Professeurs suivants : OUERZEDDINE Mounira de la même faculté (USTHB), GOUMEYDANE Aicha Baya du CRTI (Cheraga), GUESSOUM Abderrezak de l'Université Saad Dahleb de Blida (USDB) et enfin DIAF Moussa de l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou (UMM TO), d'avoir accepté d'examiner ce travail.

Je remercie également mon cousin Abderrahmane de Ain-Makhlouf pour sa gentillesse et sa serviabilité.

SOMMAIRE

INTRODUCTION	1
I- SEGMENTATION D'IMAGES : ETAT DE L'ART	3
I.1 Segmentation basée contours	3
I.1.1 Segmentation classique	3
I.1.2 Segmentation par contours actifs	5
I.2 Segmentation basée régions	7
I. 2.1 Méthodes statistiques	7
I. 2.2 Méthodes structurales	7
I.2.3 Contours actifs basés régions	7
I.3 Suivi de séquences vidéo	8
I.3.1 Estimation de mouvement	9
I.3.2 Segmentation	10
Conclusion	11
II-CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES	12
II.1 Définition	13
II.2 Energie d'un contour actif	13
II.3 Minimisation de la fonctionnelle d'énergie	15
II.4 Discrétisation de l'équation d'Euler-Lagrange	16
II.5 Optimisation de la fonctionnelle d'énergie	18
II.6 Implémentation des principales méthodes	19
II.6.1 Snake classique	20
II.6.2 Variantes	24
II.6.2.1 Modèle Ballon	24
II.6.2.2 Méthode de Distance	27
II.6.2.3 Gradient Vector Flow	29
II.7 Analyse des résultats	34
II.8 Introduction aux B-Snakes	36
Conclusion	38
III-METHODES IMPLICITES	39
III.1. Théorie de l'évolution des courbes	39

III.1.1 Déformation selon la courbure	40
III.1.2 Déformation constante	40
III.1.3 Level set	40
III.2. Contours actifs géométriques	42
III.2.1 Equation d'évolution	43
III.2.2 Formulation à l'aide des level set	43
III.2.3 Extraction de contours	43
III.3 Contours actifs géodésiques	44
III.3.1 Fonctionnelle d'énergie	44
III.3.2 Minimisation de la fonctionnelle d'énergie	45
III.3.3 Equation d'évolution de la courbe	46
III.3.4 Formulation par les level set	47
III.3.5 Discrétisation de l'équation d'évolution	48
III.3.6 Variantes	49
III.3.7 Essais	50
III.3.8 Analyse des résultats	52
III.4. Contours actifs basés régions	52
III.4.1 Fonctionnelle générale d'énergie	53
III.4.2 Equation d'évolution	53
III.4.3 Modèle de Mumford et Shah	53
III.4.4 Méthode de Chan et Vese	54
III.4.4.1 Fonctionnelle d'énergie	54
III.4.4.2 Formulation par level set	55
III.4.4.3 Equation d'évolution	56
III.4.5 Variantes	56
III.4.6 Essais	57
Conclusion	58

IV. AMELIORATION DES CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES

IV.1 Alternance des forces	59
IV.1.1 Principe	59
IV.1.2 Application	59
IV.1.3 Analyse des résultats	61

IV.2 Amélioration de la convergence par la carte de distance du centre de gravité	
IV.2.1 Paramètres fixes	61
IV.2.1.1 Force extérieure	62
IV.2.1.2 Application	62
IV.2.1.3 Analyse des résultats	64
IV.2.2 Paramètres variables	65
IV.2.2.1 Force extérieure	65
IV.2.2.2 Application	66
IV.2.2.3 Analyse des résultats	68
Conclusion	71
 V. SUIVI DE SEQUENCES VIDEO	 72
V.1 Séquence vidéo	72
V.2 Estimation de mouvement par flot optique et méthode de Horn et Shunck	
V.2.1. Contrainte d'intensité	74
V.2.2 Contrainte de régularité	74
V.2.3 Fonctionnelle d'énergie	74
V.2.4 Résolution numérique	75
V.2.5 Grands déplacements	75
V.3 Segmentation	76
V.4 Essais	76
V.4.1 Séquence 'walking person'	77
V.4.2 Séquence de la balle	78
Conclusion	80
 CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	 82
 BIBLIOGRAPHIE	 83

INTRODUCTION

La segmentation d'images est une opération de bas niveau qui a pour but la détection d'objets (segmentation basée contours) ou le partitionnement de l'image en régions homogènes au sens de la moyenne, la variance, le mouvement ou autres critères (segmentation basée régions). Cette étape peut être utilisée par d'autres étapes de haut niveau d'analyse d'images, telles que la reconnaissance des formes, l'interprétation, le diagnostic, le suivi de séquences vidéo etc..., réalisées par la vision par ordinateur. 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 [38]. 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 [9] et en 1995 et 97, les contours actifs géodésiques [10,11] implémentés à l'aide de la technique des level set ou courbes des niveaux [48]. 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 thèse est la segmentation d'images par la méthode des contours actifs et comme application l'analyse de scènes vidéo. 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 application, 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. L'application, de notre méthode au suivi de séquences vidéo donne des résultats satisfaisants.

Ce manuscrit de thèse présente les différents aspects considérés sur les contours actifs ainsi que notre contribution en vue de l'amélioration des performances. Celui-ci est organisé comme suit : Dans le premier chapitre, on traite de l'état de l'art de la segmentation d'images, particulièrement des différentes méthodes des contours actifs citées précédemment ainsi que l'application au suivi de séquences vidéo. Le deuxième chapitre traite des principales méthodes des contours actifs paramétriques. Au troisième chapitre, on développe les méthodes dites implicites, il s'agit de contours actifs qui utilisent la technique des level 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. Dans le chapitre quatre, on développe les contributions apportées à la segmentation d'images par contours actifs. Le cinquième chapitre traite de l'estimation de mouvement par le flot optique, notamment la méthode de Horn et Schunck pour sa rapidité et la précision. Cette dernière est utilisée pour l'étape d'estimation de mouvement inter-images dans le suivi de séquences vidéo par contours actifs. Notons que chaque fin de chapitre est illustrée par des résultats sur des images de synthèse et des images réelles. Le chapitre relatif à l'analyse de scènes est illustré par le suivi de deux séquences vidéo réelles.

Chapitre1

SEGMENTATION D'IMAGES ET TRACKING : ETAT DE L'ART

La segmentation d'images est une opération de bas niveau. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions homogènes ou en objets. Les régions sont telles que leur intersection est vide et leur réunion donne l'image initiale. L'étape de segmentation est utile pour des traitements haut niveau en aval tels que la reconnaissance de formes, la reconstruction 3D...

Le principe de la segmentation d'images consiste à extraire des primitives (contours, régions, formes, mouvement...) de l'image. Il est difficile de définir une bonne segmentation, cela dépend de l'application et de la nature de l'image. Cependant, on s'accorde sur les propriétés suivantes [20] d'une bonne segmentation :

Stabilité : La segmentation ne doit pas être trop sensible aux conditions d'acquisition.

Régularité : On doit obtenir des formes régulières simples à manipuler.

La segmentation d'images est basée sur la notion de différence et de similarité comme pour l'œil humain ce qui a donné naissance aux approches 'contours' et 'régions'. La première consiste à délimiter les régions par leurs frontières et la deuxième par leur homogénéité. Il existe une multitude de méthodes de segmentation d'images que l'on peut classer dans l'une ou l'autre approche.

I.1 Segmentation basée 'Contours'

I.1.1 Segmentation classique

Un contour est détecté par une transition plus ou moins brusque du niveau de gris. Cette transition est détectée par les maximas de la dérivée première dans la direction du gradient ou les passages par zéro de la dérivée seconde. La segmentation classique des images comporte quatre étapes :

- **Prétraitement**

Le prétraitement est une étape 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.

- **Détection de contours**

Cette étape a pour but de détecter un ou plusieurs objets d'intérêt, cependant le plus souvent il y a des fausses détections dues au bruit. Cette détection se fait par filtrage ou par

des masques des méthodes dérivatives à savoir : Sobel, Prewit, Robert, etc... La détection de contours peut se faire également en utilisant les passages par zéro du Laplacien.

- **Extraction de contours**

L'extraction de contours qui a pour but d'éliminer les fausses détections est réalisée généralement par seuillage à hystérésis.

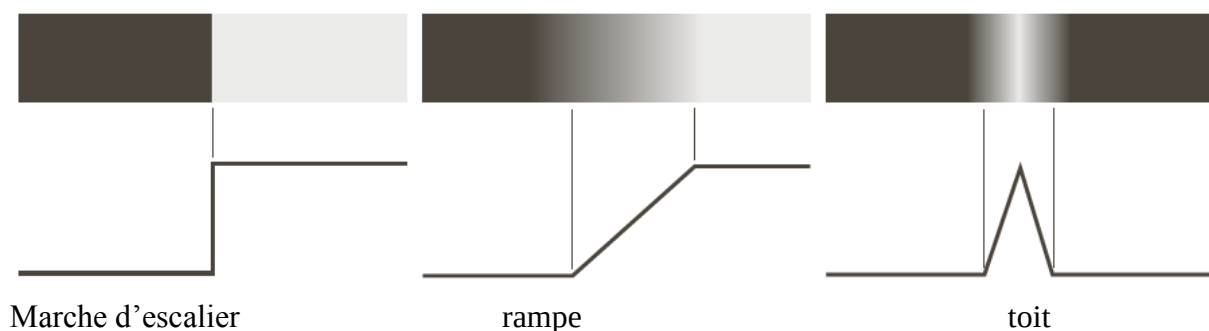
- **Chaînage des contours**

Cette étape a pour rôle la fermeture des contours du ou des objets contenus dans l'image. Elle est réalisée grâce aux méthodes de recherche dans les graphes, c'est donc une étape complexe coûteuse en temps de calcul comme signalé précédemment.

Les méthodes dérivatives sont simples à implémenter et rapides et permettent des applications en temps réel mais il est difficile de discerner les véritables contours, du bruit. Des approches plus élaborées par filtrage optimal dites méthodes analytiques sont apparues dans les années 90. On peut citer dans cette catégorie les filtres de Canny, de Dériché [20]. Il s'agit de trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle qui puisse satisfaire les trois critères suivants :

- Une bonne détection liée à la robustesse au bruit
- Une bonne localisation
- L'unicité de la réponse

L'inconvénient de toutes les méthodes citées ci-dessus demeure principalement l'étape de chaînage des contours. Pour avoir une idée de la difficulté de la segmentation, la figure suivante illustre les types de contours, bruités ou non que l'on rencontre dans diverses applications :



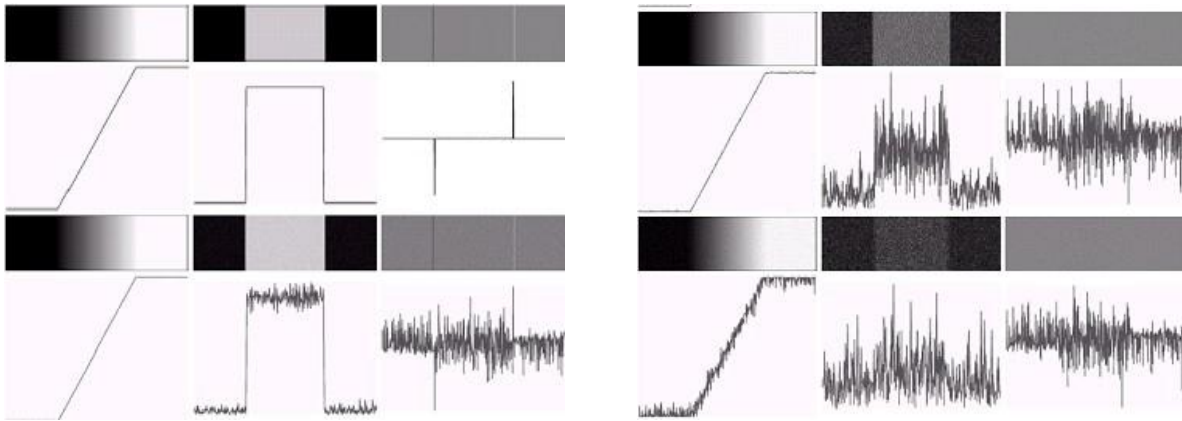


Fig.I.1 : Différents types de contours avec et sans bruit

Cette figure montre que, dans une image, un bruit peut se superposer aussi bien aux contours qu'aux zones homogènes.

Devant les problèmes inhérents à la segmentation classique, les recherches se sont orientées vers les modèles déformables ou contours actifs basés sur l'optimisation, le calcul variationnel et les EDP.

I.1.2 Segmentation par contours actifs

- **Contours actifs paramétriques**

Pour pallier aux problèmes de la segmentation classique, en 1987 Kass, Witkin et Terzopoulos [38] 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 [15], [16], la méthode de distance [16], et les méthodes basées sur le GVF (Gradient Vector Flow) [65,66,67]. Des articles récents confirment la popularité des modèles déformables, et proposent encore des variantes de plus en plus élaborées. En effet dans [60], les auteurs proposent un calcul rapide du GVF, une segmentation multi-objets est proposée dans [22], de même une méthode de contours actifs paramétriques utilisant une énergie indépendante de la

paramétrisation est développée dans [34], de même [6] est un ouvrage complet sur les modèles déformables etc... L'inconvénient majeur des contours actifs paramétriques est la détection d'un seul objet à la fois. Pour cela nous allons introduire un autre type de contours actifs.

- **Contours actifs géométriques et géodésiques**

V. Caselles et al [9] ont introduit en 1993 le modèle des contours actifs géométriques qui permet de résoudre les problèmes inhérents aux contours actifs paramétriques. 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.

En 1997, V. Casselles , R. Kimmel et G. Sapiro, [10], [11], 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 Reimanien. 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 : [29,43,49,51,57,70].

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



Fig.I.2 : Segmentation de plusieurs objets à l'aide des contours actifs géodésiques [29]

I.2- Segmentation basée 'Régions'

La segmentation basée régions consiste à partitionner une image en un ensemble de régions connexes. Dans ce type de segmentation, on regroupe les régions suivant un critère

(statistique tel que la moyenne, la variance, la texture, le mouvement, etc...). Il y a dans cette catégorie les méthodes statistiques qui utilisent l'histogramme pour séparer les régions, les méthodes structurales : croissance de régions, split and merge qui utilisent un critère de la moyenne de l'intensité pour regrouper des régions [20]. Enfin, la segmentation par contours actifs basés régions est plus puissante et robuste au bruit donc très populaire.

I.2.1-Méthodes statistiques

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 utilisées 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.

I.2.2. Méthodes structurales

Dans la méthode par croissance de régions (ou region growing), on initialise une région R à un pixel ou à un groupe de pixels, considéré comme germe (seed). On ajoute à R tous les pixels ayant une intensité proche de l'intensité moyenne de R. On regroupe donc les régions selon un critère d'homogénéité. 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. Dans la même catégorie, on a la méthode Split and Merge (décomposition et fusion).

I.2.3. Contours Actifs basés 'Régions'

Dans ce type de modèles, on utilise une fonctionnelle d'énergie comportant une information globale à l'aide de descripteurs de régions et une information locale sur le contour. Ces descripteurs sont définis à l'aide de grandeurs statistiques : moyenne du niveau de gris de la région, variance, entropie ou autres. La fonction d'arrêt sur les frontières dépend des descripteurs de régions et non pas du gradient de l'image. Pour cela, ce type de contours actifs 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 [12] 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) [62]. Des résultats intéressants ont été obtenus jusqu'à quatre régions. Il est à signaler des travaux récents dans ce sens : [2], [18], [37], [46], [14].

I.3. Suivi de séquences vidéo

L'application la plus immédiate de la segmentation d'images est le suivi de séquences vidéo, très souvent, on utilise les contours actifs car très adaptés à ce type d'applications. En effet, un contour actif se stabilise sur les frontières d'un objet, si ces dernières bougent, le snake suit si le mouvement est faible. C'est le principe d'analyse de scènes vidéo ou tracking, illustré par les contours labiaux de la figure suivante:

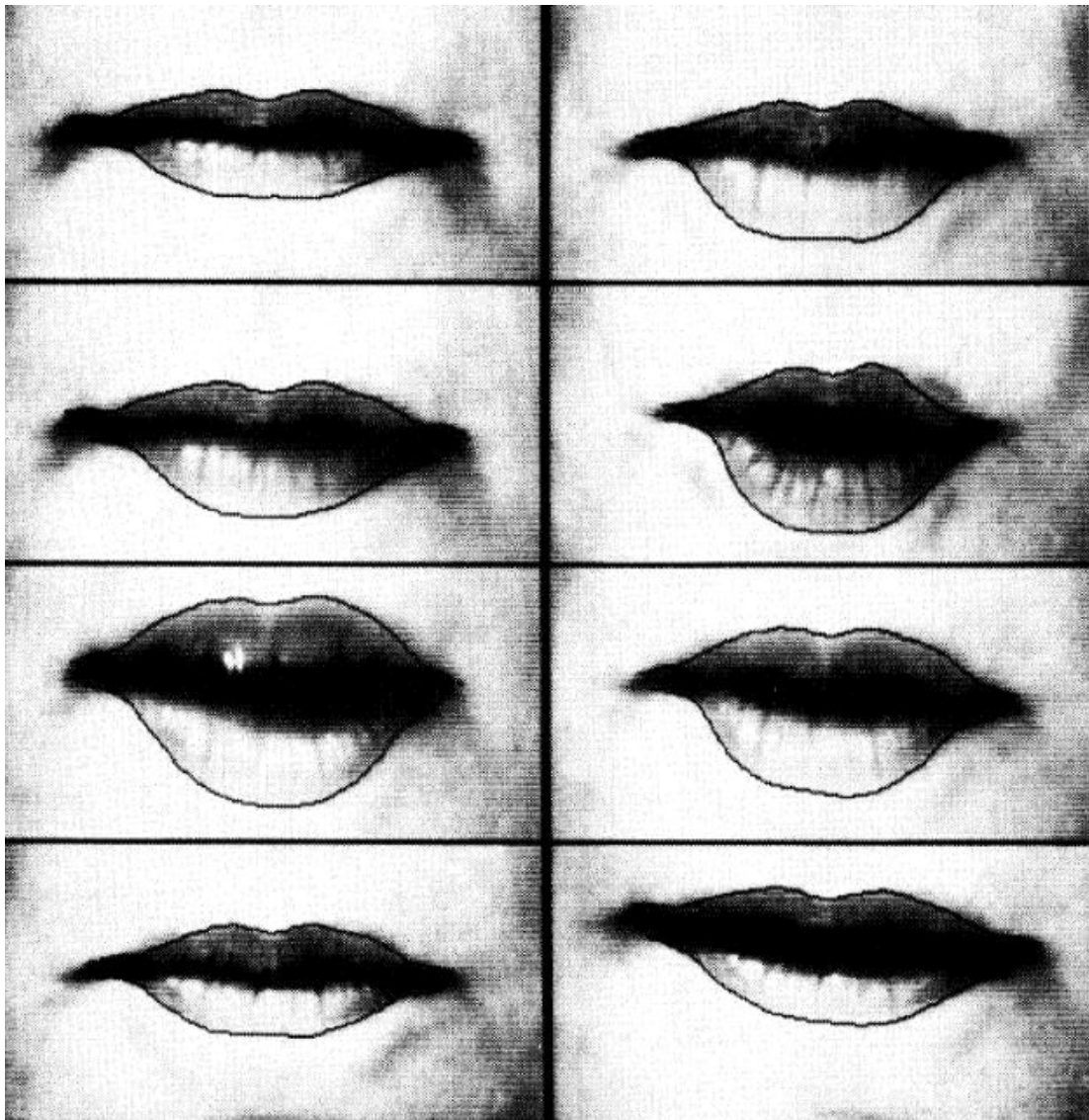


Fig.I.2 : Suivi de contours labiaux [38]

Dans le cas où le mouvement entre deux images est important, une étape d'estimation de mouvement est nécessaire. L'analyse de scènes vidéos possède une multitude d'applications, à savoir : La vidéosurveillance, la compression vidéo, l'imagerie médicale, la robotique etc...

Le suivi comporte une étape d'estimation de mouvement et une étape de segmentation du ou des objets suivis. Beaucoup de travaux sur l'analyse de scènes vidéo viennent enrichir ce type d'applications [7,13,50,61] .

I.3.1 Estimation de mouvement

- **Flot optique**

Le flot optique permet de calculer le flux du vecteur vitesse entre deux images successives d'une séquence en faisant une hypothèse de constance de l'intensité de l'image dans une séquence vidéo. Dans cette catégorie, on trouve les méthodes variationnelles, les méthodes fréquentielles et les méthodes par corrélation. En se limitant au cas variationnel, on peut citer la méthode de Horn et Schunk [31], la méthode de Lucas Kanade, la méthode de Weickert et Schnorr [64], Bruhn et Weickert [8], la méthode la plus récente. Le calcul du flot optique inter-images dans une séquence vidéo est bien illustré par la figure suivante :

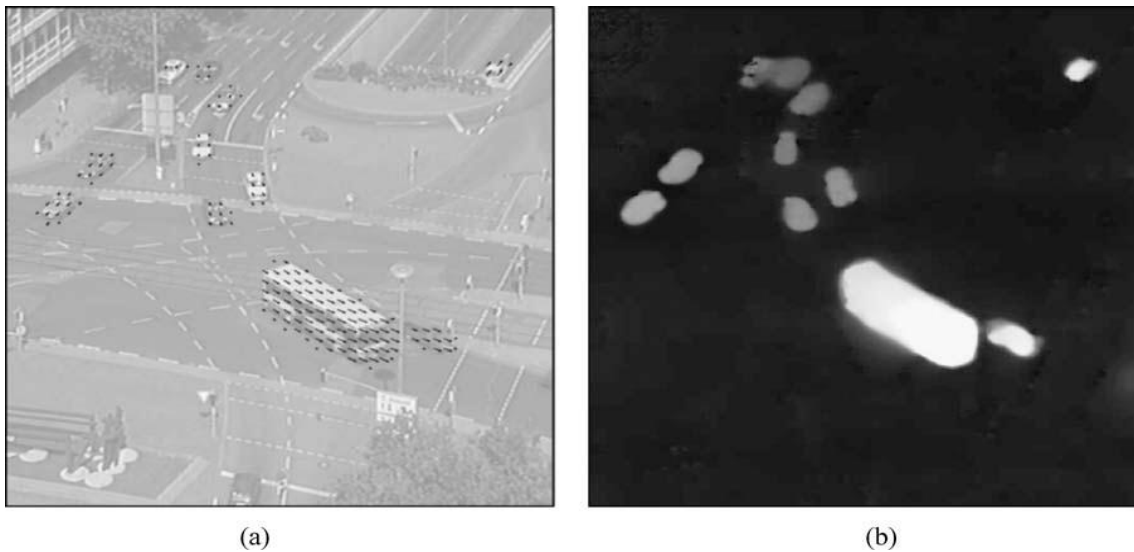


Fig.1.2 : (a) flot optique inter-images, (b) son amplitude traduite en niveau de gris

Le calcul du flot optique est rapide et précis mais il suppose des déplacements faibles entre deux images successives. Dans le cas de grands déplacements on fera appel au flot optique multirésolution.

- **Filtre de Kalman**

Ce type de filtre de prédiction est souvent utilisé pour déterminer la trajectoire d'un objet en mouvement en suivant par exemple son centre de gravité comme le montre la figure suivante :

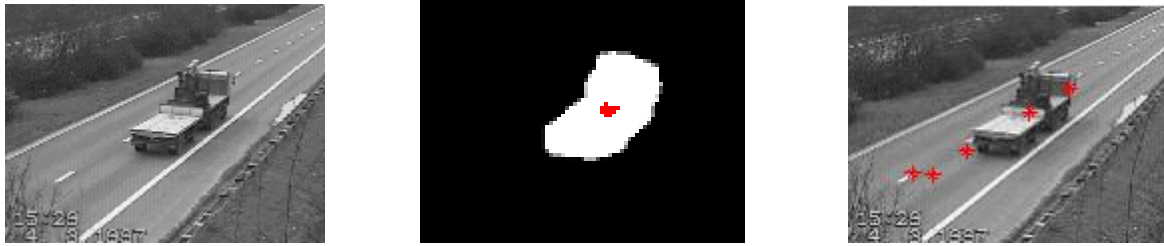


Fig.I.2 : Suivi du centre de gravité d'un mobile par filtre de Kalman

I.3.2 Segmentation

Un grand nombre de travaux existent sur la segmentation. Mais il n'y a pas de méthode générale. La nature des applications est très diversifiée : Suivi d'une ou plusieurs personnes, de voitures, du rythme cardiaque, des contours labiaux, etc... Pour cela la problématique posée par le tracking dépend du type de séquences vidéo on peut donc avoir les cas suivants:

- Caméra fixe ou mobile
- Un ou plusieurs objets en mouvements
- Objets rigides ou non
- Attributs de niveaux de gris, de couleur, de texture...
- Présence ou absence d'occlusion
- Présence ou non d'ombres

Intuitivement le type de segmentation qui peut s'adapter à cette multitude de problèmes est la segmentation par contours actifs. En effet dans la littérature, il y a eu plusieurs travaux sur le suivi à l'aide des contours actifs paramétriques, contours actifs géodésiques ou basés régions. Parmi ceux-ci la méthode de Chan et Vese s'avère très tolérante vis à vis du problème d'initialisation et robuste au bruit. Aussi, Ranchin et Dibos [54], [55] ont utilisé le flot optique et les contours actifs basés régions pour segmenter les objets en mouvement.

Conclusion

Vue la diversité des applications il est difficile d'établir un algorithme qui fonctionne dans tous les cas. On peut simplement dire que les contours actifs sont bien adaptés pour la segmentation d'images, en effet ces méthodes proposent un cadre formel et plus général que la segmentation classique. Il existe plusieurs modèles mais le plus souvent, basés sur les mêmes concepts mathématiques élaborés tels que : l'optimisation, le calcul variationnel et les équations aux dérivées partielles (EDP). Grâce à cela, 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. L'utilisateur doit choisir le modèle adéquat pour son application selon le type d'images considérées. Pour des applications temps réel avec un seul objet, les contours actifs paramétriques sont les plus indiqués. Pour la segmentation multi-objets les méthodes implicites, à savoir, les contours actifs géométriques, géodésiques et les contours actifs basés régions seront les plus adaptées.

Chapitre2

CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES

Depuis leur introduction en 1987 par Kass et Al [38], [33] les contours actifs gagnent en popularité et font encore l'objet de multiples recherches du fait du large éventail des tâches qu'ils peuvent accomplir à savoir : détection de contours, de contours subjectifs, suivi d'objets en mouvements, correspondance stéréo, etc.... L'éventail d'applications, selon le type de tâche, va du biomédical à la robotique, à la reconnaissance des formes au suivi de séquences vidéo etc...

Pour pallier aux limitations des méthodes classiques de segmentation d'images, celle-ci est formulée, grâce aux contours actifs, dans un cadre formel et plus général comme une méthode d'optimisation. Le principe de la méthode de segmentation par contour actif est qu'on initialise une forme autour de l'objet à segmenter, cette dernière se déforme itérativement, jusqu'au frontières de l'objet d'intérêt. Cette déformation ou évolution de la courbe est guidée par la minimisation d'une fonction objectif ou fonction de coût dite énergie du contour actif ou snake. Cette énergie est définie telle qu'elle présente un minimum local ou global aux frontières de l'objet à détecter. L'énergie d'un snake comporte essentiellement un terme d'attache aux données de l'image qui va servir à la segmentation et un terme qui représente une contrainte de régularisation ou lissage de la courbe durant son évolution. On peut ainsi évaluer la qualité d'une segmentation [4] entre autres par sa rapidité à atteindre un minimum local ou global représentant l'indice recherché, sa sensibilité à l'initialisation ou non, la régularité de la solution finale etc... Ainsi les contours sont définis comme des courbes, ce qui permet d'éviter l'étape de fermeture des contours dans la segmentation classique des images.

Dans ce chapitre, nous traitons des méthodes explicites ou contours actifs paramétriques les plus connus principalement à l'aide du calcul variationnel [3,4]. Nous développons la méthode de base ou snake classique et ses variantes [69], à savoir le modèle Ballon [15],[16], la méthode de distance [16] et le GVF (gradient vector flow) ou flux du vecteur gradient [65], [66],[67]. Ces dernières viennent pallier au problème de l'initialisation, de la convergence en général et de la convergence dans les concavités en particulier. La stabilité, la rapidité, la robustesse au bruit sont aussi des critères à prendre en compte. La fin du chapitre est illustrée par des résultats avec l'image de synthèse bien connue en forme de U et une image réelle fortement bruitée d'une personne qui marche, cela pour toutes les méthodes considérées. Il s'ensuit, une analyse de ces résultats du point de vue de la convergence, de la rapidité, en

fonction de l'initialisation, du choix des paramètres de l'équation d'évolution et de la carte des contours. Des travaux de plus en plus performants et plus récents sur les contours actifs paramétriques existent, [42, 44, 58, 59, 63] etc...

II.1 Définition

Dans la méthode des contours actifs, un contour déformable ou contour actif ou snake est une courbe paramétrée dans le plan (x, y) de l'image :

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad s \in [0, 1]$$

Pour un snake fermé on a: $v(0) = v(1)$

Avec s abscisse curviligne et $v(s)$ un point de la courbe.

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.

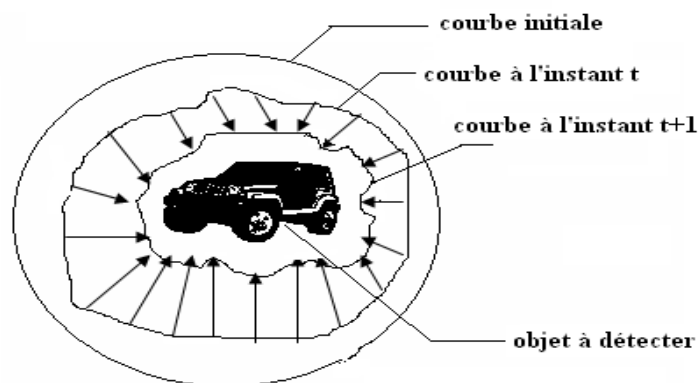


Fig.II.1 : Contours actifs, itérations

II.2 Énergie d'un snake :

Dans une image, les contours sont caractérisés par un fort contraste de l'intensité lumineuse. Dans la segmentation par contours actifs, on définit une fonction de coût positive, dérivable et dont un minimum local correspond aux frontières de l'objet à segmenter. Cette fonction exprimée sous la forme d'une intégrale curviligne qui dépend des données de l'image est dénommée énergie image ou énergie potentielle P ou énergie externe E_{ext} . La minimisation de cette énergie permet de segmenter un objet avec une courbe qui peut présenter des irrégularités (oscillations, angles, boucles...). Pour cela, on rajoute une

contrainte de régularité qui dépend uniquement de la forme du snake et dénommée énergie interne, l'énergie totale E est la somme de ces deux types d'énergie. La minimisation de E va permettre une segmentation qui sera un compromis entre la qualité de la segmentation et sa régularité. La fonction de coût attribuée à un snake est définie à l'aide des deux termes cités précédemment :

$$E(C) = E_{int}(C) + E_{ext}(C)$$

Avec C contour actif.

II.2.1. Energie interne

Le problème de la segmentation d'images est mal posé car la dérivation est elle-même un problème mal posé. Il est donc nécessaire de limiter l'espace de recherche des solutions en introduisant dans la formule de l'énergie des contraintes de régularité dénommées énergie interne issue de la théorie de régulation de Tikhonov [20] :

$$E_{int}(C) = \int_0^1 \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds$$

Le premier terme de la dérivée première de la courbe v est dit énergie de continuité, ce terme influence la longueur de la courbe, son poids $\alpha(s)$ positif, contrôle donc son élasticité. Le second terme de la dérivée seconde de la courbe, pondéré par le coefficient $\beta(s)$ positif, agit sur la courbure du snake, il contrôle donc la rigidité du snake. En minimisant, l'énergie interne, le snake se rétracte et tend vers un point, pour détecter les frontières d'un objet, on rajoute un terme d'attache aux données dit énergie image.

II.2.2. Energie externe

L'énergie externe permet l'ajustement du modèle aux données. Sachant qu'on est dans le cas d'une segmentation basée contour, on s'intéresse donc aux variations brusques de l'intensité de l'image. On définit l'énergie externe E_{ext} par :

$$E_{ext}(C) = E_{image}(C) + E_{cont}(C)$$

Avec E_{image} l'énergie image ou énergie potentielle P qui représente le terme d'attache aux données et défini comme suit:

$$E_{image} = w_1 E_{line} + w_2 E_{edge} + w_3 E_{term}$$

Avec :

$$E_{line} = \pm I(v(s)) \quad I \text{ l'intensité de l'image et}$$

$$E_{edge} = -|\nabla I(v(s))|^2$$

$$\nabla I(x, y) \text{ est le gradient de l'image } I \text{ en } v(s)$$

Une formulation générale de l'énergie image est donnée par :

$$E_{edge} = g(\nabla I(v(s)))$$

Avec g fonction décroissante du gradient de l'image.

L'énergie image ou énergie potentielle E_{line} , définie simplement comme étant l'intensité de l'image, permet de détecter les lignes sombres ou les lignes claires selon le signe.

Par ailleurs, on définit une énergie E_{edge} à l'aide du gradient de l'image, ce terme présente un minimum aux gradients élevés de l'image, cela permet d'attirer le snake vers les contours à forts contrastes de l'image ou gradient maximal.

Le terme E_{term} permet de détecter les terminaisons et les coins (très grande courbure) ne fait pas l'objet de notre étude. Les facteurs w_i représentent les poids respectifs positifs de chaque terme.

L'énergie externe comporte parfois un terme E_{cont} dit énergie de contrainte introduite par l'utilisateur, elle sert à imposer des points de passage obligé pour le snake, elle peut provenir d'une information de haut niveau ou définie par l'utilisateur. Très souvent, on utilise aussi une contrainte de type ballon (voir plus loin le modèle ballon) pour gonfler ou dégonfler le snake pour accélérer la convergence. En l'absence de E_{cont} , l'énergie externe n'est autre que l'énergie image. Finalement l'énergie totale E d'un contour actif est définie par la fonctionnelle suivante :

$$E(C) = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + \lambda E_{ext}(v(s)) ds$$

$$E(C) = \int_0^1 \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 + \lambda E_{ext}(v(s)) ds \quad (II.1)$$

Avec λ coefficient positif qui permet d'ajuster les poids respectifs de E_{ext} et E_{int} pour obtenir une segmentation de qualité.

II.3 Minimisation de la fonctionnelle d'énergie

La détection de contours revient à la recherche d'un minimum local de la fonctionnelle d'énergie, cette dernière n'étant pas convexe, on se contentera du minimum local le plus proche du contour initial. Pour minimiser la fonctionnelle d'énergie E ou fonction de coût qui se présente sous la forme d'une intégrale curviligne, on doit résoudre l'équation d'Euler-Lagrange correspondante, $\nabla E = 0$. Cette équation est déterminée à l'aide du calcul variationnel [3] qui suit, appliqué à la fonction de coût $E(C)$:

Dans le cas général une énergie $E(v(s))$ à minimiser qui se présente sous la forme :

$$E(v(s)) = \int_0^1 F(s, v(s), v'(s), v''(s)) ds$$

L'équation d'Euler-Lagrange correspondante est donnée par $\nabla E = 0$:

$$\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) + \frac{d^2}{ds^2} \left(\frac{\partial F}{\partial v''} \right) = 0$$

L'application à l'équation (II.1), donne :

$$\frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha(s) \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta(s) \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right) - \lambda \nabla E_{ext} = 0 \quad (II.2)$$

En dérivant par rapport à l'abscisse curviligne, l'équation (II.2) devient :

$$\frac{1}{h^2} [(\alpha_{i+1}(v_{i+1} - v_i) - \alpha_i(v_i - v_{i-1})) - \frac{1}{h^4} [(\beta_{i-1}(v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i) - 2\beta_i(v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}) + \beta_{i+1}(v_i - 2v_{i+1} + v_{i+2}))] - \lambda \nabla E_{ext} = 0 \quad (II.3)$$

En prenant $\alpha(s) = \alpha$ et $\beta(s) = \beta$, l'équation (II.3) devient :

$$\alpha v'' - \beta v'''' - \lambda \nabla E_{ext} = 0 \quad (II.4)$$

Une force correspond à un gradient signé de l'énergie, donc l'équation précédente (II.4) devient une équation d'équilibre des forces internes et externes :

$$\begin{aligned} F_{int} + F_{ext} &= 0 \\ \text{Avec :} \quad F_{int} &= \alpha v'' - \beta v'''' \\ F_{ext} &= -\nabla E_{ext} \end{aligned} \quad (II.5)$$

II.4 Discrétisation de l'équation d'Euler-Lagrange

La recherche de la courbe réalisant le minimum d'énergie (équation (II.1)) nécessite la résolution de l'équation aux dérivées partielles (II.4) et ceci passe par une phase de discrétisation à l'aide de la méthode des différences finies. Le snake est discrétisé en polygone, en N points appelés nœuds $(v_0, v_1, v_2, \dots, v_{N-1})$ avec $v_i = (x(ih), y(ih)) = (x_i, y_i)$, h étant le pas spatial. Ce polygone peut être considéré comme une courbe linéaire par morceaux, les nœuds du snake sont séparés par un pas spatial h à l'initialisation proche de l'unité. Dans le but de garder ce pas pratiquement constant alors que la longueur du snake varie au cours des itérations on effectue un reparamétrage ou ré-échantillonnage du snake en changeant le nombre de nœuds en fonction de la longueur.

Les dérivées premières et secondes par rapport à l'abscisse curviligne s au nœud i, du vecteur v sont approximées par :

$$\frac{\partial v_i}{\partial s} \approx \frac{v_i - v_{i-1}}{h} ; \quad \frac{\partial^2 v_i}{\partial s^2} \approx \frac{v_{i+1} + v_{i-1} - 2v_i}{h^2}$$

En prenant $\alpha_i = \alpha \forall i$ et $\beta_i = \beta \forall i$ l'équation (II.4) ci-dessus devient :

$$\beta v_{i-2} - (4\beta - h^2\alpha)v_{i-1} + (6\beta + h^2\alpha)v_i + (-4\beta - h^2\alpha)v_{i+1} + \beta v_{i+2} = \lambda h^4 F_{ext}$$

En faisant varier i de 0 à N-1 et en prenant h=1, on obtient un système matriciel linéaire à résoudre :

$$AV = F_{ext} \quad (II.6)$$

Avec A matrice de rigidité, $F_{ext} = (F_x, F_y)$

$$V = (X, Y) = (x_i, y_i); i = (0, 1, 2, \dots, N-1)$$

On aura donc deux systèmes d'équations linéaires en X et Y à résoudre :

$$AX = F_x \text{ et } AY = F_y$$

Les courbes étant périodiques ($v(0) = v(N-1)$), A est la matrice de rigidité, elle est circulante, de taille NxN et quasi-pentadiagonale :

$$A = \begin{bmatrix} r & q & p & & & p & q \\ q & r & q & p & & & p \\ p & q & r & q & p & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & p & q & r & q & p \\ p & & & & p & q & r & q \\ q & p & & & & p & q & r \end{bmatrix}$$

$$\text{Avec : } p = \beta; \quad q = -\alpha - 4\beta; \quad r = 2\alpha + 6\beta$$

Berger [4] a montré que la matrice A est singulière donc non inversible. D'où le système statique ci-dessus (II.6) n'a pas de solution.

II.5 Optimisation de la fonctionnelle d'énergie

La résolution du modèle statique ci-dessus donné par l'équation d'Euler-Lagrange (II.6) se fait en rendant le modèle évolutif en introduisant la variable temps t. Cela est rendu possible grâce à une méthode simple et rapide d'optimisation, à savoir la descente de gradient. Le principe de cette méthode itérative est que l'on prend un pas spatial $\partial v = (\partial x, \partial y)$ proportionnel à $-\nabla E$ pour s'assurer d'une direction de descente vers un minimum le plus proche. Pour résoudre donc l'équation d'Euler-Lagrange, on rajoute un terme temporel au second membre de l'équation (II.4) qui s'annule à l'équilibre des forces internes et externes

c'est-à-dire sur les frontières de l'objet. La courbe $v(s)$ devient $v(s, t)$, l'équation générale d'une descente de gradient est :

$$\frac{\partial v}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial v}$$

∂t est une constante dite temps artificiel, la courbe v correspondant à l'équilibre représente la solution de l'équation d'Euler-Lagrange $\nabla E = 0$, c'est le contour final.

Le gradient de l'énergie est donnée par l'équation (II.5), il est égale à la somme des forces internes et externes, d'où :

$$\frac{\partial v}{\partial t} = F_{int}(C) + F_{ext}(C) \quad (II.7)$$

En rajoutant les conditions initiales et les conditions aux limites, on aura le modèle évolutif :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial v}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} - \beta \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} - \lambda \frac{\partial P}{\partial v} \\ v(s, 0) = v_0(s) \\ v(0, 1) = v(0, N) \end{array} \right\}$$

Pour avoir la même dimension des deux côtés de l'équation dite d'évolution, on introduit un coefficient γ dit coefficient d'amortissement.

$$\gamma \frac{\partial v}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} - \beta \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} - \lambda \frac{\partial P}{\partial v} \quad (II.8)$$

Le dernier terme n'est autre que la force externe, on voit que l'équation ci-dessus est du type équation aux dérivées partielles (EDP) [24], sa discrétisation se fait à l'aide d'un schéma implicite, car plus stable, en considérant tous les points de la courbe. Cela donne le système matriciel suivant :

$$\gamma \frac{v^{t+1} - v^t}{\partial t} + Av^{t+1} = \lambda F_{ext}^t$$

$$\text{D'où : } v^{t+1} = (A + \theta I)^{-1}(\theta v^t + \lambda F_{ext}^t) \quad (II.9)$$

$$\text{Avec : } \theta = \frac{\gamma}{\partial t} \text{ et } I \text{ matrice identité}$$

L'équation (II.9) va donner lieu à deux équations similaires en x et y :

$$\begin{aligned} x^{t+1} &= (A + \theta I)^{-1}(\theta x^t + \lambda F_{ext}^t) \\ y^{t+1} &= (A + \theta I)^{-1}(\theta y^t + \lambda F_{ext}^t) \end{aligned} \quad (II.10)$$

La résolution se fait donc de manière itérative $v^{t+1} = f(v^t)$, l'équilibre est atteint sur les frontières de l'objet à segmenter pour $\frac{\partial v}{\partial t} = 0$ d'où $v^{t+1} = v^t$, c'est le contour final.

II.6 Implémentation

Dans cette partie, nous faisons une étude comparative de la méthode de base ou snake classique et les variantes qui sont venues améliorer cette dernière du point de vue de la convergence, de la rapidité, la robustesse au bruit. Ces changements ont été apportés au niveau de la force externe, les principales variantes sont, la méthode Ballon, la méthode de distance et la méthode du flux du vecteur gradient ou Gradient Vector Flow (GVF). Pour cette étude comparative on utilise une image de synthèse en forme de U qui présente une concavité assez étroite et une image réelle d'une personne qui marche dans un environnement bruité en présence d'un trottoir qui peut être considéré comme un deuxième objet (de fort gradient) et une fenêtre représentant un troisième objet. Les paramètres sont choisis parmi des valeurs courantes, après une série d'essais et rectifications. L'énergie potentielle est choisie en fonction de l'image, pour l'image de synthèse, on utilise E_{line} et pour une image réelle, E_{edge} le plus souvent.

L'algorithme est le même pour toutes les méthodes :

- Prétraitement
- Choix et calcul de la carte des contours (edge map)
- Initialisation
- interpolation du snake pour avoir un pas constant environ $h=1$ entre deux nœuds.
- Déformation à l'aide du schéma implicite des itérations, équation (II.10).
- Reparamétrisation de la courbe pour maintenir toujours un pas spatial h pratiquement constant proche de l'unité.
- Affichages intermédiaires du résultat.
- Affichage du snake final à l'équilibre

La carte des contours permet d'avoir des valeurs maximales pour l'indice recherché en l'occurrence les contours. Cette carte des contours n'est autre que l'énergie image ou énergie potentielle au signe moins près. Au cours des itérations, l'étape de déformation du snake est réalisée à l'aide des forces externes obtenues par interpolation bilinéaire du gradient de l'image aux nœuds du contour actif. Il s'ensuit, la reparamétrisation ou ré-échantillonnage de

la courbe à chaque itération après déformation, cela sert à maintenir une distance pratiquement constante entre les nœuds. La distance entre les nœuds du snake ou points de contrôle doit être comprise entre deux valeurs d_{min} et d_{max} : si la distance entre deux nœuds est inférieure à d_{min} on rajoute un nœud entre les points considérés. Inversement si la distance considérée entre les deux mêmes nœuds est supérieure à d_{max} , on supprime un nœud. De cette façon, on garde un pas à peu près constant en général égal à 1.

II.6.1 Snake classique

C'est la méthode de base introduite par Kass et Al en 1988 [38] détaillée ci-dessus et qui sera beaucoup améliorée par des variantes que l'on traitera plus loin. Dans cette méthode, comme énergie externe, on utilise E_{line} ou E_{edge} ou la somme des deux, suivant l'image. cependant, l'initialisation doit être très proche de l'objet à segmenter. Pour atténuer ce problème, on utilise l'image lissée par un filtre gaussien, cela permet de réduire le bruit notamment dans les images réelles mais aussi d'augmenter relativement la zone d'attraction du snake. Pour le snake dit 'classique', on utilise donc l'énergie potentielle ou potentiel d'attraction $P(v)$ gaussien, défini par :

$$P(v) = \pm(G_\sigma * I(v))$$

ou bien par :

$$P(v) = -|\nabla(G_\sigma(v) * I(v))|^2$$

Ce sont respectivement les énergies images ou énergies potentielles E_{line} et E_{edge} notées $P(v)$ pour une image $I(v)$ lissée par un filtre gaussien $G_\sigma(v)$ bidimensionnel d'écart-type σ , * désigne la convolution. La force image ou force externe correspondante, dite force gaussienne est donnée par le gradient du potentiel :

$$F_{ext}(v) = -\nabla P(v) \quad (II.11)$$

Le filtrage gaussien qui a pour but de supprimer les bruits a par contre un effet de flou sur les contours. Pour y remédier, Kass et Al [38], suggère d'utiliser un écart type multi-échelle qui consiste à prendre un écart type σ élevé loin des contours et le réduire en s'en approchant. Cependant l'implémentation de cette idée n'est pas évidente sachant que les contours de l'objet ne peuvent pas être localisés a priori. Par ailleurs, la méthode ne converge pas dans les concavités car à ce niveau les forces sont horizontales égales et de sens opposées.

Le snake classique est très sensible aux valeurs des paramètres, à savoir le rapport des forces internes et externes λ , le pas temporel ∂t , le coefficient de frottement γ qui permet de contrôler la vitesse de convergence. En général, on choisit ∂t de telle sorte que le déplacement de chaque nœud ne dépasse pas un ou deux pixels. Pour le pas spatial h on le

choisit pas loin d'un pixel pour avoir une courbe d'apparence lisse. Par ailleurs, le terme de dérivée d'ordre 4 qui apparait dans l'équation d'évolution, pose des problèmes de discrétisation et d'instabilités numériques.

Vu le nombre important de paramètres, on fixe $\partial t = 1$ dans l'équation (II.10) des itérations, cela donne :

$$\begin{aligned} x^{t+1} &= (A + \gamma I)^{-1}(\gamma x^t + \lambda F_{ext}^t) \\ y^{t+1} &= (A + \gamma I)^{-1}(\gamma y^t + \lambda F_{ext}^t) \end{aligned} \quad (II.12)$$

Ces deux équations seront utilisées pour toutes les méthodes. On choisit après une série de tests les poids respectifs des forces internes (α et β) et des forces externes $\lambda = k_g$ ou coefficient de la force gaussienne et σ l'écart type du filtre gaussien.

II.6.1.1- Image de synthèse

Vue la simplicité de l'image, on utilise une carte des contours $f = -E_{line}$, simple qui consiste à utiliser l'image inversée suivi d'un filtrage gaussien.

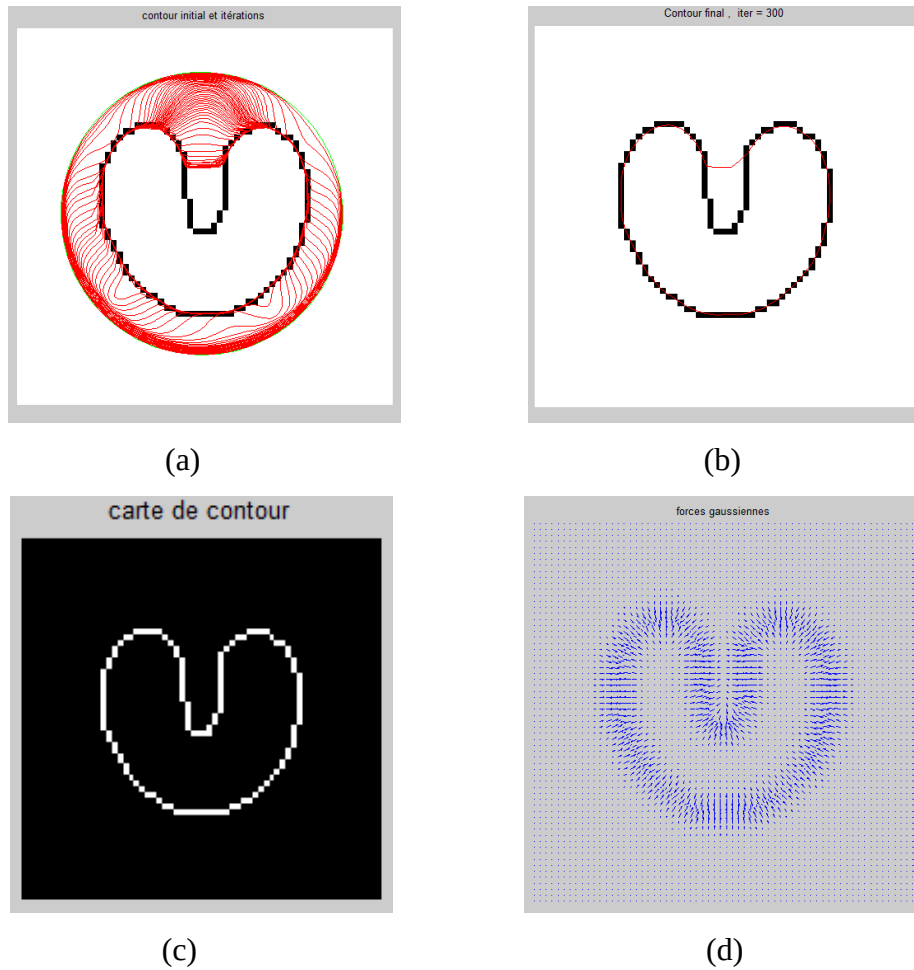


Fig.II.2 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours $f=(G_{\sigma} * I_{inv})$; $\sigma = 1.5$; (d) champ des forces. Paramètres de segment. : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.05$; $\gamma = 0.2$; $\lambda = k_g = 2$.

Dans cette image de synthèse, on est dans un cas idéal, à savoir une image binaire, un seul objet. L'initialisation doit être proche des frontières de l'objet car c'est seulement à ce niveau que les forces externes existent (vallée de potentiel). En augmentant l'écart-type σ du filtre gaussien de 1 à 1.5 on augmente la zone d'attraction du snake. Cependant cette opération est limitée par le flou qui affecte les contours. Par ailleurs on observe au niveau de la concavité, des deux côtés de son axe, des forces externes parallèles et de sens opposés, ce qui empêche le snake de segmenter la concavité. Au niveau des frontières de l'objet, on doit avoir l'équilibre des forces internes et externes si les paramètres sont bien choisis. En cas de mauvais réglage des paramètres le snake rentre à l'intérieur de l'objet et tend vers un point, dans ce cas, les forces internes sont supérieures aux forces externes. Dans le cas contraire on observe des oscillations autour des frontières de l'objet.

II.6.1.2-Image réelle

Dans ce cas, l'image étant bruitée, on change le jeu des paramètres et on utilise une carte des contours $f=|\nabla I_{inv}|$ avec I_{inv} l'image inversée.

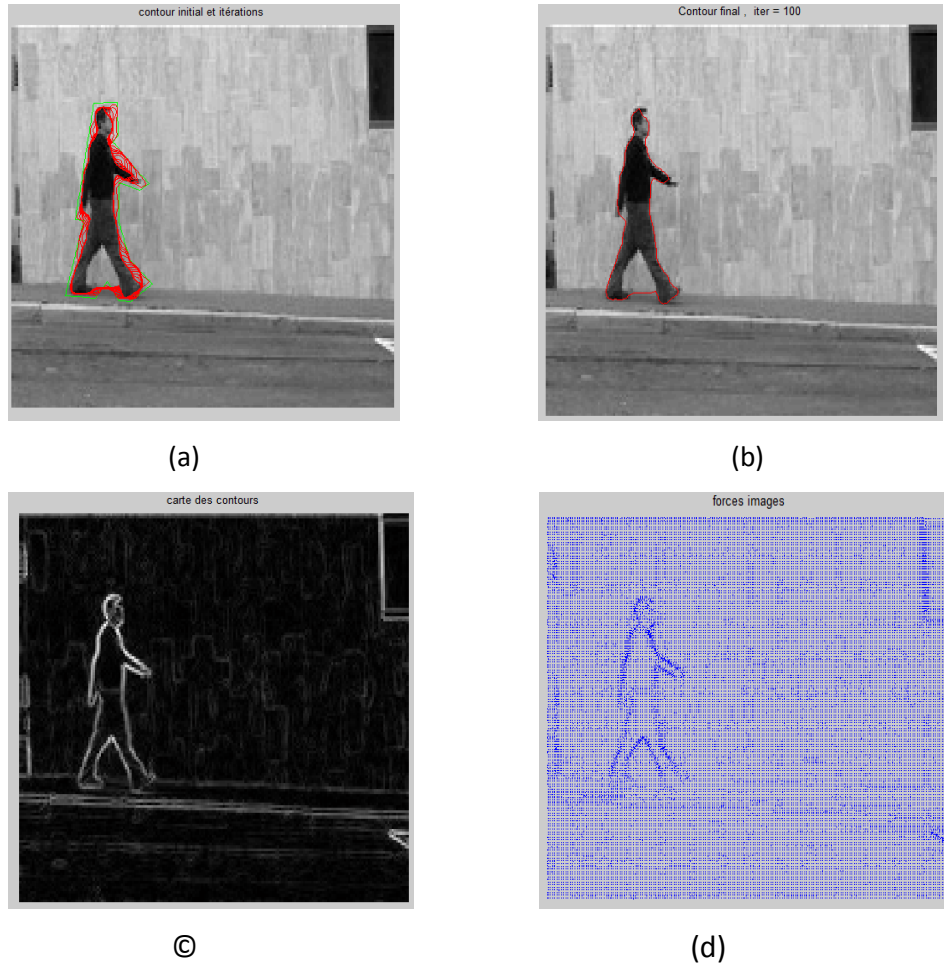


Fig. II.3 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours $f=|\nabla I_{inv}|$;
(d) champ des forces. Param. de seg. : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.0$; $\gamma = 0.2$; $k_g = 1.5$;

En initialisant le même rectangle englobant que les variantes ci-dessous, le contour actif n'atteint pas l'objet du fait que les forces externes sont présentes seulement au niveau des contours. Les meilleurs résultats sont obtenus avec la carte des contours f sans lissage de l'image étant donné que l'initialisation est très proche de l'objet. On remarque que les forces externes ne sont pas constantes le long du contour de la personne, notamment à cause du bruit, car en général un contour n'est pas une ligne d'iso-intensité. A cause de cela le snake pénètre dans l'objet aux endroits où les forces externes sont faibles. C'est le cas de la main droite, de la pointe du pied droit et de la tête. On remarque aussi que, la concavité entre les pieds n'est pas segmentée malgré sa largeur, car les forces sont localisées au niveau des jambes donc loin du snake qui est au niveau des pieds.

II.6.2 Variantes

Comme pour toute méthode d'optimisation, les problèmes liés aux contours actifs sont l'initialisation et la convergence. Il y a la méthode de base ou snake classique [38] 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 dernières diffèrent uniquement par la force externe F_{ext} .

II.6.2.1 Modèle Ballon

Pour augmenter la région d'attraction du snake, Cohen [15], [16] a proposé une force de pression le long de la normale qui s'ajoute à la force gaussienne normalisée:

$$F_{ext} = k_p \mathbf{n} - k_g \frac{\nabla P}{|\nabla P|} \quad (\text{II.13})$$

où $\mathbf{n}$ est la normale unitaire à la courbe.

Le principe de cette méthode est que, dans les zones homogènes le gradient de l'image (∇P) est nul donc seule la force de pression $k_1 \mathbf{n}$ agit en gonflant ou dégonflant le snake suivant le signe de k_p , cela permet d'accélérer la convergence. Au niveau des contours, la force gaussienne agit presque seule car, on prend $k_p \ll k_g$ pour stopper le snake. Cette méthode converge bien en général, même dans les concavités et permet de résoudre le problème de l'initialisation. A cause de la force ballon qui peut gonfler ou dégonfler un snake, l'initialisation peut se faire à l'intérieur ou à l'extérieur de l'objet à segmenter. L'inconvénient est que le modèle peut, dans certain cas, se croiser lui-même et former des boucles, notamment au niveau des angles.

Enfin, on relève des travaux récents sur le modèle Ballon, [36, 39, 56].

II.6.2.1.1- Image de synthèse

Le coefficient k_p de la force de pression va nous permettre une initialisation de loin et même à l'intérieur de l'objet, en changeant le signe de ce paramètre. La courbe se propage le long de la normale en chaque point du snake dans un sens ou en sens inverse selon le signe de k_p . Le sens de propagation est donc une information à priori que l'utilisateur doit introduire.

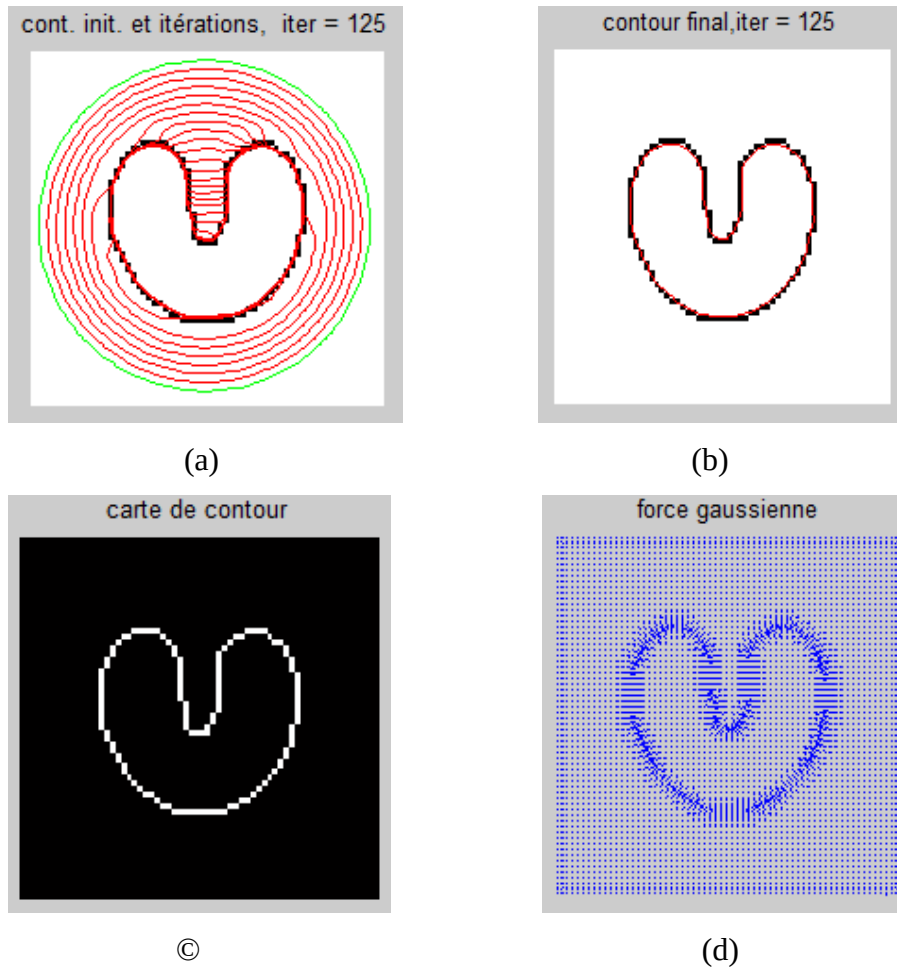


Fig.II.4 :(a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours ; $f=G_\sigma * I_{inv}$; $\sigma = 1$; (d) champ des forces. Param. de seg. : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0$; $\gamma = 0.2$; $k_g = 2$; $k_p = -0.06$

Initialisation interne

Dans ce cas, il faut changer le signe du coefficient de la force de pression k_p .

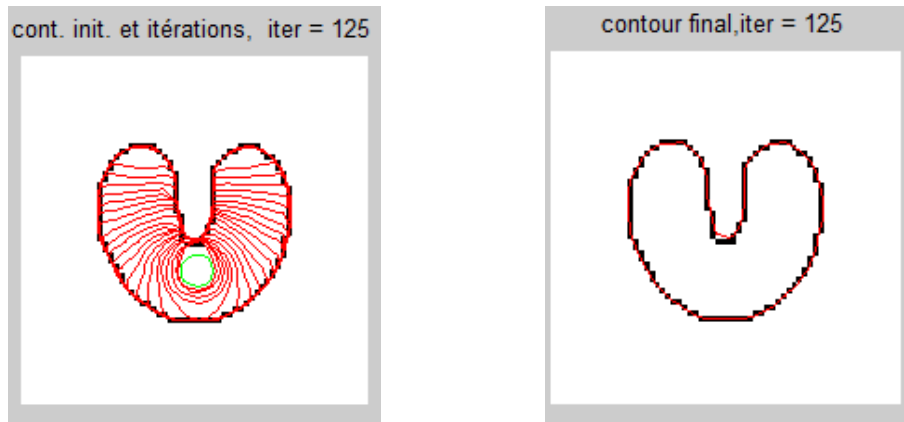


Fig.II.5 :Initialisation de l'intérieur en vert. Param. de seg. : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.05$; $\gamma = 0.2$; $k_g = 3$; $k_p = 0.05$. Carte des contours et champ de forces les mêmes qu'en fig.3.

On remarque bien l'apport de la force de pression, on initialise de très loin aussi bien à l'intérieur qu'à l'extérieur de l'objet et la segmentation de l'objet est toujours assez précise. On utilise un écart type $\sigma = 1$ faible car on a pas besoin d'élargir la zone d'attraction comme dans le cas du snake classique pour l'image de synthèse, pour cela, les contours sont donc bien préservés.

II.6.2.1.2. Image réelle

Cette image réelle est fortement bruitée, cela nous permet donc de tester la robustesse de la méthode Ballon au bruit.



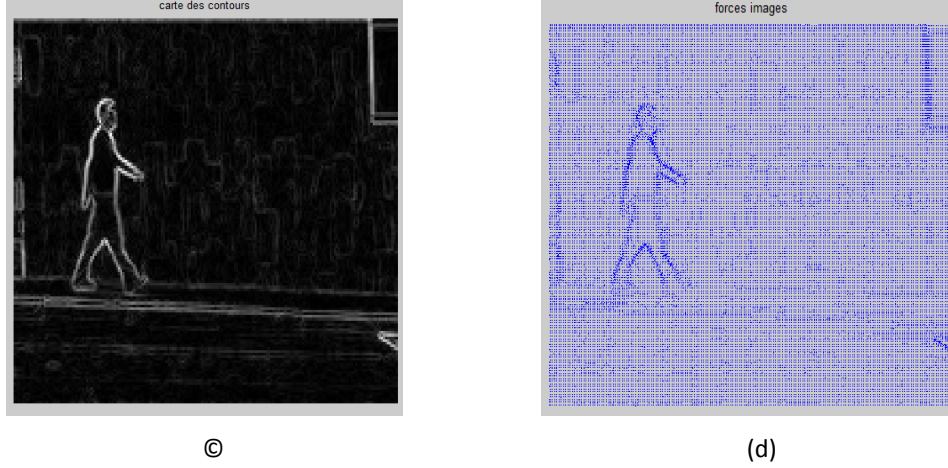


Fig.II.6: (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours $f=|\nabla I_{inv}|$;
 (d) champ des forces. Paramètres : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.05$; $\gamma = 0.2$; $k_g = -2$; $k_p = -0.03$

La méthode ballon arrive à segmenter la concavité des pieds, malgré la présence du trottoir car elle est de sens contraire aux forces images présentes au niveau du trottoir. On utilise une carte des contours $f=|\nabla I_{inv}|$, sans lissage gaussien malgré l'initialisation de loin, ce qui prouve que le modèle ballon est robuste au bruit. Si le rectangle d'initialisation est plus proche du trottoir, la courbe sera attirée par le trottoir.

II.6.2.2 Force de distance

Une autre approche pour élargir la région d'attraction est que l'on définit le potentiel d'attraction P en utilisant une carte de distance proposée par Cohen and Cohen soit :

$$P_d(v) = -\omega_d \exp[-d(v)]^2 \quad (\text{II.14})$$

Où $d(v)$ est la distance Euclidienne entre un pixel et le point le plus proche de la frontière à détecter. La carte de distance ainsi créée permet d'avoir une large zone d'attraction sur toute l'image. Le champ de forces correspondant au potentiel $P_d(v)$ ainsi défini est donné par :

$$F_d = -\nabla P(v) \quad (\text{II.15})$$

Cependant, cette méthode ne converge pas dans les concavités pour la même raison que le snake classique. Des travaux plus récents ont été effectués sur cette méthode [28, 32, 53].

II.6.2.2.1 Image de synthèse

Dans cette méthode, on calcule la carte de distance de l'objet, à partir de la même carte des contours ci-dessus (II.4.c).

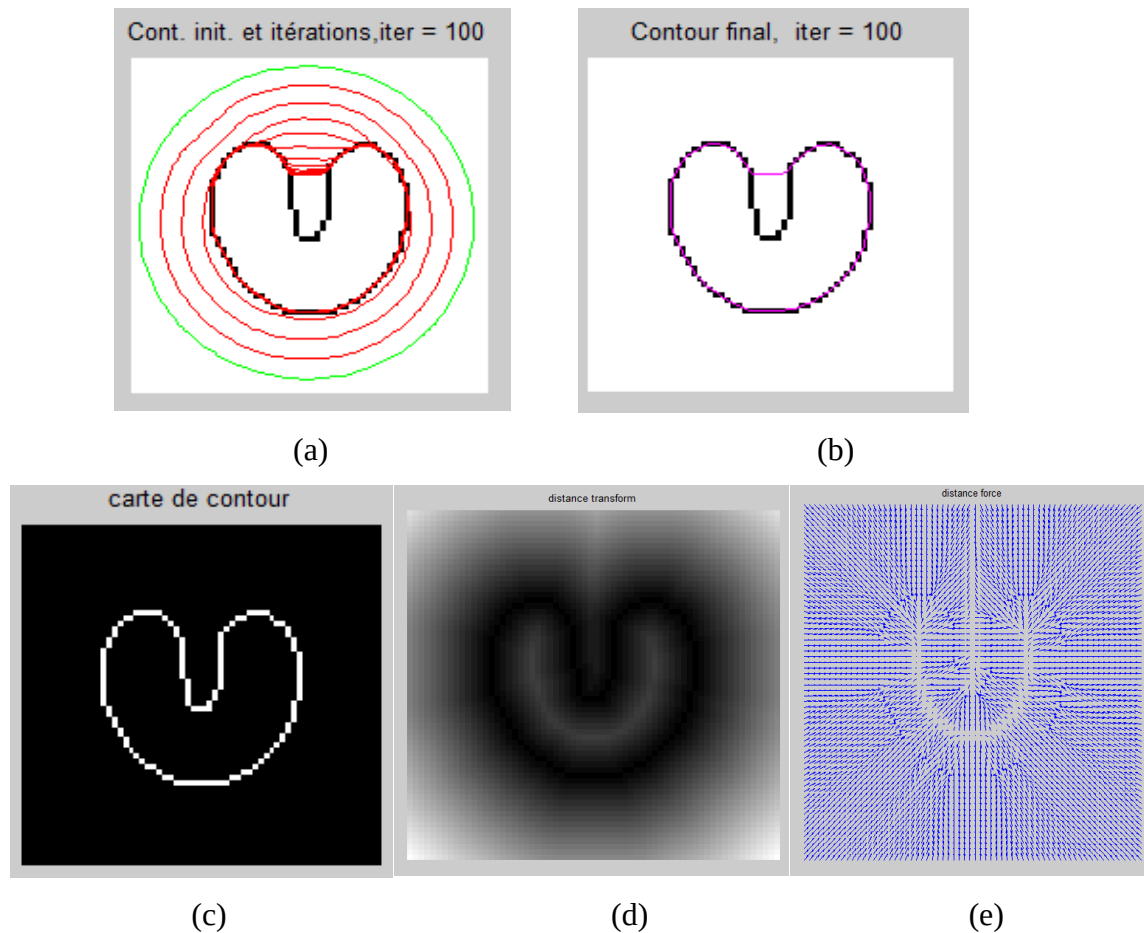


Fig.II.7 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours (d) Carte de distance de l'objet en U et son champ de force (e). Paramètres : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.1$; $\gamma = 0.2$; $\lambda = k_d = 0.15$;

Pour l'image de synthèse en forme de U, on remarque une large attraction entre deux affichages plus que la méthode ballon pour une même vitesse de convergence contrôlée par le coefficient de frottement γ . On remarque également qu'il n'y a pas de convergence dans la concavité étroite pour la même raison que pour le snake classique. Cela est bien mis en évidence sur la figure (II.7.e). La carte de distance et le champ des forces ne présentent pas de problème particulier sachant que l'image comporte un seul objet et qu'elle n'est pas bruitée.

II.6.2.2.2-Image réelle

Il y a plusieurs objets (une personne, un trottoir et une, fenêtre) donc on aura une carte de distance de tous ces objets.

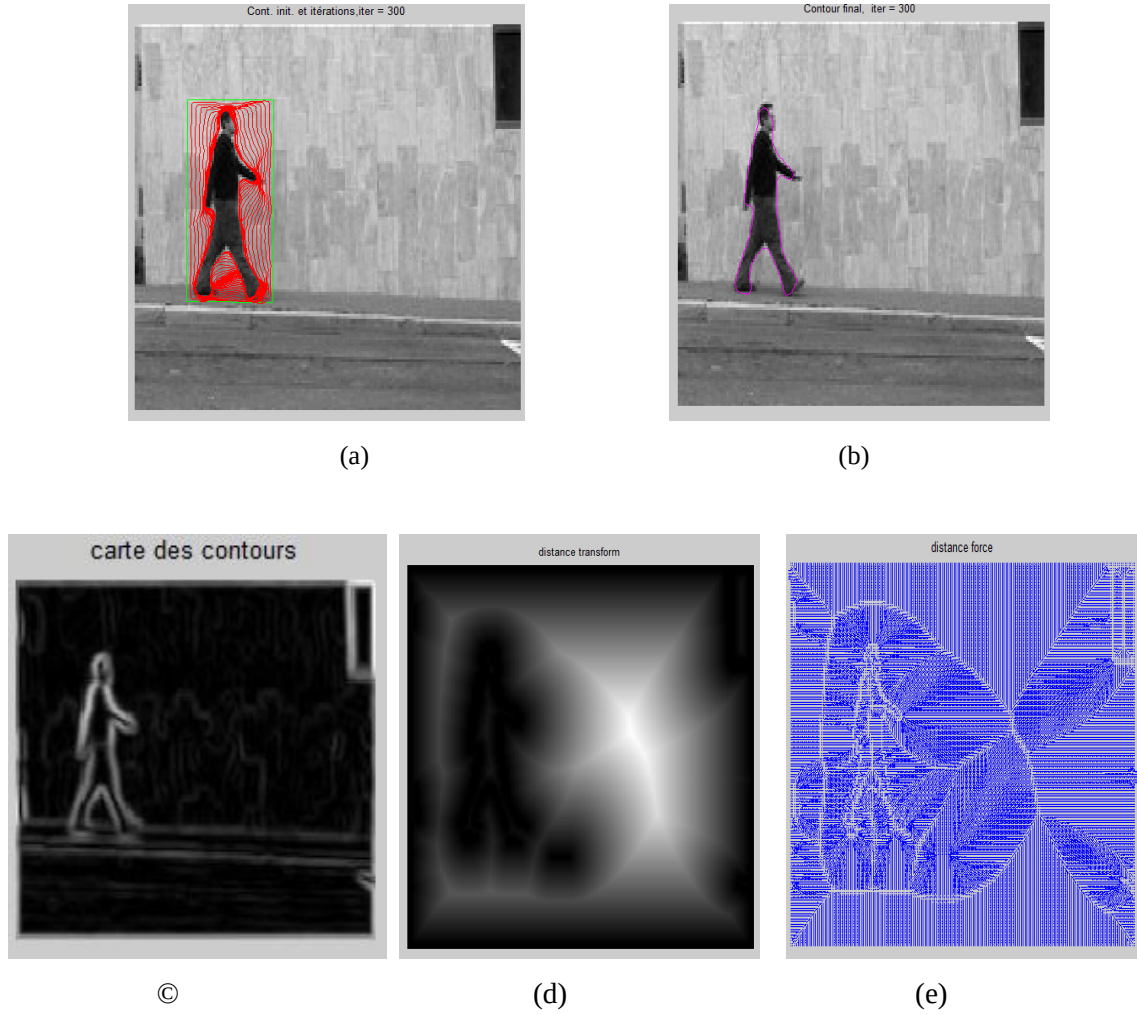


Fig.II. 8 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) carte des contours $f=10 * |\nabla(G_{\sigma} * I_{inv})|$, $\sigma = 1.5$; (d) carte de distances et son champ de forces (e); Paramètres : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0$; $\gamma = 0.3$; $k_d = 0.2$;

L'interférence des cartes de distance des différents objets fait qu'il est difficile d'avoir une carte de distance unique pour l'objet d'intérêt. Ajouter à cela la binarisation de l'image donc une perte d'information, tout cela fait que l'on a une segmentation difficile de l'objet. La concavité est bien segmentée car elle est large et ne présente pas le défaut signalé pour la forme en U, à savoir des forces parallèles et opposées dans la concavité.

II.6.2.3 Gradient Vector Flow (GVF)

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 [65], [66]. En effet dans les méthodes précédentes les forces externes dues au gradient de l'image sont nulles dans les zones homogènes. Dans cette méthode, une nouvelle force extérieure F_{ext} appelée Gradient Vector Flow (GVF) a été introduite. Le GVF

est calculé comme la diffusion du vecteur gradient de la carte des contours d'une image binaire ou en niveau de gris. Le GVF peut être utilisé en n'importe quelle dimension, il est défini comme étant le vecteur force image :

$$V(x,y)=(u(x,y),v(x,y))$$

qui minimise la fonctionnelle d'énergie :

$$\varepsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (\text{II.16})$$

Avec : μ constante qui détermine l'importance du premier terme de régularisation de l'intégrale par rapport au second terme d'attache aux données.

f carte des contours de l'image.

∇f : force image .

Le but de la formulation de ε est :

Au niveau des contours, le champ $|\nabla f|$ est élevé, le deuxième terme est prépondérant ε est minimale pour $V = \nabla f$. Dans les régions homogènes $|\nabla f|$ est faible, le premier terme est prépondérant induisant un champ GVF constant. La minimisation de E équivaut à la résolution des équations d'Euler-Lagrange :

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (\text{II.17a})$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (\text{II.17.b})$$

Avec : f_x et f_y composantes du vecteur ∇f .

En introduisant la variable t , le modèle devient évolutif, on obtient les EDP dites de diffusion généralisées suivantes :

$$\frac{\partial u}{\partial t}(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x(x, y))(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \quad (\text{II.18a})$$

$$\frac{\partial v}{\partial t}(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y(x, y))(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \quad (\text{II.18b})$$

Une fois déterminée, $F_{ext} = (u, v)$ est incorporée dans l'équation d'évolution, la même que celle du snake classique:

$$\gamma \frac{\partial v}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} - \beta \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} + \lambda F_{ext}$$

La courbe correspondant à la solution de cette équation est appelée GVF snake. Les itérations se font également comme dans la méthode du snake classique à l'aide de l'équation (II.10). 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 à 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, ainsi au lieu de $g(|\nabla f|) = \mu$ et $h(|\nabla f|) = |\nabla f|^2$ les auteurs [67] ont proposé les fonctions suivantes :

$$g(|\nabla f|) = \exp - \left(\frac{|\nabla f|}{k}\right)^2$$

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

En introduisant dans l'équation d'évolution (II.18) du GVF, les nouvelles fonctions de pondérations, on aura la nouvelle équation d'évolution qui sera celle du GGVF (Generalized Gradient Vector Flow) :

$$\frac{\partial u}{\partial t}(x, y, t) = g(\nabla f) \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x(x, y))h(\nabla f) \quad (\text{II.20a})$$

$$\frac{\partial v}{\partial t}(x, y, t) = g(\nabla f) \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y(x, y))h(\nabla f) \quad (\text{II.20b})$$

Le GVF sera donc un cas particulier du GGVF. Cette modification dénommée GGVF est motivée par le lissage excessif du GVF au forts gradients de la carte des contours près des frontières causé par le coefficient constant μ . A l'instar des autres méthodes, nous allons

examiner les possibilités de cette méthode sur les mêmes images. Les résultats vont révéler une puissance particulière du GVF par rapport aux autres méthodes.

II.6.2.3.1-Image de synthèse

L'image en U comporte un seul objet, le calcul du GVF sera donc plus simple et plus fiable. La segmentation de l'objet est testée en initialisation externe, interne et une initialisation qui traverse l'objet.

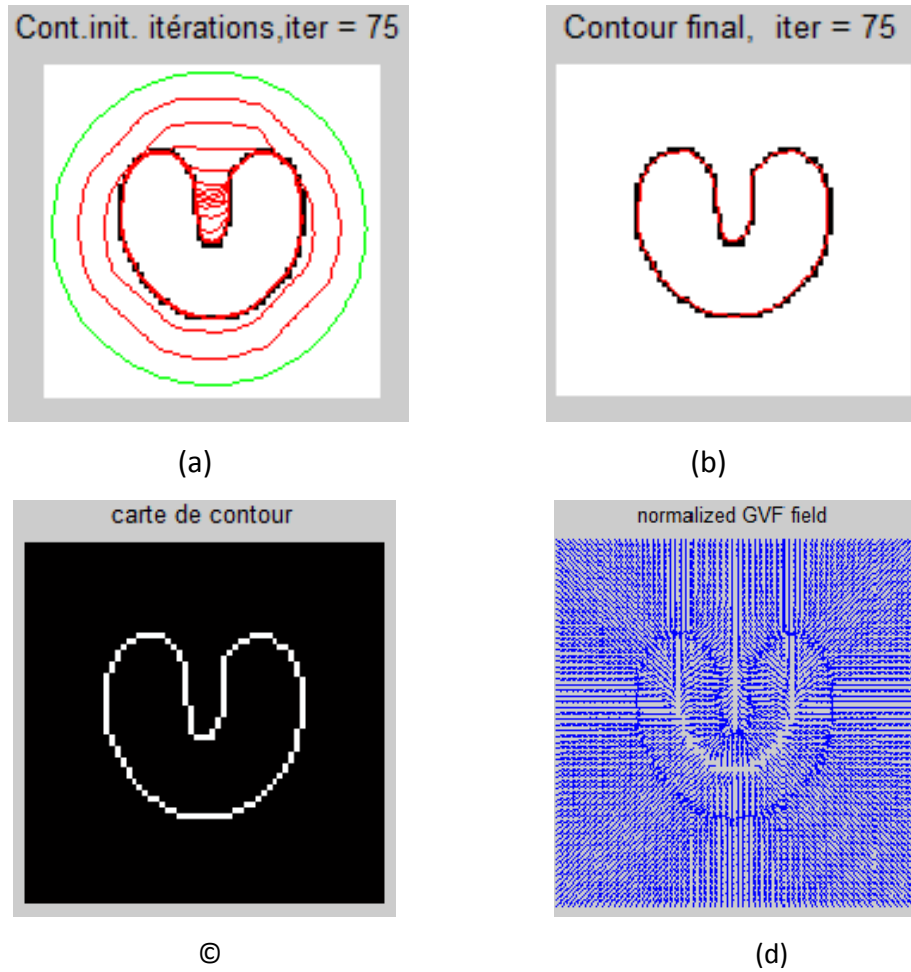


Fig.II.9 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) Carte des contours $f=G_{\sigma} * I_{inv}; \sigma = 1$
(d) champ des forces GVF normalisé. Paramètres : $\alpha = 0.05 ; \beta = 0.1 ; \gamma = 0.5 ;$
 $k_{gvf} = 0.15 ; Nbr\ iter.\ gvf = 80.$

Initialisation qui traverse l'objet

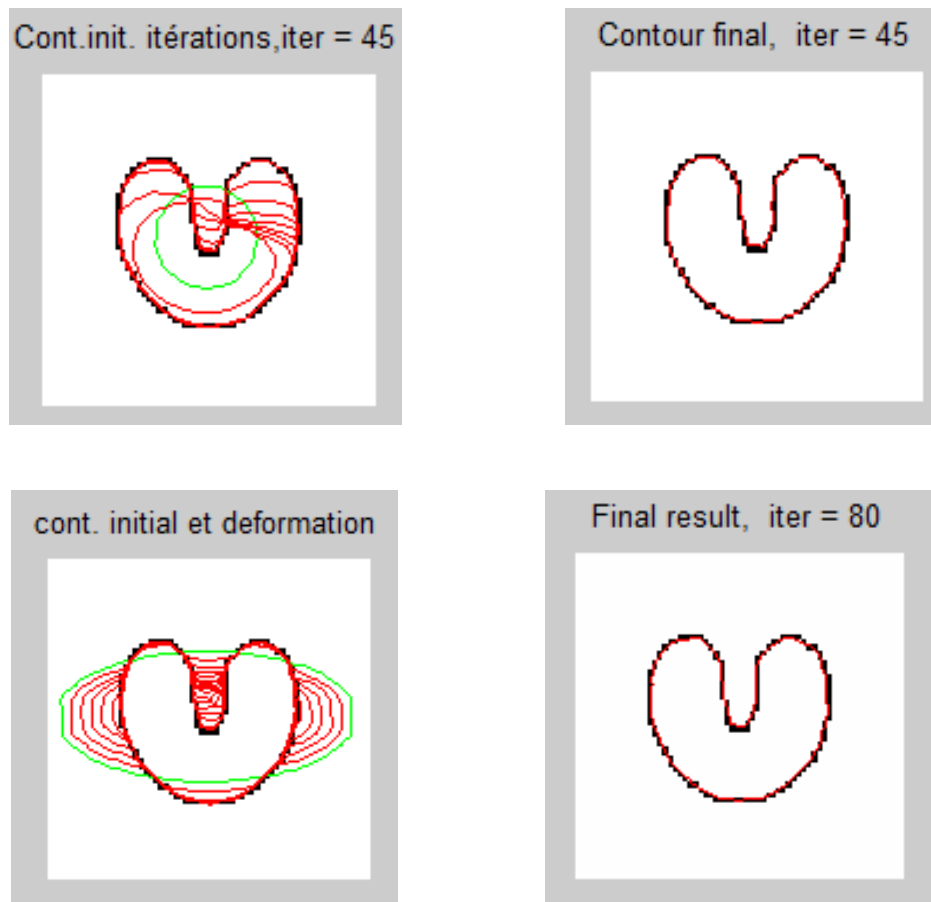


Fig.II.9 : GVF, initialisations traversant l'objet

La segmentation de l'objet est rapide et précise pour les deux types d'initialisation car le champ de force est présent dans toute l'image et pointe bien vers l'objet d'intérêt. La concavité est bien segmentée car le champ de forces ne présente pas de forces parallèles et opposées comme dans les cas cités précédemment.

II.6.2.3.2-Image réelle

Comme pour la méthode de distance, la présence d'autres objets pose problème pour le calcul du gvf car en plus de l'objet d'intérêt, il y a deux objets à savoir, le trottoir et la fenêtre au bord droit de l'image. Il y aura donc un flux du gradient de chaque objet avec des lignes de séparation.

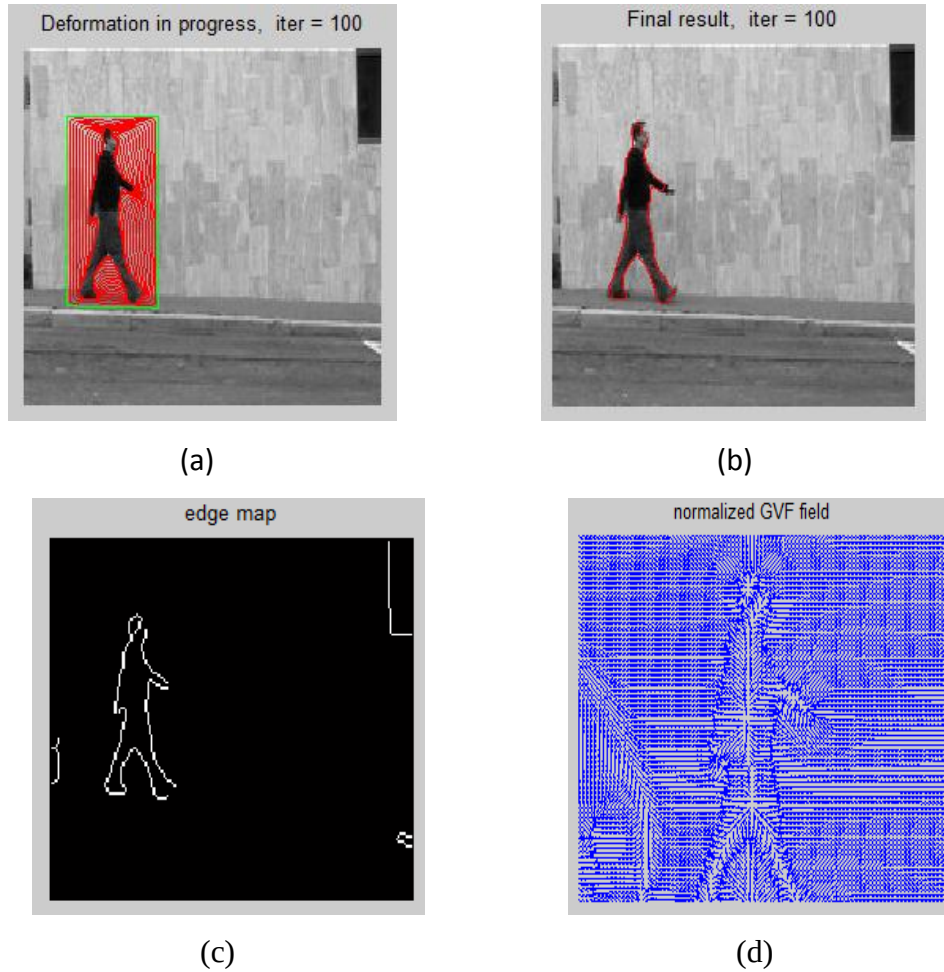


Fig.II.10 : (a) initialisation et itérations ; (b) contour final ; (c) Carte des contours filtre de Canny plus seuillage par hystérésis. (d) champ des forces GVF normalisé .

Paramètres : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0$; $\gamma = 0.2$; $k_{gvf} = 0.1$; $Nbr\ iter.\ gvf = 200$.

Pour pouvoir segmenter la concavité un prétraitement spécial a été effectué qui consiste en un filtrage anisotropique et un filtrage de Canny avec seuillage par hystérésis. Avec un simple filtrage gaussien, au lieu de segmenter la concavité comme dans le cas de la force Ballon, le snake est attiré par le trottoir. Pour le champ de force, il y a un flux du gradient pour chaque objet, de même il a fallu 200 itérations pour avoir un gvf sans rupture.

II.7 Analyse des résultats

D'après les résultats ci-dessus, les variantes citées précédemment permettent d'améliorer effectivement la convergence dans les concavités et de résoudre le problème de l'initialisation par rapport à la méthode de base ou snake classique, notamment dans le cas de la méthode Ballon et du GVF. La méthode de distance présente une large attraction de loin, cependant, elle ne converge pas dans les concavités, de même le calcul de la carte de distance de l'objet à segmenter est onéreux pour une image réelle et pose problème quand il y a plus d'un objet. Il

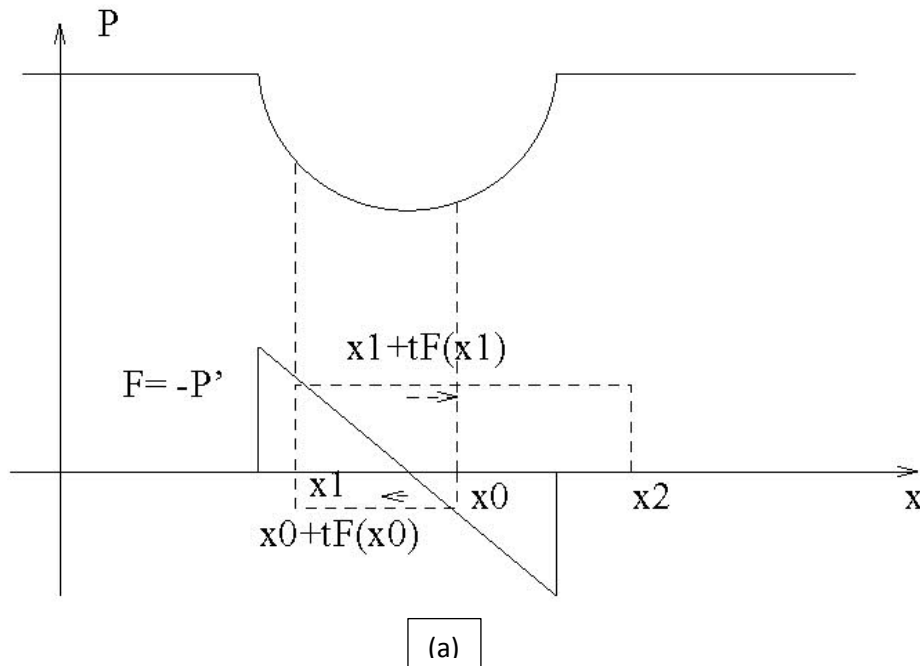
en est de même pour le calcul du GVF pour une image réelle, en effet un prétraitement spécial a été effectué comme expliqué ci-dessus. Le modèle Ballon est le plus robuste au bruit, en effet la segmentation de l'image 'walking person' est obtenue sans filtrage. Pour le choix des paramètres, on remarque qu'en prenant des valeurs trop grandes ou trop petites pour certains paramètres, on avait une instabilité des courbes qui présentaient des oscillations plus ou moins importantes. En considérant le terme d'attache aux données et en réécrivant l'équation des itérations (II.10) comme suit :

Sachant que : $\theta = \frac{\gamma}{\partial t}$, d'où :

$$x^{t+1} = \left(\frac{\partial t}{\gamma} A + I \right)^{-1} (x^t + \lambda \frac{\partial t}{\gamma} F_{x_{ext}}^t) \quad (\text{II.21a})$$

$$y^{t+1} = \left(\frac{\partial t}{\gamma} A + I \right)^{-1} (y^t + \lambda \frac{\partial t}{\gamma} F_{y_{ext}}^t) \quad (\text{II.21b})$$

D'après les équations ci-dessus, sachant qu'on a fixé $\partial t = 1$, on voit que pour un λ élevé ou γ très petit, on peut avoir une valeur du terme d'attache aux données très élevé par rapport au coordonnées du snake x^t et y^t . Cette situation peut aussi avoir lieu pour F_{ext} élevée car dans une image réelle les contours ne sont pas des contours d'iso-intensité. Le snake ou contour final peut donc dans cette situation osciller autour du minimum de la fonctionnelle d'énergie qui représente les frontières de l'objet à segmenter. Cette instabilité peut aussi avoir lieu à cause du pas spatial, cependant l'interpolation des forces externes aux points qui sont en dehors de la grille de discrétisation de l'image permet d'éviter ce problème. Ce qui est illustré par les figures suivantes :



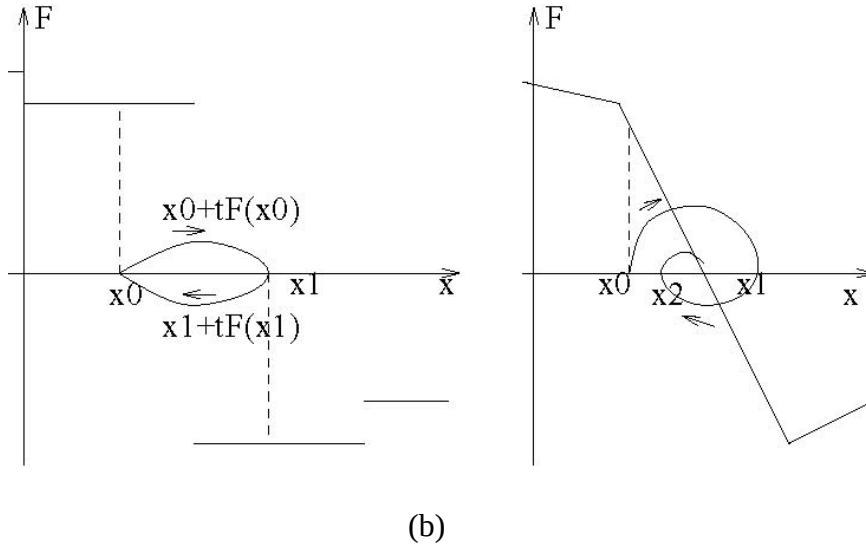


Fig.II.11 : Oscillations d'un contour actif autour d'un minimum de l'énergie potentielle P , (a) dues au pas temporel, (b) au pas spatial [21].

Pour le terme d'attache aux données, on utilise le plus souvent E_{line} dans le cas d'une image de synthèse avec un filtrage gaussien pour augmenter la zone d'attraction et donc avoir moins d'itérations. Pour l'image réelle on utilise le gradient de E_{line} avec ou sans filtrage, l'image n'étant pas très contrastée E_{edge} ne donne pas de bons résultats.

Enfin, on conclue que si on doit considérer un rapport qualité de segmentation / rapidité, le modèle Ballon l'emporte largement pour le cas de l'image bruitée avec trois objets. A cet effet, des études comparatives plus récentes ont été réalisées dans [36] et [39].

II.8. Introduction aux B-snakes

L'inconvénient des courbes polygonales est que la régularité de la courbe n'est possible qu'en ré-échantillonnant le contour à chaque itération. Pour remédier à ce problème, une alternative proposée [41] consiste en une implémentation des contours actifs par les B-splines, dénommés B-snakes qui permet de réduire la complexité algorithmique et de gérer implicitement la régularité de la courbe [5], [52]. Le principe est d'approximer une courbe paramétrique par des arcs définis à l'aide de fonctions splines cubiques.

Soit un contour $v(s) = (x(s), y(s))$ paramétré par $s=0,1,..., N-1$ approximé donc par N nœuds. Chaque segment de la courbe est représenté par un polynôme d'ordre 3 obtenu par une combinaison linéaire de M fonctions de base $B_i(s_c)$ et des points de contrôle $C_i = (x_i, y_i)$ $i=0,1,..., M-1$, avec $M \leq N$, d'où :

$$v(s) = \sum_{i=0}^{M-1} B_i(s_c) C_i \quad (II.21)$$

Avec :

$$s_c = s \frac{M-1}{N-1} \quad \text{d'où } 0 \leq s_c \leq 1$$

En remplaçant dans la formule de l'énergie d'un contour actif (II.1) et en discrétisant cette formule, on obtient :

$$E = \sum_{s=0}^{N-1} P(v(s_c)) + \alpha |v'(s_c)|^2 + \beta |v''(s_c)|^2 \quad (\text{II.22})$$

Les inconnues sont les M points de contrôle et non les N nœuds.

$$\text{Avec } v'(s) = \frac{\partial v(s_c)}{\partial s_c} = \quad \text{et } v''(s) = \partial^2 v(s_c) / \partial s_c^2$$

Le minimum de l'énergie est donné par l'équation d'Euler-Lagrange de l'énergie E, on calcule donc son gradient par rapport aux points de contrôle :

$$\frac{\partial E}{\partial c_j} = \sum_{i=0}^{M-1} c_i (\alpha \sum_{s=0}^{N-1} B_j'(s_c) B_i'(s_c) + \beta \sum_{s=0}^{N-1} B_j''(s_c) B_i''(s_c) - f_j) = 0 \quad (\text{II.23})$$

$$\text{Avec :} \quad f_j = - \sum_{s=0}^{N-1} B_j(s_c) \frac{\partial}{\partial c_j} P(v(s)) \quad (\text{II.24})$$

J varie de 0 à M-1, on aura donc un système de M équations à M inconnues. :

$$BC=f$$

Avec $f = (f_x, f_y)$, $C=(x, y)$ les points de contrôle et B et la matrice des dérivées premières et deuxièmes des fonctions splines de bases pondérées par les coefficients α et β .

La résolution est similaire à celle du cas polygonal, à l'aide d'une descente de gradient, on aboutit à l'équation d'évolution et à celle des itérations similaires aux équations (II.12):

$$\begin{aligned} x^{t+1} &= (B + \gamma I)^{-1} (\gamma x^t + f_x^t) \\ y^{t+1} &= (B + \gamma I)^{-1} (\gamma y^t + f_y^t) \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

Après chaque itération avec les points de contrôle C_i , on détermine les nœuds v_i à l'aide de la formule (II.21) puis on calcule les forces qui vont s'exercer à nouveau sur les points de contrôle f_j à l'aide de la formule (II.23).

Conclusion

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.

Parmi les méthodes testées précédemment, le modèle Ballon et le GVF sont très performants et donc très utilisés, à cet effet une comparaison est faite dans [36] et [39]. L'implémentation polygonal donne de bons résultats et permet d'initialiser n'importe quelle forme y compris des formes complexes. Cependant, pour améliorer la régularité et éviter le problème de reparamétrisation du contour on peut préconiser l'usage des B-snakes.

Chapitre 3

METHODES IMPLICITES

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 [9] ont introduit le modèle des contours actifs 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 [10], [11] pour la segmentation basée contours et la méthode de Chan et Vese [12] inspirée de la méthode de Mumford et Shah [45] pour les contours actifs basés régions. Par ailleurs ces méthodes sont peu sensibles à l'initialisation.

III.1- 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 :

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

s l'abscisse curviligne et t le temps

L'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{\partial C(s, t)}{\partial t} = V(s, t) \quad (III.1)$$

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 :

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

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

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 :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = F(s,t) N(s,t) \quad (\text{III.2})$$

III.1.1-Déformation selon la courbure :

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

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \alpha k N \quad (\text{III.3})$$

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 :

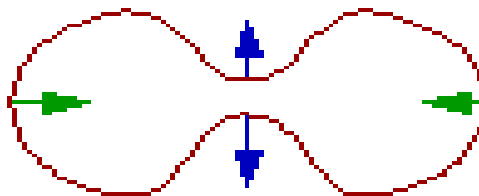


Fig.III.1 : évolution en fonction de la courbure

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

III.1.2- Déformation constante

Dans l'équation III.2, en prenant la fonction de vitesse $F = v$ 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.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = v N \quad (\text{III.4})$$

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

III.1.3- 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 [48]. 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 :

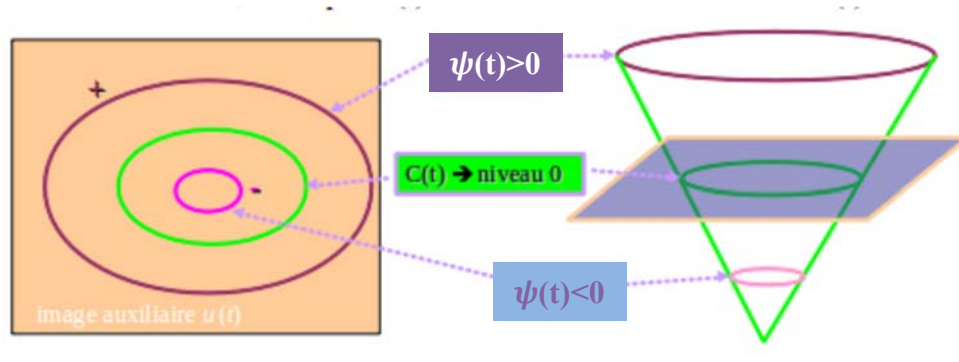


Fig.III.2 : Fonction distance 3D signée $\psi(x, y)$ utilisée dans les level set

On montre que si $C(t)$ évolue selon l'équation (III.2) alors ψ évolue suivant l'équation :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = F |\nabla \psi| \quad (\text{III.5})$$

En effet, en dérivant la fonction de niveau zéro :

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

$$\nabla \psi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0 \quad (\text{III.5.1})$$

D'où :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = -\nabla \psi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} \quad (\text{III.5.2})$$

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 (III.5.2), on obtient la relation (III.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 illustré par la figure suivante :

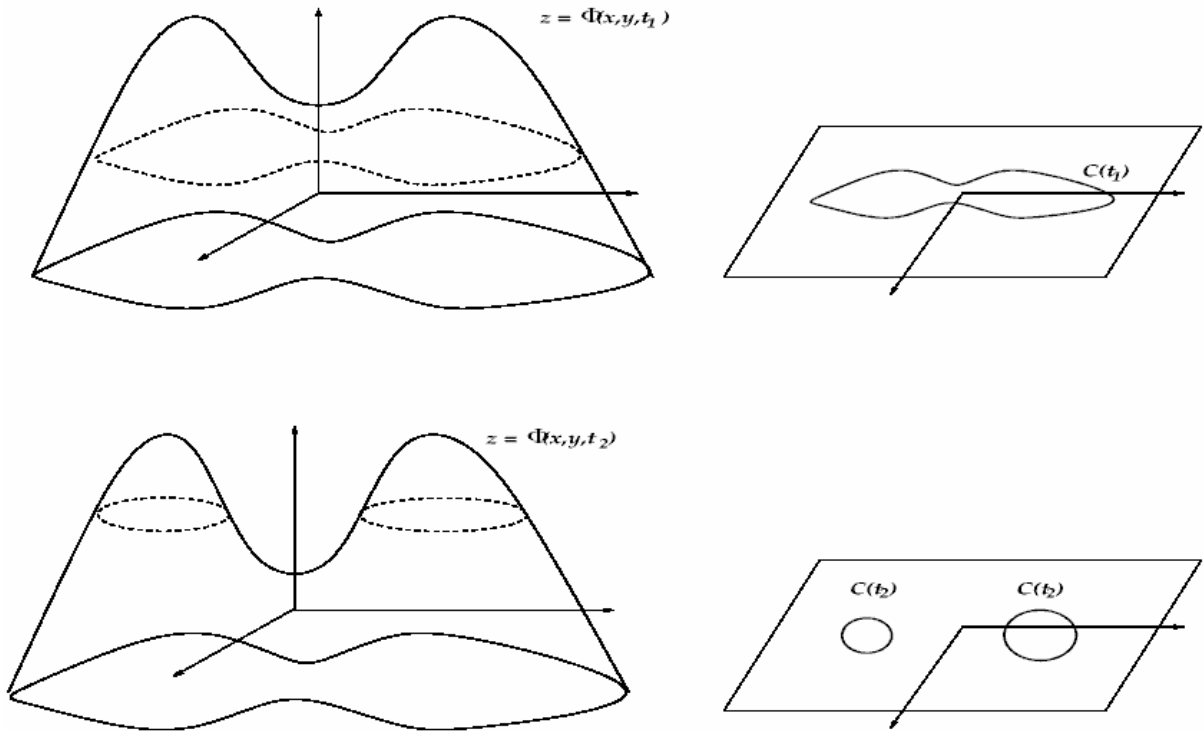


Fig.III.3 : Gestion automatique des changements de topologie.

III.2 Contours actifs géométriques

Les contours actifs géométriques [9] 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 [27] qui utilise les équations aux dérivées partielles (EDP) géométriques [23] et non pas une fonctionnelle d'énergie. On modélise la courbe comme un front d'onde qui se propage selon sa 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.

III.2.1 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 :

$$\begin{aligned} \frac{\partial C}{\partial t} &= g(I)(\nu + K)N \\ C(s, 0) &= C_0(s) \quad \text{courbe initiale} \end{aligned} \quad (III.6)$$

Avec N normale intérieur au contour $C(s,t)$, ν 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.

III.2.2- Formulation à l'aide des level set

L'équation de Hamilton-Jacobi correspondante à l'équation (III.6) est :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \psi}{\partial t} &= g(I)(\nu + K)|\nabla \psi| \\ \psi(x, y, 0) &= \psi_0(x, y) \quad \text{Courbe initiale} \end{aligned} \quad (III.7)$$

Comme la courbure κ est donnée par :

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

En remplaçant dans (III.7), l'équation d'évolution en fonction de ψ s'écrit :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)|\nabla \psi| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right) + \nu g(I)|\nabla \psi| \quad (III.8)$$

III.2.3 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 :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|^2} \quad (\text{III.9})$$

Avec G_σ opérateur gaussien et I l'image.

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

Dans l'équation d'évolution (III.8), le terme qui dépend de la vitesse constante ν pose le problème du choix de cette constante, à cet effet, il a été introduit le modèle des contours actifs géodésiques.

III.3 Contours actifs géodésiques

Dans le but d'améliorer les contours actifs géométriques, en 1995, Casselles et Al, [9] 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

III.3.1 Fonctionnelle d'énergie

Reprenons la formule de l'énergie d'un snake (II.1) avec $\beta = 0$ et introduisons la fonction g dans le terme de l'énergie externe :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \lambda \int_0^1 g(|\nabla I(C(s))|)^2 ds \quad (\text{III.10})$$

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.

III.3.2. 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.

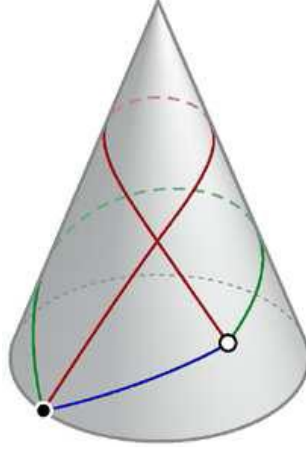


Fig.III.4 : Courbe géodésique en bleu

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 (III.10) ci-dessus revient à résoudre :

$$\text{Min}_C \int_0^1 g(|\nabla I(C(s))|) |C'(s)| ds \quad (\text{III.11})$$

La longueur de la courbe euclidienne est donnée par :

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

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 :

$$L_R = \int_0^L g(|\nabla I(C(s))|) dl \quad (\text{III.12})$$

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.

III.3.3 Equation d'évolution de la courbe

En appliquant le théorème d'Euler-Lagrange et une descente de gradient à l'équation (III.11), on obtient l'équation d'évolution suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)K\vec{N} - (\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N} \quad (\text{III.13})$$

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 dépend ∇g au lieu de g possède deux directions opposées des deux côtés des frontières à segmenter (figure III.5). Le terme de vitesse constante ne figure plus dans l'équation d'évolution (III.13), cependant on le réintroduit pour notamment la segmentation de concavités. Ainsi, On a une équation d'évolution des contours actifs géodésiques plus générale :

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

III.3.4 Formulation en courbes de niveaux

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

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

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

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)|\nabla \psi| \text{div}\left(\frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}\right) + \nabla g(I) \cdot \nabla \psi + v g(I)|\nabla \psi| \quad (\text{III.14})$$

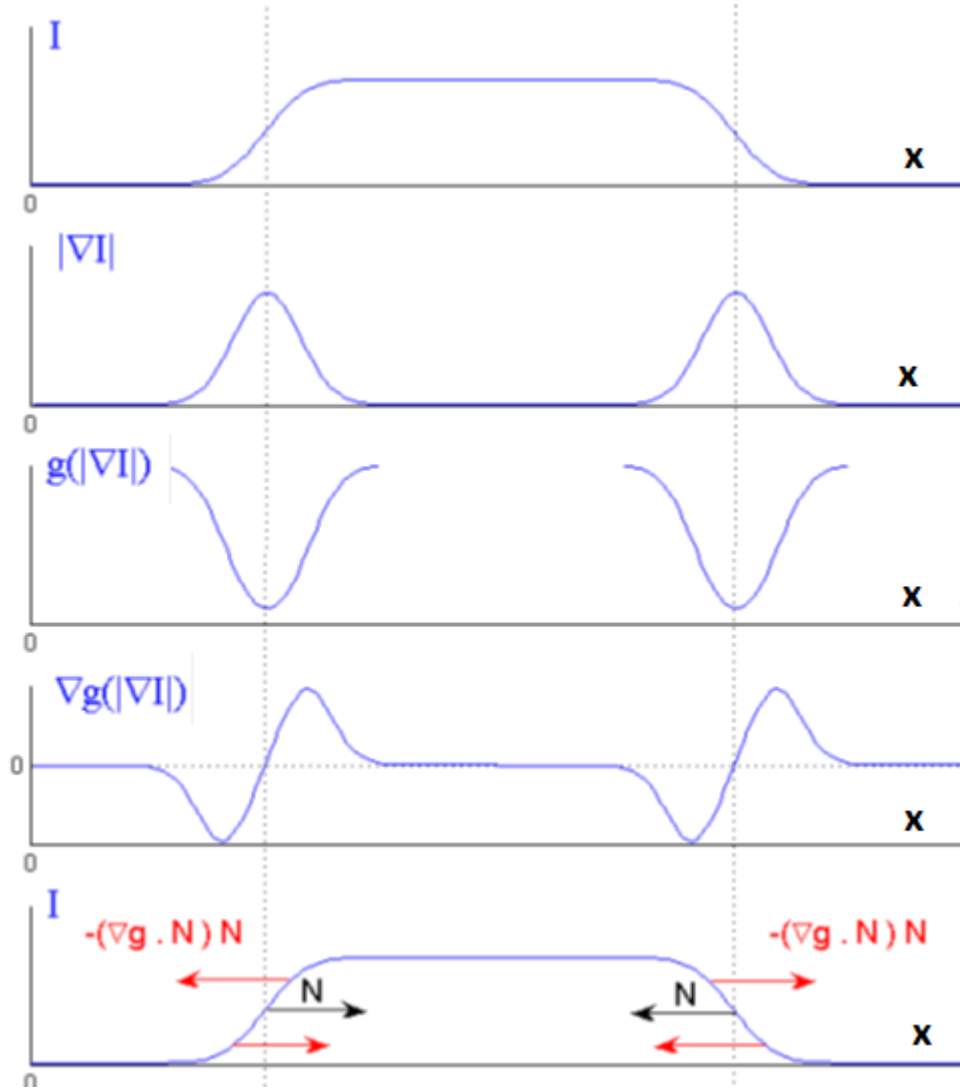


Fig. III.5 : Illustration de la fonction d'arrêt g et de la force externe $(\nabla g \cdot \vec{N}) \vec{N}$

III.3.5 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 (III.10), dit terme de vitesse constante, pose le problème de la formation de boucles. En effet, un flux à vitesse constante $C_t = \nu N$, comme dans le cas du modèle Ballon, produit des singularités comme le montre la figure suivante [25]:

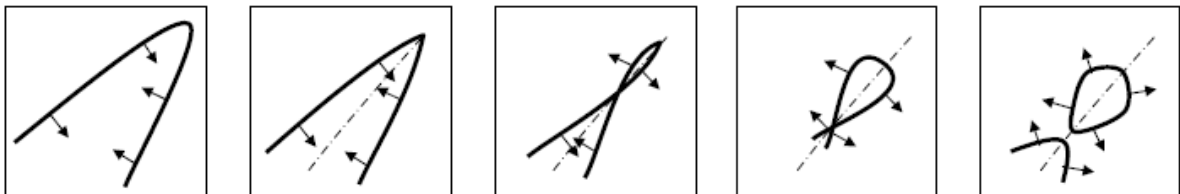


Fig.III.6 : Un point singulier naît à la rencontre de deux ondes [25]

Ainsi dans l'équation d'évolution, dans le terme de courbure, le gradient normé mono-dimensionnel 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 :

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

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

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

$$\psi_x = \frac{\psi_{i+1} - \psi_{i-1}}{2\Delta i} \quad \text{et } \psi_{xx} \text{ est la dérivée seconde par rapport à } x.$$

Avec :

La discrétisation de l'équation d'évolution (III.14) est donnée par :

$$\psi_{ij}^{n+1} = \psi_{ij}^n + \Delta t \cdot (A_k + A_v + A_{cag}) \quad (III.15)$$

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

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

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

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 :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \text{Signe}(\psi_0)(1 - |\nabla \psi|) \quad (III.16)$$

III.3.6-Variantes

La fonction distance signée ψ est calculée sur toute l'image, cela représente un grand effort de calcul. 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 [17].

Level set sans réinitialisation

La réinitialisation de la fonction level set ψ 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 ψ proche d'une fonction distance signée ce qui permet d'éviter l'étape de réinitialisation. Pour cela, Chunming Li [17] 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 :

$$\varepsilon(\phi) = \mu P(\phi) + \varepsilon_m(\phi) \quad (\text{III.17})$$

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

$$\varepsilon_m(\phi) = \lambda L_g + \nu A_g \quad (\text{III.18})$$

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 [III.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 :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu[\Delta \phi - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})] + \lambda \delta(\phi) \text{div}(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \nu g \delta(\phi) \quad (\text{III.19})$$

L'énergie ainsi formulée permet d'utiliser un pas temporel plus élevé dans l'équation d'évolution (III.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 (III.19) se fait simplement par la méthode des différences finies sans l'utilisation du schéma upwind vu dans les méthodes implicites ci-dessus.

III.3.7- Essais

Dans cette partie, toujours dans la segmentation basée contours, on testera une méthode implicite à savoir les contours actifs géodésiques. En plus des deux images utilisées pour les contours actifs paramétriques, on utilise une image à trois objets pour mettre en évidence le changement de topologie. Pour le terme d'attache aux données, on utilise souvent une fonction d'arrêt dont la variation est contrôlée par une constante λ pour avoir de meilleurs résultats. En effet, théoriquement cette fonction doit être nulle sur les contours et vaut 1 dans les zones homogènes, ce qui n'est pas tout à fait vrai en pratique notamment pour les images réelles.

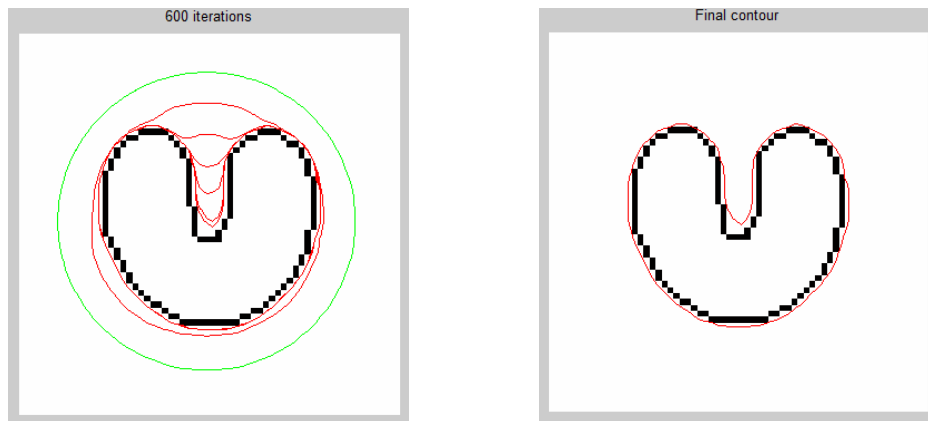


Fig.III.7 : Image de synthèse, param.: $\nu=0.5$; $dt=0.1$; $\varepsilon_K = 0.3$;

$\varepsilon_{cag} = 1.2$; reinit. Chaque 10 itérations.



Fig.III.8 : Image réelle, Param. de segmentation : $v=0.1$; $dt=0.1$; $\varepsilon_k=0.1$; $\lambda = 25$; $\varepsilon_{cag}=1.5$; reinit. Chaque 10 itérations ; nb. Itér, 1000.

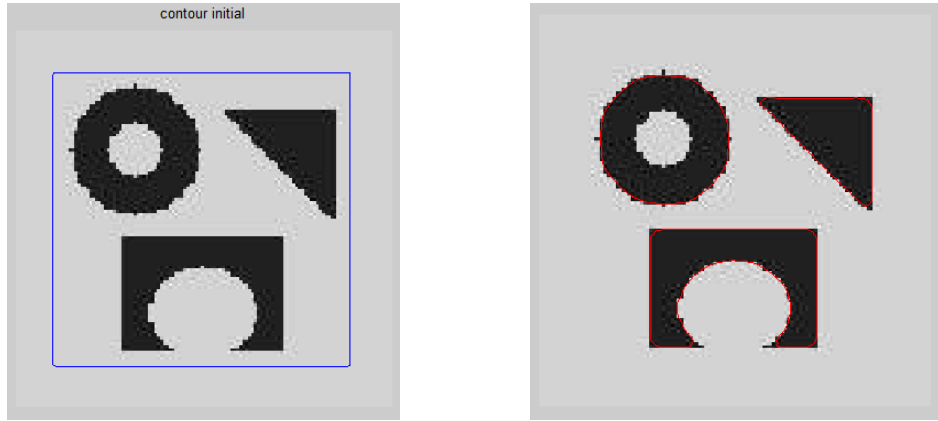


Fig.III.9 : Segmentation plusieurs objets, param. : $\varepsilon_k=0.1$; $\varepsilon_{cag}=1.2$; $dt=0.1$; $v=0.75$; $\lambda=6$; 800 itérations.

III.3.8. Analyse des résultats

Pour le choix des paramètres, un compromis est utilisé parmi les valeurs courantes. Il s'agit des pondérations relatives des différentes forces, à savoir ε_k pour la force de courbure, v pour la force de propagation et ε_{cag} pour la force issue du terme géodésique, le temps artificiel dt et le nombre d'itérations avant et pendant la phase de réinitialisation. Le choix se fait en excluant les valeurs qui donnent l'instabilité du schéma numérique de l'équation d'évolution. On affine ensuite les valeurs pour obtenir la meilleure segmentation. La précision de la segmentation dépend également de la fonction d'arrêt $g(I)$, on introduit, une constante λ pour contrôler sa variation, en effet, on utilise $g(I) = 1/(1 + \frac{\nabla I^2}{\lambda^2})$ avec $\lambda \gg 1$. De cette façon on a de meilleurs résultats dans les deux cas de l'image de synthèse en forme de U qui présente une concavité étroite et l'image réelle qui présente un second objet qui est le trottoir proche des pieds. On remarque particulièrement pour l'image en forme de U que la courbe

pénètre difficilement dans la concavité grâce à l'ajustement de la constante λ . Pour l'image de synthèse à trois objets la segmentation est précise avec des contours réguliers de même le changement de topologie se fait automatiquement et ne pose aucun problème.

III.4- Contours actifs basés régions

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 [35]. 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, la figure ci-dessous met en évidence les deux types de segmentation basée contours et basée régions :

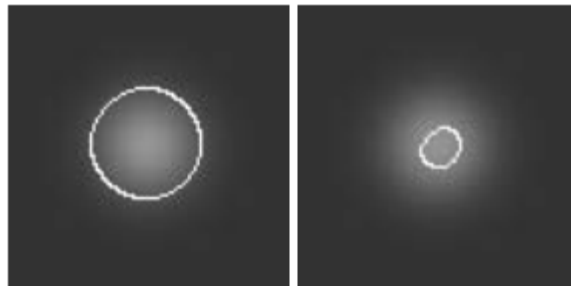


Fig.III.10 : A gauche segmentation basée régions, à droite segmentation basée contours.

III.4.1 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 :

$$J(\Omega_{in}, \Omega_{out}, C) = \int_{\Omega_{in}} k_{in}(x, y, \Omega_{in}) dx dy + \int_{\Omega_{out}} k_{out}(x, y, \Omega_{out}) dx dy + \int_C k_c(s) ds \quad (III.10)$$

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.

III.4.2 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 (III.10) par dérivation est :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = (k_{in} - k_{out} + k_{cont}k - \nabla k_{cont}N)N \quad (III.19)$$

III.4.3. 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 :

$$F^{MS}(I, C) = \alpha \int_{\Omega} (f(x, y) - I(x, y))^2 dx dy + \beta \int_{\Omega/C} \nabla I^2 dx dy + \nu \int_C ds \quad (III.20)$$

Avec α et β poids respectifs des deux premiers termes et Ω/C 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 (III.20), 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.

III.4.4. Méthode de Chan et Vese

La méthode de Chan et Vese [12] 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} .

III.4.4.1 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 $f(x, y)$ 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 :

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x, y))^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x, y))^2 dx dy + \mu \text{longueur}(C) + \nu \text{Aire}(\text{interieur de } C) \quad (\text{III.21})$$

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 :

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x, y))^2 dx dy + \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x, y))^2 dx dy \quad (\text{III.22})$$

On peut dire que l'objet est détecté si :

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

Ce qui est illustré par la figure suivante:

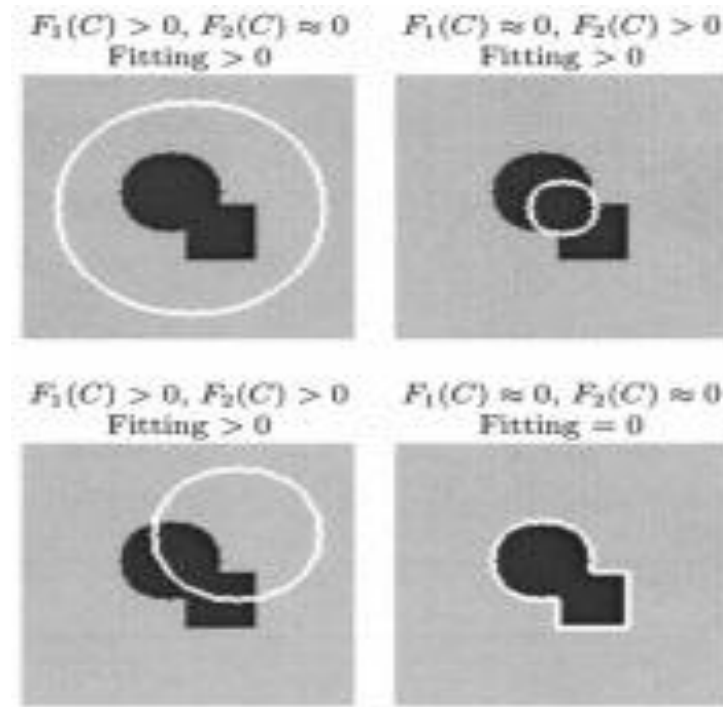


Fig.III.11 : Segmentation par la méthode de Chan et Vese ;
les cas possibles

III.4.4.2. Formulation par level set

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 :

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

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

$$\begin{aligned} E(c_1, c_2, \phi) &= \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) (c_1 - I)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) (c_2 - I)^2 dx dy \\ &\quad + \mu \int_{\Omega} \delta(x, y) |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \end{aligned} \quad (\text{III.23})$$

III.4.4.3- 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 :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (\text{III.24})$$

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} .

III.4.5. Variantes

Le cas multiphase (plusieurs régions) beaucoup plus complexe est traité par les mêmes auteurs [62] ainsi que dans [24]. Par ailleurs, Lankton et Tannenbaum [40] utilisent une reformulation locale de l'énergie, cela permet de segmenter des régions non homogènes. Une combinaison des contours actifs géodésiques et de contours actifs basés régions est proposée dans [2].

III.4.6- Résultats

Pour cet essai, on considère une méthode basée régions à savoir, la méthode de Chan et Vese avec deux phases, c'est-à-dire que l'image est partitionnée en deux : Ω_{in} , correspondant à l'objet et Ω_{out} au fond. L'image en U, comporte une seule région incluant un contour qui sera considéré comme deuxième région. L'image de synthèse à trois objets représente effectivement deux régions. L'image réelle comporte plusieurs régions : la personne étant l'objet à segmenter, le mur, la lucarne, la rue sont traitées comme fond, leur niveau de gris étant proche. On initialise une forme sur la personne et on prend le même poids pour les deux régions.

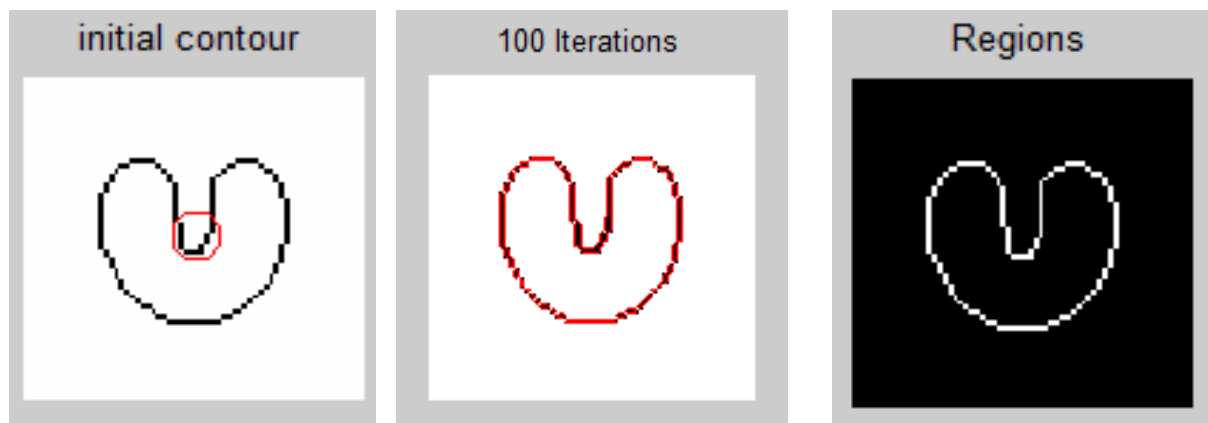


Fig.III.12 : Image de synthèse, segmentation par la méthode de Chan et Vese

Param. : $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$; $\mu = 0.02$; $dt = 0.5$; $v = 0$.



Fig.III.13 : Méthode de Chan et Vese, image réelle, mêmes paramètres de segmentation



Fig.III.14 : méthode de Chan et Vese ,Segmentation multi-objets, même paramètres

III.4.7 Analyse des résultats

Ce qui est évident dans cette méthode, c'est la quasi-indépendance de l'initialisation. Les régions sont ici définies par la moyenne. On segmente deux régions dont les poids respectifs sont λ_1 et λ_2 . En général, on choisit ces deux coefficients égaux, dans le cas où le résultat final n'est pas satisfaisant, on peut favoriser une région par rapport à une autre en augmentant son poids. Exemple dans le cas de la personne qui marche on peut segmenter la fenêtre en noir au bord droit de l'image, en augmentant λ_2 .

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 [68], la relation contours actifs paramétriques et géométriques est développée.

Chapitre 4

AMELIORATION DES CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES

IV.1. Alternance des forces

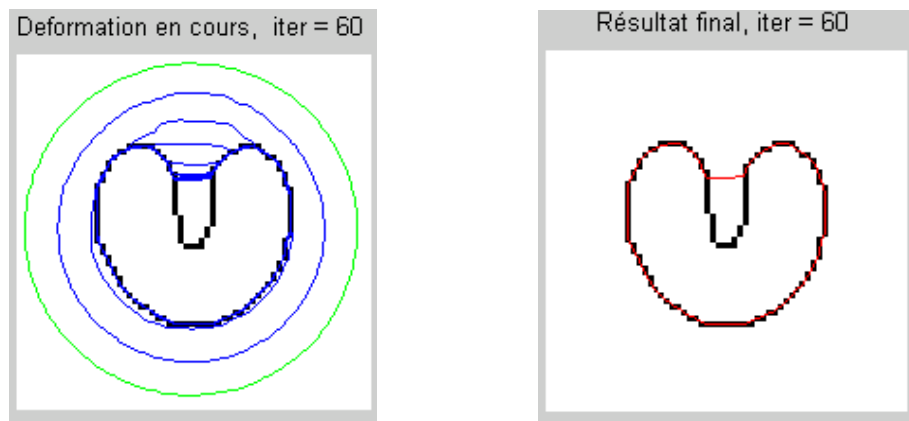
IV.1.1 Principe

La méthode de base des contours actifs paramétriques ou snake classique [38] présente les inconvénients d'une initialisation très proche de l'objet à segmenter et de la non-convergence vers les concavités. Parmi les méthodes qui viennent améliorer les performances du snake classique celle de la force de distance [16]. 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 du potentiel 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 [15] la force externe est proportionnelle à la normale en chaque point du snake, elle dépend donc de la géométrie du snake. Nous avons eu l'idée d'alterner la force de distance avec une force de pression ou forec Ballon, cela permet la convergence vers les concavités avec une bonne précision. Ce qui est illustré par les résultats suivants :

IV.1.2 Application

IV.1.2.1 Image de synthèse

Pour l'image en forme de U, on compare la méthode classique de distance et notre algorithme.



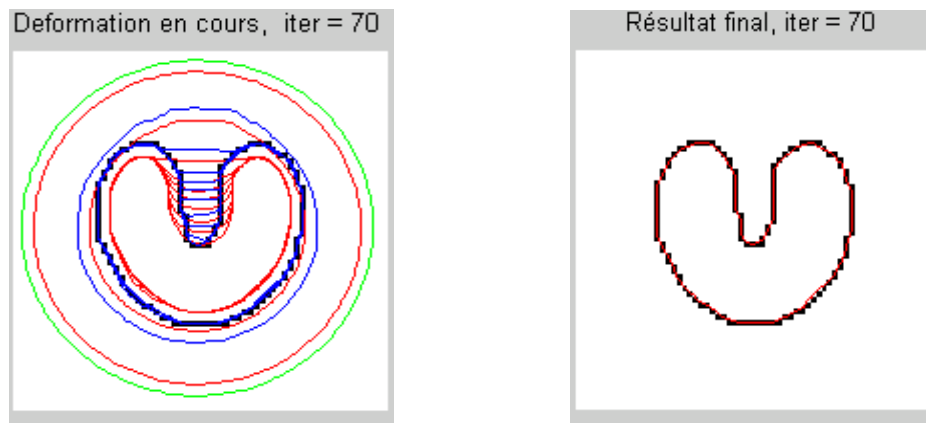


Fig.IV.2 : Alternance des forces, initialisation (en vert) à l'extérieur de l'objet rouge : force de pression, bleu : force de distance.

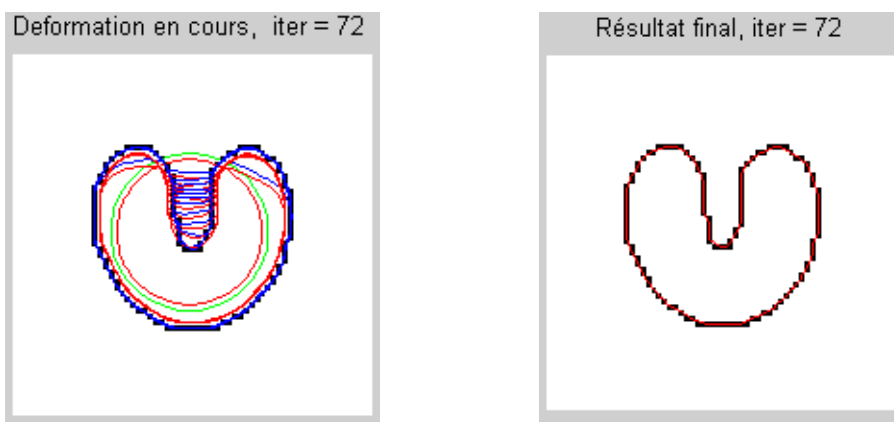


Fig.IV.3 : Alternance des forces, initialisation à l'intérieur de l'objet.

V.1.2.2 Images réelles

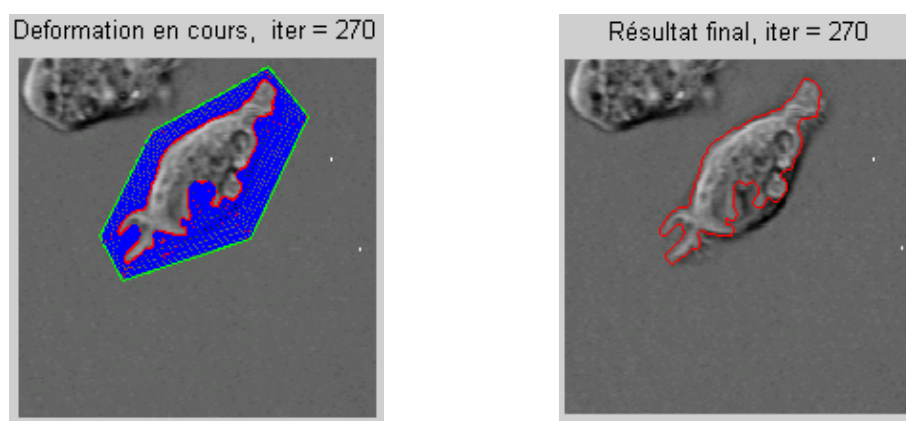


Fig. IV.4 : Alternance des forces (image à deux objets)

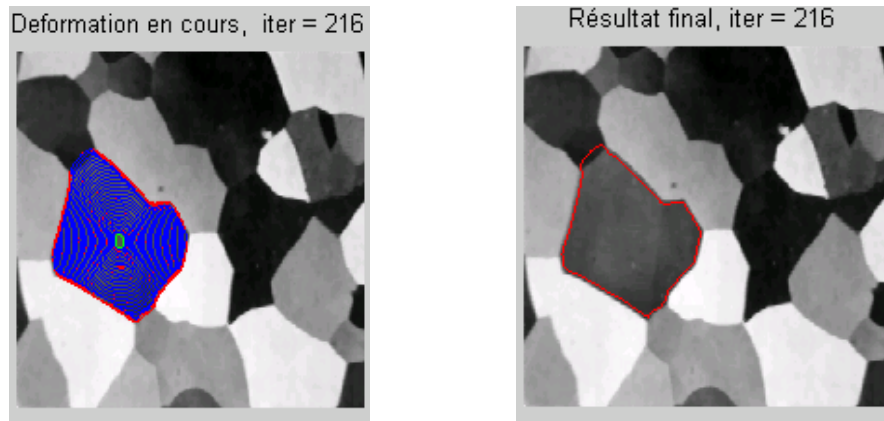


Fig. IV.5 : Alternance des forces, initialisation interne de loin

IV.1.3. Analyse des résultats

Pour des images de synthèse (figures IV.2 et IV.3), notre méthode converge de loin et converge dans les concavités avec précision. La convergence est ainsi accéléré doublement grâce à l'alternance des deux méthodes. 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.

Pour les images réelles (figures IV.4 et IV.5), la méthode converge également de loin et dans les concavités. Un autre avantage observé sur l'image à deux objets 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 au 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.

IV.2. Amélioration de la convergence par la carte de distance du centre de gravité

IV.2.1. Paramètres fixes

Notre contribution vient s'ajouter aux variantes du (II.6.2) en apportant une nouvelle force externe. 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. 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.

IV.2.1.1 Force externe

On pointe, un point sur l'objet au centre de gravité ou non loin, une carte de distance très simple est calculée pour chaque point de l'image par rapport à ce point. On utilise pour cela la distance Euclidienne, le gradient de cette carte de distance $d(v)$ donne la force potentielle normalisée :

$$F_{potd} = -\frac{\nabla d(v)}{|\nabla d(v)|} \quad (IV.1)$$

Cette force agit comme la force ballon, elle a pour effet de gonfler ou de dégonfler le snake. Cependant elle diffère dans le fait qu'elle dérive d'un potentiel. Naturellement, les contours sont détectés à l'aide de la force gaussienne grâce au rapport des poids respectifs des deux types de forces. La force externe totale est :

$$F_{ext} = k_g F_g + k_d F_{potd} \quad (IV.2)$$

On prend $k_g \ll k_d$ coefficients respectifs de la force gaussienne F_g et de la force de distance F_{potd} . F_g dérive de E_{line} ou bien E_{edge} avec l'image lissée par un filtrage gaussien.

IV.2.1.2. Application

Nous allons tester notre nouvelle force externe en comparaison avec la méthode ballon sur une image de synthèse en forme de U et une image réelle d'une personne qui marche dans un environnement bruité.

IV.2.1.2.1. Image de synthèse

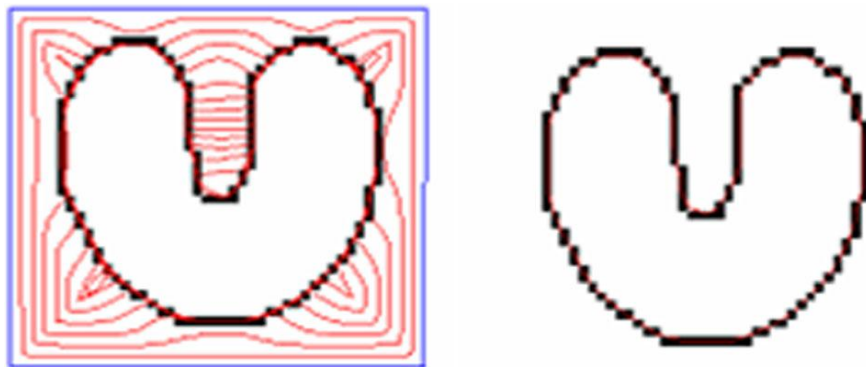


Fig.IV.6: Méthode Ballon: $\alpha = 0.05$, $\beta = 0$, $\gamma = 0.2$, $k_p = -0.05$

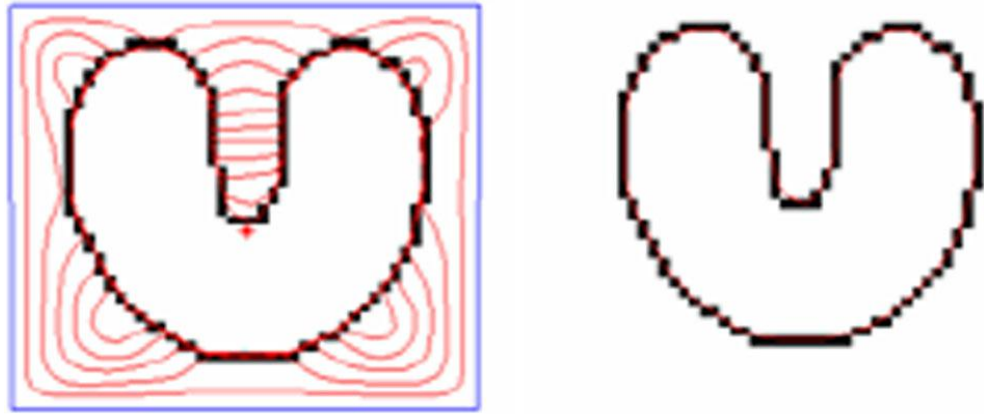


Fig.IV.7: Méthode proposée : $\alpha = 0.05$, $\beta = 0$, $\gamma = 0.15$,
 $kg = 3$, $kd = 0.15$

IV.2.1.2.2. Image réelle

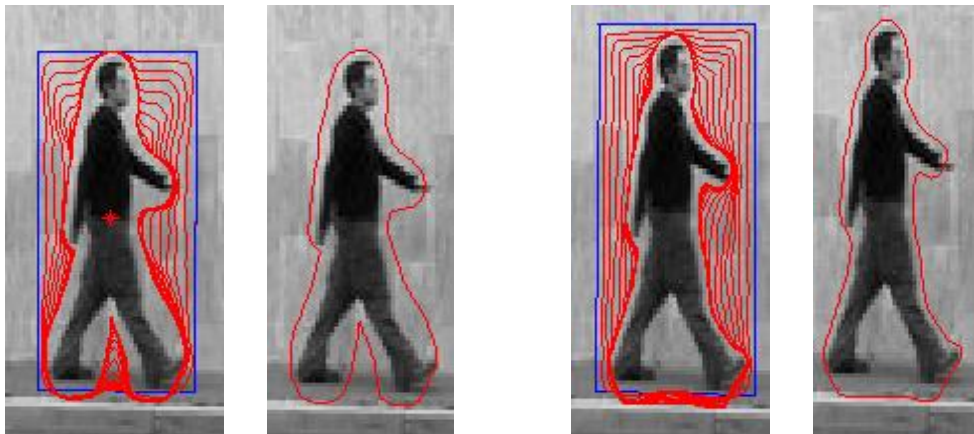


Fig. IV.8: Segmentation, image réelle, à gauche notre méthode,
à droite la méthode Ballon

IV.2.2.1.3- Images multi-objets

Dans notre méthode, les forces d'attraction telles que conçues pointent vers le centre de gravité de l'objet cela est un avantage que l'on peut mettre à profit pour la segmentation multi-objets. On pointe les objets à segmenter aux environs du centre de gravité de ces derniers, on aura donc une carte de distance pour chaque objet à partir desquelles on déduit les forces externes en chaque point de l'image.



Fig.IV.9 : Segmentation de deux objets distincts (notre méthode)

$$\alpha = 0.05, \beta = 0, \gamma = 0.1, kg = -2, kd = 0.06$$



Fig.IV.10 : Segmentation de deux objets en légère occlusion (notre méthode),

$$\alpha = 0.05, \beta = 0, \gamma = 0.2, kg = -2.5, kd = 0.035.$$



Fig.IV.11: Paramètres fixes: $\alpha=0.05$; $\beta=0.05$; $\gamma=0.08$; $kg=-2$; $kd=0.04$; $\sigma=2.5$

IV.2.1.3 Analyse des résultats

Pour l'image de synthèse, on remarque qu'il y a moins d'itérations pour notre méthode, dans le cas de l'image réelle notre méthode segmente la concavité entre les pieds de la

personne qui marche, ce qui n'est pas le cas pour la méthode Ballon où le snake est plutôt attiré par le trottoir à cause des forces gaussiennes présentes au niveau de ce deuxième objet. Cependant, on remarque une segmentation peu précise pour notre algorithme, en effet, les forces externes de distance pointent grossièrement vers l'objet mais en certains points ces forces sont mal orientées, ce qui nous a amené à introduire des coefficients variables de la force externe en fonction des points du contour actif. Dans le cas de l'image multi-objets 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.

IV.2.2- Paramètres variables

IV.2.2.1 Force externe

Pour améliorer la convergence de notre méthode, nous considérons la dépendance du poids de la force d'attraction F_{potd} du contexte, pour cela, on définit une stratégie pour avoir des paramètres fonction des points du snake. Il apparait 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 F_{potd} 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 F_{potd} et la normale unitaire en chaque point i du snake, d'où :

$$k_d(i) = D \cdot |(n_x(i)f_x(i) + n_y(i)f_y(i))| \quad (IV.3)$$

Où D est un coefficient constant ; n_x et n_y sont les composantes de la normale unitaire n .

f_x et f_y composantes de F_{potd} .

Les valeurs négatives de $k_d(i)$ correspondent à des situations où les forces de distance sont presque opposées à la normale. Ce cas apparait pour les formes non-convexes, pour cela $k_d(i)$ sera très faible ou nul et il en sera de même pour l'effet de F_{potd} . Donc seule la force de pression F_p va agir pour assurer la convergence, cela implique que son poids k_p doit lui aussi être variable.

On utilise un coefficient élevé quand, l'effet de notre force de distance est faible ou nul, il est important de noter que lorsque la force ballon et la force d'attraction sont presque alignées

leurs effets sont similaires. La force de pression doit donc être diminuée, d'où les relations suivantes :

$$\begin{aligned}
 &\text{If } k_d(i) < \text{seuil} \\
 &\quad k_p(i) = k_p \\
 &\quad k_d(i) = 0 \\
 &\text{Else} \\
 &\quad k_p(i) = 0
 \end{aligned} \tag{IV.4}$$

Pour le coefficient k_g de la force gaussienne, on fait aussi le produit scalaire avec la force de distance, cela a pour effet d'augmenter le poids de la force gaussienne lorsque les deux types de forces sont dans la même direction. Pour le paramètre k_g on a donc la relation suivante :

$$k_g(i) = G \cdot |f_{gx}(i)(f_x i) + f_{gy}(i)f_y(i)| + k_{g0} \tag{IV.5}$$

G constante, f_{gx} et f_{gy} composantes de F_g , k_{g0} constante, c'est la valeur minimale de k_g lorsque le produit scalaire est nul. Finalement la force externe totale pour un point i du snake est :

$$F_{ext}(i) = Gk_g(i)F_g(i) + Dk_d(i)F_{potd}(i) + k_p(i)n(i) \tag{IV.6}$$

IV.2.2.2- Application

Pour les mêmes images, on teste notre algorithme avec des paramètres variables en fonction des points du contour actif.

IV.2.2.2.1- Image de synthèse

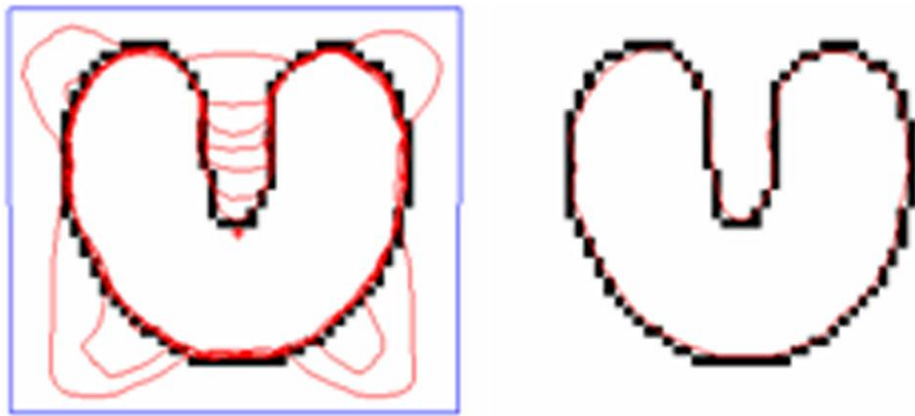


Fig. IV.12 : Méthode proposée : $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.05$, $\gamma = 0.15$, $G = 3$, $D = 0.35$

$k_{g0}=0$.

IV.2.2.1.2 Image réelle

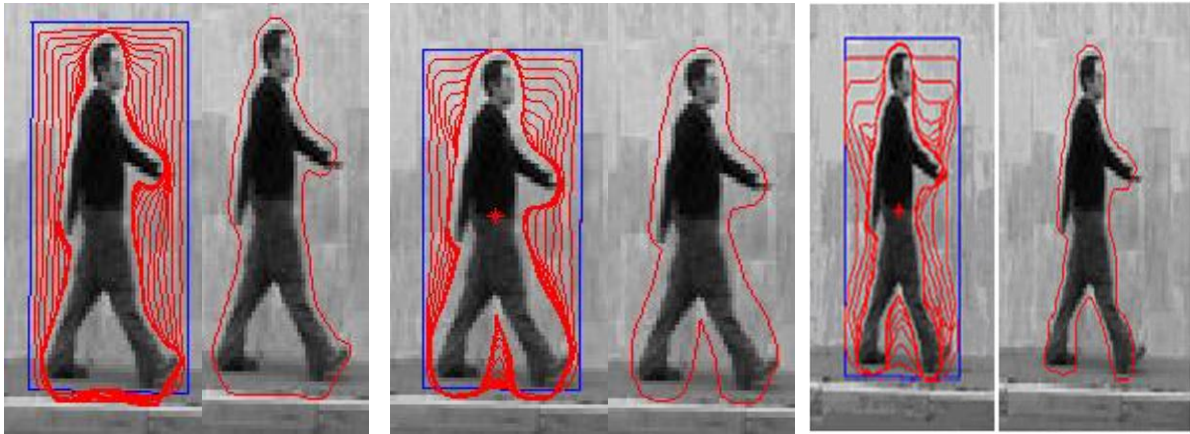


Fig.IV.13: de gauche à droite, méthode Ballon, notre méthode (paramètres fixes) et notre méthode (paramètres variables) pour une image réelle.

IV.2.2.2.3 Image réelle multi-objets



Fig.IV.14 : Paramètres variables: $\alpha=0.05$; $\beta=0.05$; $\gamma=0.08$; $G=-6$; $D=0.08$; seuil.=0.15 (gauche); $kp(i)=-0.05$; $\alpha=0.05$; $\beta=0.05$; $\gamma=0.07$; $G=-6$; $D=0.1$. seuil.=0.15 (droite);

IV.2.2.2.4- Suivi manuel de séquences vidéo

Pour ne pas mettre en cause, l'estimation de mouvement, nous avons testé seulement notre méthode. Pour cela on calcule le centre de gravité pour chaque méthode, le rectangle englobant est généré automatiquement. Dans les résultats ci-dessous, on fait une comparaison avec la méthode Ballon pour le même nombre d'itérations.



Figure IV.15: Suivi manuel, méthode Ballon (1^o rangée), notre algorithme (2^o rangée) pour 100 itérations.

IV.2.2.2.5. Analyse des résultats

Une analyse qualitative montre une nette amélioration pour notre méthode avec les paramètres variables avec beaucoup moins d'itérations (fig.IV.12) par rapport à la même méthode paramètres fixes (IV.7) et la méthode Ballon (fig. IV.6). De même pour le suivi, notre méthode segmente toutes les concavités. Pour l'image multi-objets, on remarque la détection d'une concavité très étroite (IV.14, en vert), ce qui n'est pas le cas toujours pour notre méthode, avec paramètres fixes.

Pour l'évaluation quantitative des résultats, on utilise les mesures de la sensibilité et la spécificité [1]. Ce critère est souvent utilisé pour évaluer la précision de la segmentation par contours actifs. En effet, il est basé sur les surfaces segmentées et les surfaces manquées par le snake et les fausses détections. Plus précisément, on doit définir t_p et t_n respectivement les

surfaces de vrais positifs et vrais négatifs. Pour les fausses détections, on introduit f_n et f_p qui correspondent respectivement aux fausses segmentations positives et négatives. Les performances de segmentation et de rejet sont donc évaluées par la sensibilité et la spécificité définies par :

$$sensitivité = \frac{t_p}{t_p + f_n} \quad (IV.7a)$$

$$spécificité = \frac{t_n}{t_n + f_p} \quad (IV.7b)$$

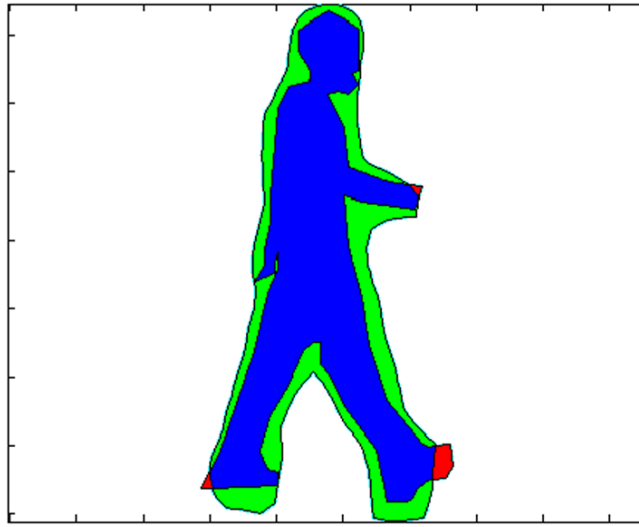


Fig. IV.16 : Détermination de t_p (en bleu), t_n (en blanc) ; f_p en vert et f_n en rouge

Ces deux grandeurs sont comprises entre 0 et 1, elles peuvent être exprimées en pourcentage. Une valeur élevée de la sensibilité signifie que le contour actif a une tendance à englober tout l'objet. Alors qu'une valeur élevée de la spécificité traduit le fait que la zone segmentée ne comporte pas une grande surface de fausse détection et converge bien vers l'objet. Dans le même ordre d'idée la spécificité est importante pour caractériser la convergence ou non dans les concavités. Dans notre expérience, nous considérons 66 images d'une séquence d'une personne qui marche, ces images réelles présentent des difficultés dues à la texture du fond et particulièrement le trottoir très proche des pieds du marcheur. Pour évaluer les critères décrits ci-dessus, nous avons commencé par déterminer le contour réel de l'objet en pointant suffisamment de points le long du marcheur pour toutes les images. Nous avons donc déterminé la sensibilité et la spécificité pour la méthode Ballon et notre méthode, ces résultats sont illustrés par les figures suivantes sur les images de la séquence « walking person ».

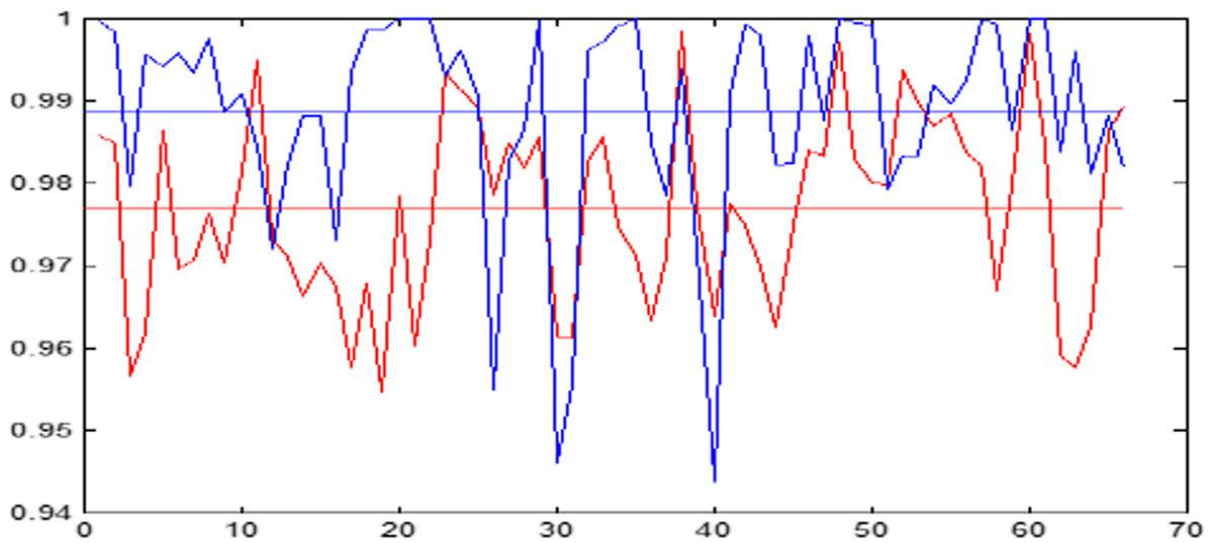


Fig.V.17 : Sensitivité pour le modèle Ballon (rouge) et la méthode proposée (bleu)

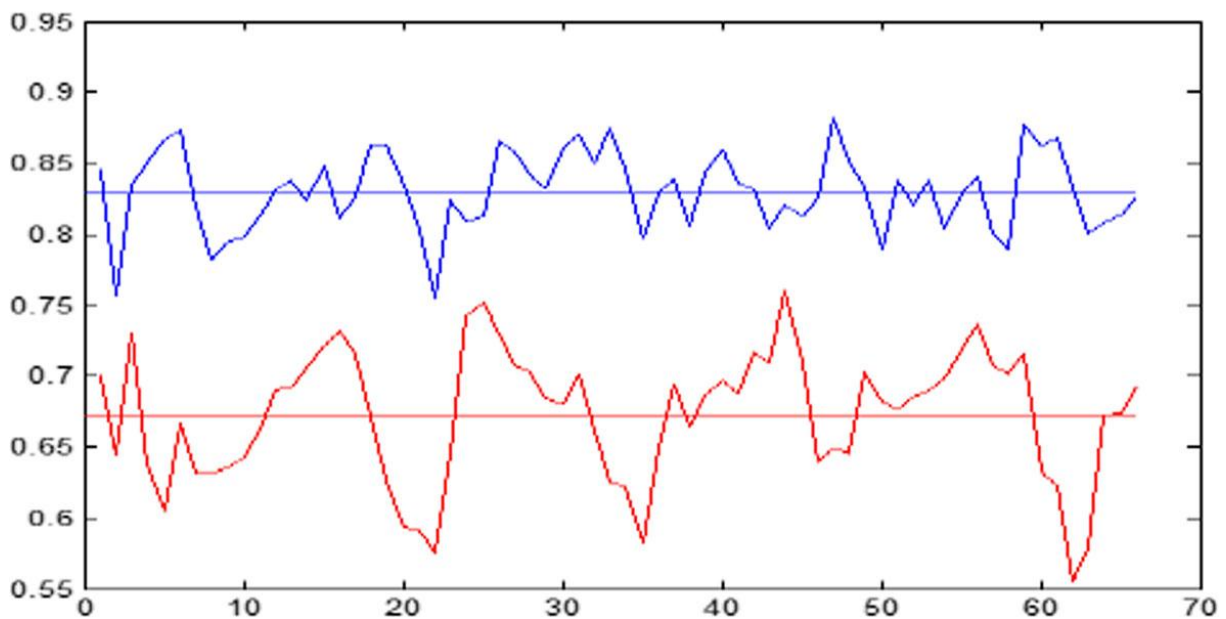


Fig.V.18 : Spécificité pour le modèle Ballon (rouge) et la méthode proposée (bleu)

On peut noter une amélioration pour notre méthode notamment pour la spécificité à cause d'une meilleure convergence dans les concavités. Ce qui est confirmé par le calcul de la moyenne des deux critères pour chaque méthode.

Pour l'évaluation de la segmentation, on initialise un rectangle englobant l'objet, le même pour toutes les images et pour les deux méthodes. On choisit les meilleurs paramètres pour chaque méthode, la figure (V.15), montre les résultats obtenus dans les deux cas pour 100 itérations. Aussi bien pour les images de synthèse que les images réelles, on remarque que notre méthode est plus rapide et converge mieux dans les concavités. Cette amélioration est

due aux forces externes toujours orientées vers un point d'attraction. Cet avantage est toujours vrai pour tout objet dont le centre de gravité est à l'intérieur de ses frontières. Concernant la méthode Ballon, on choisit les meilleurs paramètres pour chaque image de la séquence, cependant, en augmentant la vitesse de convergence on peut voir la formation de boucles. Cette tendance au bouclage est beaucoup moins évidente pour notre algorithme.

Conclusion

Pour la première contribution, il y a une amélioration évidente de la méthode classique de distance. En effet, on obtient une segmentation précise de l'objet même dans les concavités, cependant l'inconvénient majeur est le calcul de la carte de distance classique de l'objet.

Pour la deuxième méthode, pour les paramètres fixes, il y a une meilleure convergence dans les concavités par rapport à la méthode ballon malgré la présence du trottoir qui représente un deuxième objet. Cependant la segmentation de l'objet est peu précise car il y a des forces de distance mal orientées qui font un angle important avec la normale au snake en plusieurs points. En introduisant des paramètres variables proportionnels au produit scalaire entre la nouvelle force de distance et la normale au contour actif la segmentation est nettement meilleure. Par ailleurs 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. Comparée à la méthode Ballon, elle présente moins de risque de bouclage et une meilleure convergence dans les concavités du fait que les forces pointent vers le centre de gravité. Si l'on compare avec la méthode du GVF, le champ de forces du GVF pointe bien vers les contours de l'objet, cependant son calcul est onéreux et il est très sensible au bruit. L'introduction de paramètres variables a permis d'améliorer grandement les résultats par rapport à la méthode de base qui utilise les paramètres fixes et la méthode Ballon, cela au prix d'un paramètre D supplémentaire de notre force potentielle de distance F_{pota} . On observe également un bon comportement en suivi et en segmentation multi-objets où des améliorations peuvent être encore être apportées.

Chapitre 5

SUIVI DE SEQUENCES VIDEO

Le mouvement image ou mouvement apparent est la projection du mouvement réel 3D de la scène dans le plan 2D de l'image, c'est donc une approximation du mouvement réel. Le calcul du mouvement apparent consiste à associer à chaque pixel d'une image I d'une séquence vidéo, un vecteur vitesse selon l'axe x et l'axe y à un instant donné t . Ce vecteur vitesse est calculé par différentiation entre deux images successives. Par définition, ce champ de vecteurs vitesses du mouvement apparent n'est autre que le flot optique, il est basé sur une hypothèse de constance de l'intensité lumineuse d'un pixel au cours de son déplacement.

Parmi les méthodes d'estimation de mouvement, nous avons opté pour le flot optique par différentiation, en effet cette méthode est populaire à cause de sa précision et sa rapidité. En 1981, Horn et Schunk [31] ont introduit un modèle de calcul du flot optique dit global car les calculs se font sur toute l'image. La fonction objectif utilisée comporte un terme de régularité du flot optique sur toute l'image en plus du terme d'attache aux données dû à l'hypothèse de constance de la luminosité. A la même période Lukas et Kanade ont proposé le modèle local où, ils supposent que les pixels se déplacent localement dans la même direction, pour cela, une fenêtre gaussienne est centrée autour de chaque pixel dans laquelle le mouvement se fait d'un bloc. Une combinaison des deux méthodes globales et locales a été introduite par Bruhn et Weickert en 2005 [7], cette approche est plus robuste au bruit. Pour des déplacements importants, on utilise une des méthodes citées en multirésolution.

Pour notre expérimentation, le suivi d'une séquence vidéo consiste à initialiser une forme englobant l'objet en mouvement et à propager correctement cette initialisation pour chaque image au cours des itérations. Pour cela l'estimation du mouvement de l'objet entre deux images successives se fait par le calcul du flot optique par la méthode de Horn et Schunk. Il s'ensuit, une étape de segmentation de l'objet à l'aide de notre méthode comparativement à la méthode ballon. Nos essais portent sur l'analyse de deux séquences vidéo, l'une comporte un objet non rigide avec faibles déplacements, l'autre un objet rigide avec grands déplacements et vitesse variable.

V.1 Séquence vidéo

Une vidéo est une succession d'images animées défilant à une certaine cadence afin de créer une illusion de mouvement pour l'œil humain, une vidéo peut être analogique (signal continu d'intensité de luminance) ou numérique (suite de trames ou images). La résolution

temporelle d'une vidéo est définie par le nombre d'images défilant par seconde, en tenant compte de la persistance rétinienne, cette résolution est d'environ 25 images par secondes selon les applications (cinéma, télévision etc..).

Une séquence vidéo est une succession d'images 2D qui montre l'évolution d'une scène, l'analyse du mouvement dans une séquence d'images consiste dans notre cas à estimer le mouvement d'un objet d'intérêt par le flot optique et à le segmenter par une méthode des contours actifs.

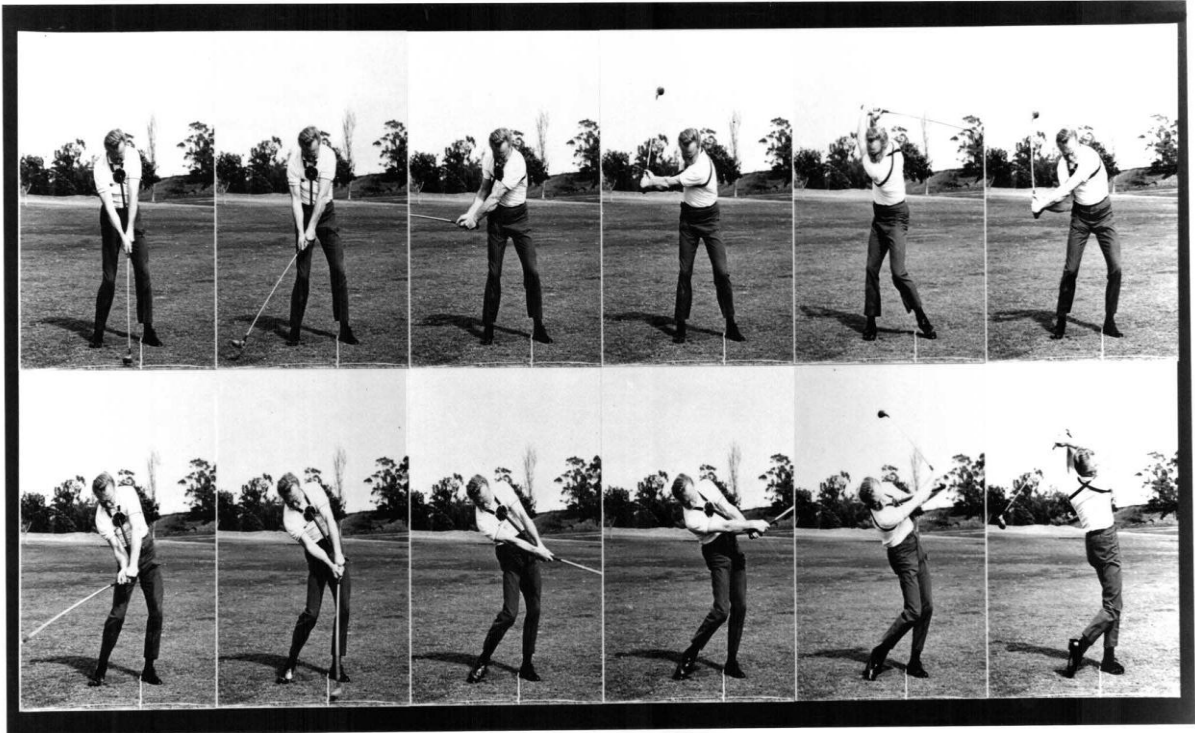


Fig. V.1 : Séquence vidéo

V.2 Estimation de mouvement par flot optique, méthode de Horn et Shunck

Le flot optique désigne le champ de vitesse apparent observé entre deux images successives d'une scène en mouvement. La mesure du flot optique est basée sur l'hypothèse qu'un pixel d'une séquence d'images conserve son intensité lumineuse constante au cours de son déplacement. Il existe plusieurs méthodes de calcul du flot optique, nous allons développer la méthode de base à savoir celle de Horn et Shunck. Dans cette méthode, pour calculer le flot optique, on définit une fonctionnelle d'énergie qui comporte un terme de contrainte d'intensité (constance de la luminosité) et un terme de régularité ou lissage du flot optique. La minimisation de cette fonction de coût à l'aide du calcul variationnel permet de calculer le flot optique pour des faibles déplacements.

V.2.1 Contrainte d'intensité

Soit I l'image à traiter, la constance de la luminosité s'exprime par :

$$dI/dt=0$$

$$\text{ou} \quad I((x, y) + \omega, t) - I(x, y, t) = 0 \quad (\text{V.1})$$

Avec $\omega = (u, v)$ vecteur vitesse dans le plan image, respectivement le long de x et de y ,

$$\text{Donc : } u = \frac{dx}{dt} \text{ et } v = \frac{dy}{dt}$$

La dérivée de l'équation ci-dessus s'écrit :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

$$\text{Ou bien:} \quad I_x u + I_y v + I_t = 0$$

$$\text{Ou encore :} \quad (\nabla I)^T \omega + I_t = 0 \quad (\text{V.2})$$

Avec $\omega = (u, v)$ vecteur flot optique

Cette équation est dite équation du mouvement.

V.2.2. Contrainte de régularité du flot optique

Avec cette équation, le problème est mal posé, car pour chaque pixel, on a une équation à deux inconnues, Horn et Schunk [31], ont rajouté une contrainte de régularisation du flot optique. Le déplacement des patterns dans l'image se fait de manière lisse et sans à-coups. Pour cela on utilise les Laplaciens du flot optique (u, v) :

$$\Delta_u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$$

$$\Delta_v = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2}$$

S'ils sont nuls, le mouvement est continu, finalement pour déterminer le flot optique, les contraintes d'intensité et de continuité seront intégrés dans une fonctionnelle à minimiser.

V.2.3. Fonctionnelle d'énergie

Une fonctionnelle d'énergie f dont le premier terme représente l'erreur sur la contrainte d'intensité constante et le second terme, l'erreur due à la contrainte de régularité. La minimisation de la fonction de coût f va nous permettre de déterminer le flot optique de composantes u et v de manière itérative. Cette fonctionnelle est donnée par l'équation suivante :

$$f(u, v) = \int_{\Omega} \left(\left| \nabla I \cdot \omega + I_t \right|^2 + \alpha (\Delta_u + \Delta_v)^2 \right) dx dy \quad (\text{V.3})$$

Avec α coefficient de pondération positif, plus ce paramètre est élevé plus le mouvement est continu ou lisse mais au détriment de la précision. Minimiser, l'équation ci-dessus revient à résoudre les équations d'Euler Lagrange correspondantes en u et v :

$$\begin{aligned} I_x^2 u + I_x I_y v + I_x I_t - \alpha \Delta u &= 0 \\ I_y^2 v + I_x I_y u + I_y I_t - \alpha \Delta v &= 0 \end{aligned} \quad (V.4)$$

V.2.4 Résolution numérique

Discretisation du laplacien :

$$\Delta u = u - \bar{u}$$

Avec $\bar{u}$ valeur moyenne de u sur un voisinage 3x3 :

$$\begin{aligned} \bar{u}(i, j) &= 1/6 \{u(i-1, j) + u(i, j+1) + u(i+1, j) + u(i, j-1)\} \\ &\quad + 1/12 \{u(i-1, j-1) + u(i-1, j+1) + u(i+1, j+1) + u(i+1, j-1)\} \end{aligned}$$

Il en est de même pour $\bar{v}(i, j)$.

La discrétisation se fait par la méthode des différences finies, la résolution des équations d'Euler Lagrange se fait par une méthode itérative, à savoir la méthode de Gauss-Seidel. Les itérations successives sont données par les formules suivantes :

$$\begin{aligned} u_{n+1} &= \bar{u}_n - \frac{I_x (I_x \bar{u}_n + I_y \bar{v}_n + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \\ v_{n+1} &= \bar{v}_n - \frac{I_y (I_y \bar{v}_n + I_x \bar{u}_n + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (V.5)$$

V.2.5. Grands déplacements

Les formules précédentes ne sont applicables que dans le cas de faibles déplacements. Pour le cas de grands déplacements, en général on utilise l'approche multirésolution. Le principe est qu'on calcule le flot optique à différentes résolutions de l'image de la plus grossière jusqu'à l'image originale. On crée ainsi une pyramide (figure suivante) où le résultat du niveau précédent sert d'initialisation au niveau courant jusqu'à l'image originale. Ainsi pour chaque niveau on travaille en faibles mouvements et le résultat final peut atteindre des déplacements importants.

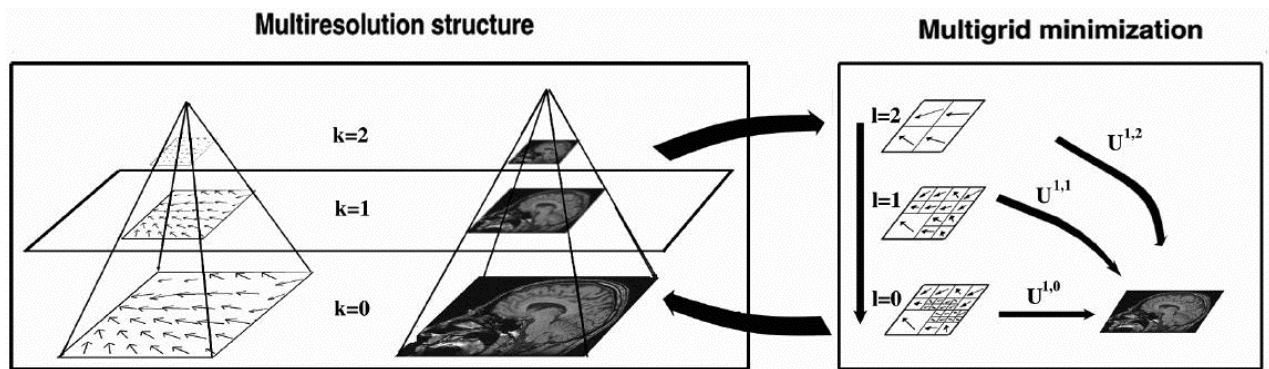


Figure V.2 : Implémentation pyramidale d'une méthode de calcul du flot optique

V.3 Segmentation

Après l'étape d'estimation de mouvement pour une initialisation correcte du rectangle englobant, on va segmenter l'objet d'intérêt. Pour cela on utilise notre méthode de distance avec les paramètres variables en comparaison à la méthode Ballon pour sa simplicité et sa rapidité. Le GVF est aussi performant, cependant son calcul est lent, particulièrement pour une image réelle. En général toutes les méthodes de segmentation d'images par contours actifs sont utilisées pour le tracking, cela dépend des applications. Les contours actifs géodésiques ont été utilisés à cet effet [50], l'approche glouton ou greedy algorithm été aussi utilisée [61]. Les contours actifs basés région ont été utilisés avec succès [54,55], la méthode de Chan et Vese également est intéressante pour le suivi de séquences vidéo pour son insensibilité à l'initialisation. Dans notre cas, nous avons choisi les contours actifs paramétriques pour la rapidité.

V.4. Essais

Pour la première image de la séquence, on calcule le centre de gravité de l'objet d'intérêt, en l'occurrence une personne qui marche, on utilise le même centre de gravité pour le rectangle d'initialisation. Le suivi de la trajectoire du centre de gravité se fait par calcul du flot optique, il s'ensuit une étape de segmentation qui sera réalisée par notre méthode en comparaison avec la méthode Ballon. Pour des déplacements très faibles entre frames, on utilise souvent le contour final de l'objet de l'image courante comme initialisation pour l'image suivante. Ainsi il y a gain important en temps de calcul, cependant en cas de rupture de suivi, il n'y a pas de reprise possible comme pour le cas avec estimation de mouvement. Pour nos essais, on réalise, le suivi d'une séquence vidéo d'une personne qui marche, c'est-à-dire un objet non rigide avec déplacements faibles. De même, on effectue également le

tracking d'une séquence d'une balle de tennis lâchée à une certaine hauteur, on a donc à faire à un objet rigide avec de grands déplacements et vitesse variable. On utilise pour cela la méthode de Horn et Schunk en simple résolution pour la première séquence et en multirésolution pour la deuxième méthode.

V.4.1 Séquence 'walking person'

Cette séquence se caractérise par un objet non rigide et des déplacements faibles avec un trottoir qui représente un obstacle pour la segmentation de l'objet d'intérêt.

V.4.1.1- Suivi par la méthode Ballon

Le suivi du centre de gravité sert seulement à centrer le rectangle d'initialisation autour de l'objet pour une meilleure segmentation.

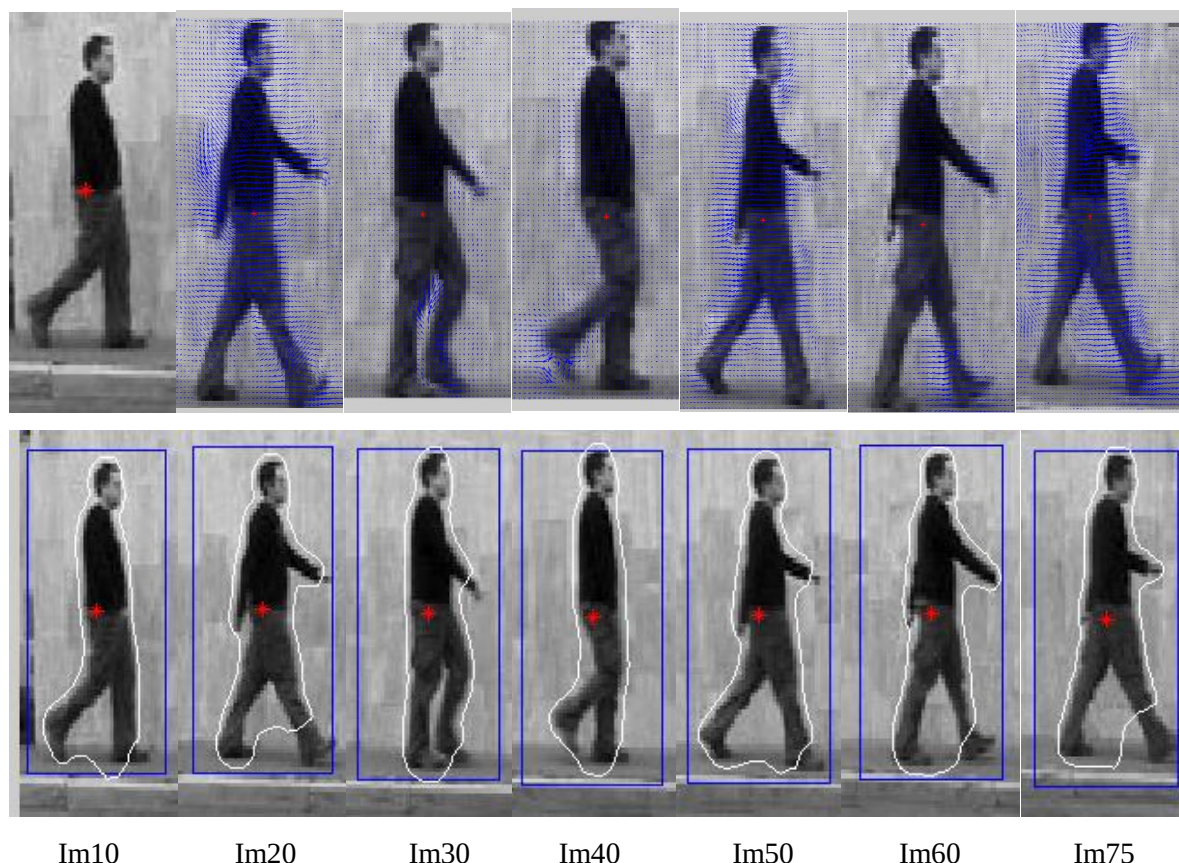


Fig.V.3 : Suivi à l'aide du modèle Ballon, $\alpha=0.05$; $\beta=0$; $\gamma=0.25$; $k_g=-2.5$; $k_p=-0.035$; flot optique: $\alpha=1.5$, rangée du haut.

V.4.1.2 Suivi à l'aide de notre algorithme

Le suivi du centre de la trajectoire sert pour une bonne initialisation comme dans le cas précédent mais il permet également de calculer la force externe de distance en tout point de l'image.

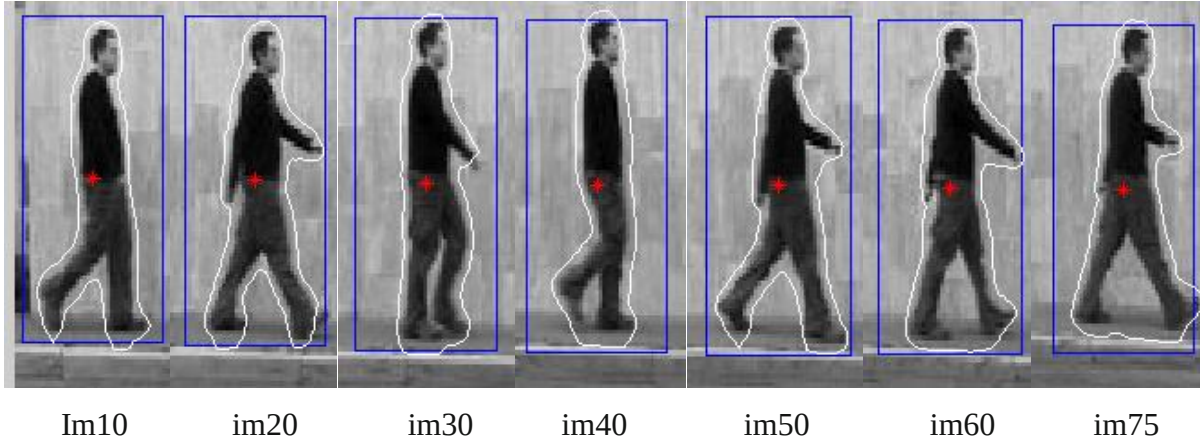
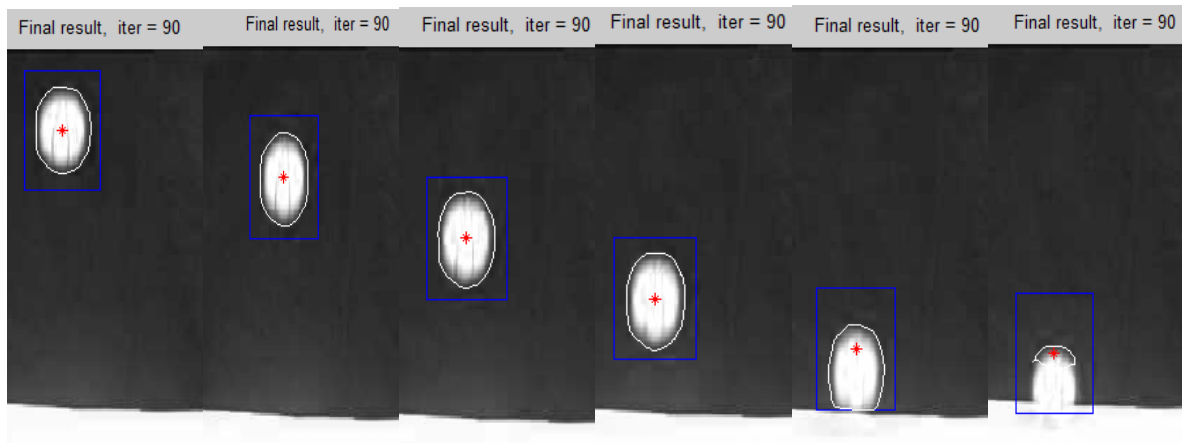


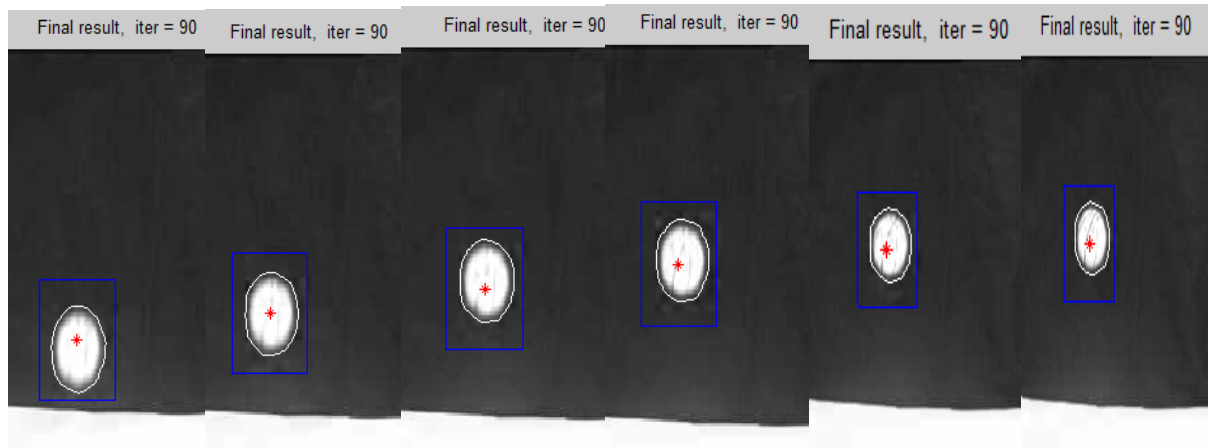
Fig. V.4: Suivi à l'aide de notre méthode, paramètres : $\alpha=0.05$; $\beta=0$; $\gamma=0.25$; $k_p=-0.05$; $G=-6$, $D=0.3$; nb iterations 100.

V.4.2- Séquence de la balle

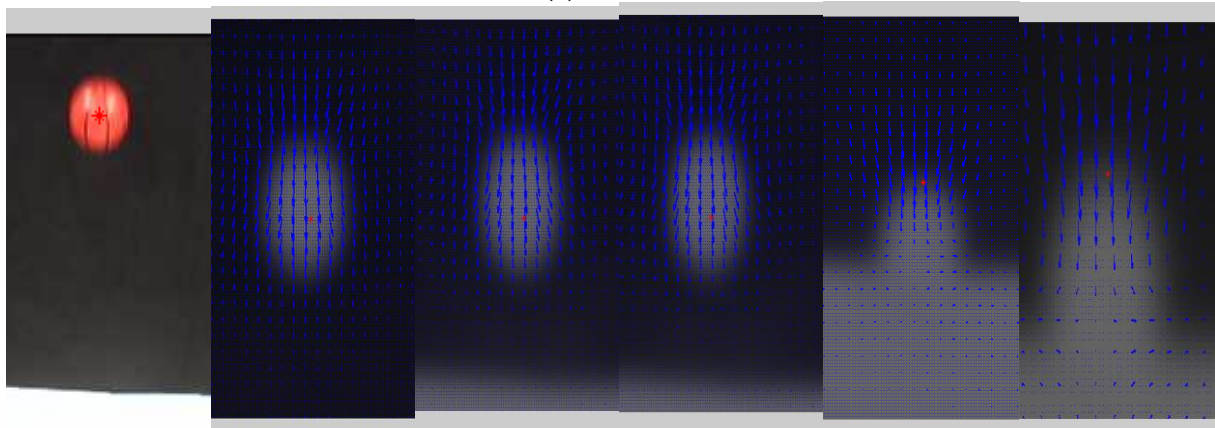
Cette séquence se caractérise par un objet d'intérêt rigide et de grands déplacements à vitesse variable en module et en sens. Pour cela, le suivi de la trajectoire du centre de gravité est réalisé à l'aide de la méthode de Horn et Schunck pyramidale. La vidéo comporte 60 images, le suivi a été réalisé de façon satisfaisante sans rupture. Nous reproduisons ci-dessous le suivi pour 20 images :



(a)



(b)



(c)

Fig. V.5 : Suivi de la trajectoire du centre de gravité de la balle (a) et (b) suivi images (10-20) ; (c) flot optique du centre de gravité

Trajectoire du centre de gravité réelle et estimée

Les tableaux suivants donnent la trajectoire réelle du centre de gravité de l'image et cette même trajectoire estimée par le flot optique à l'aide de la méthode de Horn et Schunk multirésolution :

Im	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Y0	7	21	40	67	95	127	162	172	151	132	115	106	99	98
Im	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
Y0	99	103	114	129	147	167	168	156	146	140	137	139	145	156
Im	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
Y0	168	171	163	157	156	160	167	178	174	168	168	173	179	176

Tab.1 : Trajectoire réelle Y0 de la balle avec X0 fixe =133

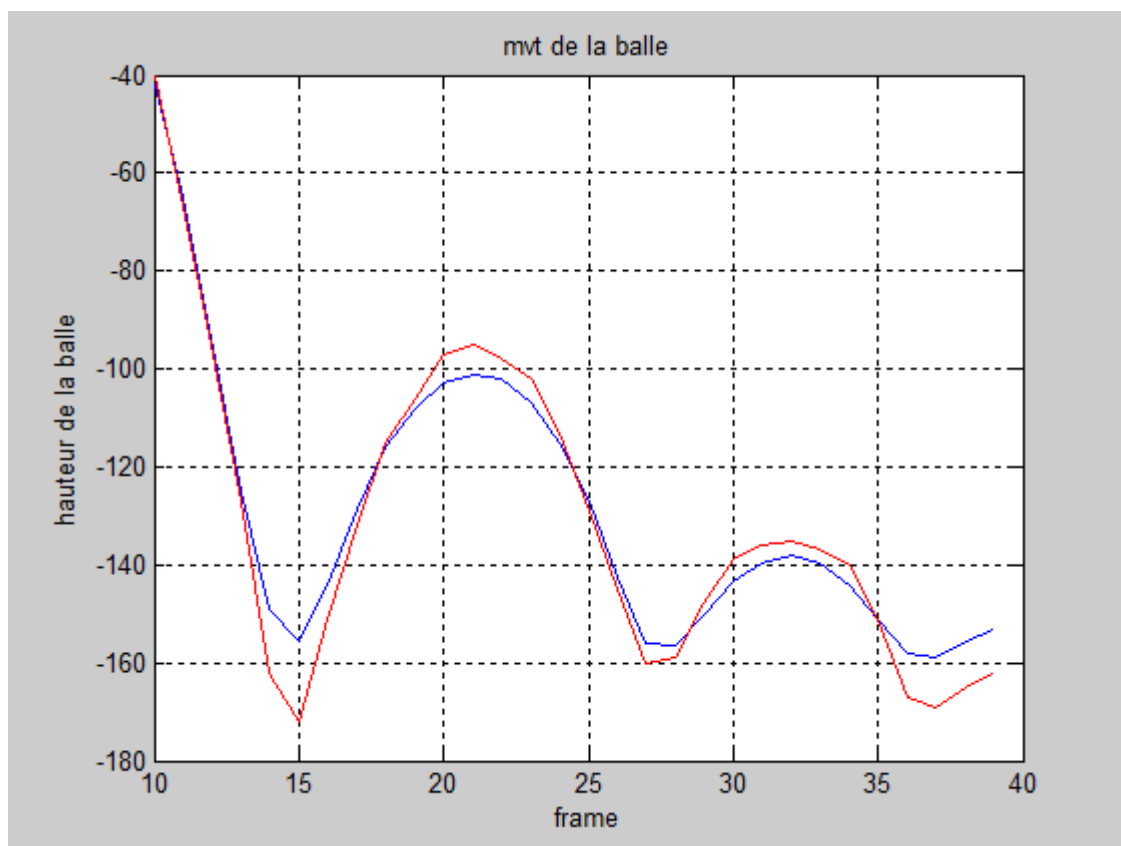
Valeurs en nombre de pixels.

Im			10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Y0			41	74	90	127	148	156	139	125	110	101	97	95
Im	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
Y0	98	102	113	129	145	160	159	148	139	136	135	137	140	151
Im	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
Y0	167	169	165	162	162	164	168	173	171	170	170	173	175	173

Tab.2 :Trajectoire estimée à l'aide du flot optique avec

X0=133. Alpha=5 ; pyramide : 3niveaux, nbr. d'itérations 150.

Ces résultats sont représentés par les courbes suivantes :



V.6 : Trajectoire réelle de la balle (en bleu) et trajectoire estimée par flot optique.

Conclusion

Dans les séquences choisies, on a donc opté pour les contours actifs paramétriques moins coûteux en tant de calcul. Le tracking est réalisé par flot optique et la segmentation à l'aide de notre modèle en comparaison avec le modèle Ballon.

Concernant l'estimation de mouvement, le flot optique permet un suivi assez précis de la trajectoire du polygone initial pour les deux séquences. Dans la première séquence, la vitesse est presque constante et faible, d'environ deux pixels par image. L'objet est non rigide et il sort parfois légèrement du cadre du rectangle englobant, cependant le snake arrive à le segmenter grâce aux forces gaussiennes présentes au niveau du contour qui dépasse. On remarque également dans la première séquence que notre méthode montre une meilleure convergence dans les concavités. La difficulté vient du fait de la présence de forces gaussiennes dues au trottoir qui attire souvent le snake. Pour la deuxième séquence, on a à faire à un mouvement complexe : la balle chute avec une vitesse importante, puis rebondit plusieurs fois avec une vitesse variable, d'une trentaine de pixels par image à quelques pixels (voir tableaux). Pour cette séquence, les deux méthodes segmentent bien l'objet mais avec plus d'itérations pour la méthode Ballon. Pour les deux vidéos le suivi a été réalisé de manière satisfaisante sans rupture.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVE

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. C'est aussi le cas du flot optique et dans le cas général où on est en présence de problèmes mal posés. 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 polygonales ou par les B-splines pour les 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 reconstruction 3D au suivi de séquences vidéo, 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 contribution, 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 du tracking les résultats sont satisfaisants pour les deux séquences vidéo réelles avec des difficultés particulières pour chacune. Le flot optique a permis une estimation précise du mouvement, ce qui a contribué au succès du suivi. Comme perspective il serait intéressant de tester notre méthode sur différents types d'images et de séquences vidéos telles que le biomédical, la robotique et la vidéosurveillance. Une autre perspective importante est de poursuivre l'étude sur la segmentation et le suivi multi-objets vus les résultats préliminaires obtenus.

References

- [1] Al-Diri B, Hunter A, Steel D An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels. *IEEE Trans Med Imaging* 2009, 28:1488–1497
- [2] V. Appia and A. Yezzi ‘Active Geodesics: Region-based Active Contour Segmentation with a Global Edge-based Constraint’ *Proc IEEE Int Conf Comput Vis*. 2011 November; 2011: 1975–1980. doi:10.1109/ICCV.2011.6126468.
- [3] Aubert G, Kornprobst P Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations, applied mathematical sciences, vol.147, Springer-Verlag, New York 2002.
- [4] Berger Marie Odile ‘les contours actifs : modélisation, comportement et convergence’ thèse de Doctorat Institut National Polytechnique de Lorraine 1991.
- [5] Bernard, O., Friboulet, D., Thévenaz, P., & Unser, M. (2009). Variational B-spline level-set: a linear filtering approach for fast deformable model evolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(6), 1179-1191.
- [6] A. Blake, M. Isard, ‘Active contours’ Springer -Verlag London Limited 1998.
- [7] Brox, T., Rousson, M., Deriche, R., & Weickert, J., Colour, texture, and motion in level set based segmentation and tracking. *Image and Vision Computing*, 2010 28(3),376-390.
- [8] A. Bruhn, J. Weickert ‘ Lucas /Kanade meets Horn/Schunk: Combining Local and Global optic Flow Methods’ *International Journal of Computer Vision* 61(3), 211-231,2005.
- [9] V. Caselles , Francine Catt, Tomeu Coil , and Françoise Dibos, A geometric model for active contours in image processing. *Numerische. Mathematik*. 1993 Vol. 66, pp:1- 31.
- [10] V. Casselles, R. Kimmel and G. Sapiro ‘ Geodesic active contours’ Fifth International Conference on Computer Vision (ICCV95), Cambridge, MA, USA, Juin 1995 p. 694-699.
- [11] V. Casselles , Kimmel R, Sapiro G (1997) Geodesic active contours. *International Journal Computer Vision* 22:61–79.
- [12] Chan T, Vese L (2001) Active contours without edges. *IEEE Trans Image Process* 10:266–277.
- [13] Chen Q, Sun Q-S, Heng P-A, Xia D-S (2008) Parametric active contours for object tracking based on matching degree image of object contour points. *Pattern Recognition Letter* 29:126–141.
- [14] Ouardia, Chilali., Abdelmalik, T. A., Moussa, D., & Bouazza, F. (2008). Les attributs de textures et le contour actif. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 18(2), 213-222.

- [15] Cohen LD (1991) On active contours and balloons. *Computer Vision Graph Image Process: Image Underst* 53:211–218
- [16] Cohen LD, Cohen I (1993) 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
- [17] 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).
- [18] Chunming Li Rui Huang, Zhaohua Ding, J. Chris Gatenby, Dimitris N. Metaxas, *Member, IEEE*, and John C. Gore. ‘A Level Set Method for Image Segmentation in the Presence of Intensity Inhomogeneities With Application to MRI’. *IEEE transactions on image processing*, vol. 20, no. 7, july 2011.
- [19] Chunming Li, Chenyang Xu, *Senior Member, IEEE*, Changfeng Gui, and Martin D. Fox, Distance Regularized Level Set Evolution and its application to Image Segmentation *Member*’, *IEEE transactions on image processing*, vol. 19, no. 12, december 2010.
- [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] Isaac Cohen, ‘ Modèles déformables 2-D et 3-D : application à la segmentation d’images médicales’, *Interface homme-machine*. Université Paris Dauphine - Paris IX, 1992.
- [22] Das, S. K., & Mukherjee, D. P. (2011). Parametric active membrane for segmentation of multiple objects in an image. *Pattern Recognition*, 44(2), 173-186.
- [23] R. Deriche et Olivier Faugeras. *PDE's in Image Processing and Computer Vision* INRIA Sophia-Antipolis 2004.
- [24] Dirami, ahmed, Hammouche, kamal, Diaf, Moussa, *et al.* Fast multilevel thresholding for image segmentation through a multiphase level set method. *Signal Processing*, 2013, vol. 93, n° 1, p. 139-153.
- [25] Petr Dokladal *cours* ‘Équations Différentielles Partielles et Traitement d’Images’ petr.dokladal@ensmp.fr
- [26] A. Foulonneau ‘ Contribution à l’introduction de contraintes géométriques dans les contours actifs orientés régions, thèse de doctorat, Université Louis Pasteur- Strasbourg 2004.
- [27] Frédéric Cao, *Geometric Curve Evolution and Image Processing* Springer 2003
- [28] GIL, Debora et Radeva, Petia. Curvature vector flow to assure convergent deformable models for shape modelling. In : *International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003. p. 357-372.
- [29] Goldenberg, R., Kimmel, R., Rivlin, E., & Rudzsky, M. (2001). Fast geodesic active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10), 1467-1475.

- [30] Goumeidane, A.B, Nacereddine, N., & Khamadja, M. (2015). Computer aided weld defect delineation using statistical parametric active contours in radiographic inspection. *Journal of X-ray Science and Technology*, 23(3), 289-310.
- [31] B. K.P. Horn and Brian G. Shunck 'Determining Optical Flow' *Artificial Intelligence* 17 (1981) 18.5-203.
- [32] Hou Z, Han C (2005) Force field analysis snake: an improved parametric active contour model. *Pattern Recogn Lett* 26:513–526.
- [33] McInerney T, Terzopoulos D (1996) Deformable models in medical image analysis: a survey. *Med Image Anal* 1(2):91–108.
- [34] Jacob M, Blu T, Unser M (2004), Efficient energies and algorithms for parametric snakes. *IEEE Trans Image Process* 13:1231–1244.
- [35] S. Jehan-Besson. 'Modèles de contours actifs basés régions pour la segmentation d'images et de vidéos', Université Nice Sophia Antipolis, 2003.
- [36] Jumaat, A. K., Rahman, W. E. Z. W., Ibrahim, A., & Mahmud, R. (2010, May). Comparison of balloon snake and GVF snake in segmenting masses from breast ultrasound image in *Computer Research and Development, 2010 Second International Conference on* (pp. 505-509). IEEE
- [37] Kashyap R., & Gautam, P. (2015, November). Modified region based segmentation of medical images. In *Communication Networks (ICCN), 2015 International Conference on* (pp. 209-216). IEEE.
- [38] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D (1987) Snakes: active contour models. *Int. J of Computer Vision* 1:321–331.
- [39] Khadidos, A., Sanchez, V., & Li, C. T. (2014, October). Active contours based on weighted gradient vector flow and balloon forces for medical image segmentation. In *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on* (pp. 902-906). IEEE.
- [40] S. Lankton and A. Tannenbaum 'Localizing region-based active contours' *IEEE Trans. Image Processing* 2008 November; 17(11): 2029–2039. doi:10.1109/TIP.2008.2004611.
- [41] Menet, S., Saint-Marc, P., & Medioni, G. (1990, November). Active contour models: Overview, implementation and applications. In *Systems, Man and Cybernetics, 1990. Conference Proceedings., IEEE International Conference on* (pp. 194-199). IEEE.
- [42] Julien MILLE 'Modèles déformables pour la segmentation et le suivi en imagerie 2D et 3D' thèse de doctorat. Université François Rabelais, Tours, 2007.
- [43] Modava, M., & Akbarizadeh, G. (2017, April). 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). IEEE

- [44] Morel, J. M., & Solimini, S. (2012). *Variational methods in image segmentation: with seven image processing experiments* (Vol. 14). Springer Science & Business Media.(book)
- [45] Mumford, David Bryant, and Jayant Shah. 1989. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics* 42(5): 577-685.
- [46] Nacereddine, N., Hammami, L., Ziou, D., & Goumeidane, A. B. (2010). Region-based active contour with adaptive B-spline. Application in radiographic weld inspection. *Image Processing & Communications*, 15(1), 35-45.
- [47] Nakhmani, A., & Tannenbaum, A. (2012). Self-crossing detection and location for parametric active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(7), 3150-3156.
- [48] Osher, S., and Sethian, 'Front propagating with curvature dependent speed: algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation' *Journal of Computational Physics*, 79, pp.12-49, (1988)
- [49] Osher, Stanley, and Nikos Paragios, eds. *Geometric level set methods in imaging, vision, and graphics*. Springer Science & Business Media, 2003.
- [50] N. Paragios, R. Deriche 'Geodesic active regions and level set methods for motion estimation and tracking' *Computer Vision and Image Understanding* 97 (2005) 259–282.
- [51] N. Paragios, Mellina-Gottardo, O., & Ramesh, V. (2001). Gradient vector flow fast geodesic active contours. In *Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001* (Vol. 1, pp. 67-73).
- [52] F.Précioso, 'Contours actifs paramétriques pour la segmentation d'images et vidéos', thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2004
- [53] Radeva, P., & Serrat, J. (1993, September). Rubber snake: implementation on signed distance potential. In *Vision Conference SWISS* (Vol. 93, pp. 187-194).
- [54] F. Ranchin , F. Dibos (2005) Segmentation des objets en mouvement par utilisation du flot optique, *Proceedings ORASIS*, Toulouse.
- [55] F. Ranchin ' Méthodes par ensemble de niveaux et modes conditionnels itérés pour la segmentation vidéo', thèse de doctorat Université Paris Dauphine dec. 2004.
- [56] Reboucas, E. S., Sarmiento, R. M., & Reboucas Filho, P. P. (2015). 3D Adaptive Balloon Active Contour: method of segmentation of structures in three dimensions. *IEEE Latin America Transactions*, 13(1), 195-203.
- [57] Sapiro, G. (2006). *Geometric partial differential equations and image analysis*. Cambridge university press.(book).

- [58] Shih FY, Zhang K (2007) Locating object contours in complex background using improved snakes. *Comput. Vis Image Underst* 105:93–98.
- [59] Subudhi, P., & Mukhopadhyay, S. (2016, March). A pyramidal approach to active contours implementation for 2D gray scale image segmentation in *Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), International Conference on* (pp. 752-757). IEEE
- [60] Sum KW, Cheung PYS (2007) Boundary vector field for parametric active contours. *Pattern Recog.* 40:1635–1645.
- [61] Torkan, S., & Behrad, A. (2010, May). A new contour based tracking algorithm using improved greedy snake. In *Electrical Engineering (ICEE), 2010 18th Iranian Conference on* (pp. 150-155). IEEE.
- [62] 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.
- [63] Wu Y, Wang Y, Jia Y (2013) Adaptive diffusion flow active contours for image segmentation. *Computer Vision Image Underst* 117:1421–1435.
- [64] J. Weickert and christoph Schnorr ‘Variational Optic Flow Computation with a Spatio-Temporal Smoothness Constraint’ *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 14: 245–255, 2001.
- [65] Xu C, Prince JL (1997) Gradient vector flow: a new external force for snakes. *Proc IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit*:66–71.
- [66] Xu C, Prince JL (1998) Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans Image Process* 7:359–369.
- [67] Xu, C., & Prince, J. L. (1998). Generalized gradient vector flow external forces for active contours1. *Signal processing*, 71(2), 131-139.
- [68] C.Xu, Y. Anthony, J. Prince, ‘On the relationship between parametric and geometric active contours’, *Proc. of the 34th IEEE Asilomar Conference on signals, systems and Computers*, pp. 483-489, 2000.
- [69] Xu C, Pham DL, Prince JL (2000) Medical image segmentation using deformable models, handbook of medical imaging. In: Fitzpatrick JM, Sonka M (eds) *Medical image processing and analysis*, vol 2. SPIE Press, Bellingham, pp. 129–174.
- [70] Zhang, S., He, F., Zhang, Y., Wang, J., Mei, X., & Feng, T. (2015). Geometric active contour based approach for segmentation of high-resolution spaceborne SAR images. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 26(1), 69-76.