

Table des matières

Chapitre 1 : Introduction	19
1.1 Contexte	19
1.2 Problématique et objectifs de recherche	20
1.3 Description de l'organisation du manuscrit	22
Chapitre 2 : Analyse d'images pour la détection et le suivi d'objets	25
2.1 Introduction	25
2.2 Segmentation d'images	26
2.2.1 Segmentation basée contour	27
2.2.2 Segmentation basée région	28
2.2.3 Segmentation par contour actif	30
2.2.4 Caractéristiques pouvant être prise en compte pour la segmentation	31
- Forme de la région à extraire	31
- Texture.....	31
2.3 Segmentation d'objets pour des applications en Robotique	32
2.4 Conclusion.....	34
Chapitre 3 : Segmentation d'objets par la méthode du contour actif	35
3.1 Introduction	35
3.2 Définition et terminologie	35
3.3 Energie du contour actif.....	37
3.4 Contours actifs basés contour.....	38
3.5 Contours actifs basés région.....	39
3.6 Contours actifs basés région et contour	41
3.7 Types d'approches des contours actifs basés région	41
3.7.1 Approche globale basée région	41
3.7.2 Approche locale basée région	42
3.8 Modélisation du contour actif	44

3.8.1 Ensembles de niveaux (<i>level set</i>)	44
3.8.2 B-Splines cubiques	46
3.9 Optimisation de l'énergie du contour actif	47
3.9.1 Descente de gradient	47
3.9.2 Programmation dynamique.....	49
3.10 Conclusion.....	50
Chapitre 4 : Contour actif basé région combinant une information locale et globale	51
4.1 Introduction	51
4.2 Segmentation d'un objet homogène sur un fond hétérogène	52
4.3 Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond homogène	53
4.4 Résultats expérimentaux	55
4.4.1 Segmentation d'objet dans une image synthétique	55
4.4.2 Segmentation d'objet dans des images réelles.....	57
(a) Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond homogène	57
(b) Segmentation d'un objet homogène sur un fond hétérogène	61
4.4.3 Segmentation et suivi d'un objet mobile	66
4.5 Conclusion.....	68
Chapitre 5 : Un contour actif robuste pour la segmentation d'objet dans le cas hétérogène	69
5.1 Introduction	69
5.2 Intérêt de l'utilisation de deux rayons différents.....	69
5.3 Sélection des statistiques locales en utilisant les deux rayons	71
5.4 Objet d'une taille large placé avec des voisins proches.....	72
5.5 Objet d'une taille petite placé avec des voisins loin.....	74
5.6 Résultats expérimentaux	75
5.6.1 Segmentation d'objet dans des images synthétiques.....	76
5.6.2 Segmentation d'objet dans des images réelles.....	80
5.6.3 Temps de calcul et convergence de l'énergie	84
5.7 Conclusion.....	86
Chapitre 6 : Suivi d'objet par un contour actif hybride basé région et points d'intérêt	87
6.1 Introduction	87
6.2 Suivi d'objet	88

6.3 Extraction des points d'intérêt.....	91
6.4 Approche hybride proposée	92
6.4.1 Sélection automatique de la technique du contour actif basé région	93
6.4.2 Information sur le mouvement des points d'intérêt de l'objet.....	93
6.4.3 Algorithme de l'approche hybride proposée pour le suivi d'objet	95
6.5 Résultats d'expérimentation.....	96
6.5.1 Segmentation d'objet dans des images statiques	96
6.5.2 Suivi d'objet sur des séquences vidéo	99
(a) Cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène.....	99
(b) Cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond	103
6.6 Conclusion.....	107
Chapitre 7 : Conclusion et perspectives.....	109
7.1 Bilan.....	109
7.2 Organigramme récapitulatif	111
7.3 Perspectives	113
7.3.1 Automatiser l'initialisation du contour actif.....	113
7.3.2 Automatiser le choix du rayon de la localisation.....	113
7.3.3 Automatiser le choix de la technique de segmentation	114
7.3.4 Application sur un robot pour améliorer un système de suivi d'objets.....	115
Bibliographie	117
Publications.....	129

Liste des figures

Fig. 1.1 - Exemple de suivi d'objets.....	20
Fig. 2.1 - (a) Image originale en couleur. (b) Image en niveaux de gris	26
Fig. 2.2 - Extraction des contours d'une image à partir de ses gradients. (a) Filtre de Canny. (b) Filtre de Prewitt	27
Fig. 2.3 - Segmentation en régions par watershed	28
Fig. 2.4 - Segmentation en régions par k-means en 3 régions (a) et 4 régions (b).....	29
Fig. 2.5 - Segmentation par contour actif. (a) Le contour initial et (b) le contour à l'état de convergence	30
Fig. 2.6 - Exemples de texture de Brodatz [B'1966]. (a) Object texturé sur un fond homogène. (b) Object homogène sur un fond texturé. (c) Objet texturé sur fond texturé	32
Fig. 3.1 - Illustration du processus d'évolution du CA vers les contours de l'objet d'intérêt.	36
Fig. 3.2 - Illustration de la région d'intérêt Ω avec le contour Γ l'entourant.....	39
Fig. 3.3 - Approche globale du contour actif basée région.....	42
Fig. 3.4 - Approche locale du contour actif basée région.....	43
Fig. 3.5 - Illustration de la méthode des ensembles de niveaux pour la gestion de topologie. La première ligne représente les surfaces correspondantes à la carte des distances illustrées sur la deuxième ligne	45
Fig. 3.6 - Schéma de la structure d'un segment de la spline.....	46
Fig. 3.7 – Descente de gradient.....	48
Fig. 4.1 - Technique Global IN-Local OUT	52
Fig. 4.2 - Technique Local IN-Global OUT	54
Fig. 4.3 - Segmentation d'un objet hétérogène en présence d'un bruit « Poisson » et avec une initialisation inadéquate de la courbe	56
Fig. 4.4 - Segmentation du cahier en utilisant différentes approches sans et avec la présence du bruit « poivre et sel »	58
Fig. 4.5 - Segmentation du livre avec une initialisation adéquate et inadéquate du CA en utilisant différentes approches	60

Fig. 4.6 - Segmentation du navire sans et avec le bruit « poivre et sel » en utilisant différentes approches	62
Fig. 4.7 - Segmentation de l'hélicoptère avec une initialisation adéquate et inadéquate du CA en utilisant différentes approches	64
Fig. 4.8 - Convergence de l'énergie pour la segmentation de l'hélicoptère de la figure 4	65
Fig. 4.9 - Suivi d'un personnage par la technique Global IN-Local OUT	67
Fig. 5.1 - Technique LISO pour le cas d'un OL-CN. L'objet situé au centre et désigné par les aires en gris et noir représente un objet d'intérêt hétérogène large. Les objets qui entourent l'objet d'intérêt représentent des voisins proches. Les deux courbes en pointillés rouges limitent la sélection locale en utilisant un grand rayon à l'intérieur du CA (courbe bleue) et un petit rayon à l'extérieur	72
Fig. 5.2 - Technique SILO pour le cas d'un OS-FN. L'objet situé au centre et désigné par les aires en gris et noir représente un objet d'intérêt hétérogène petit. Les objets qui entourent l'objet d'intérêt représentent des voisins loin. Les deux courbes en pointillés rouges limitent la sélection locale en utilisant un petit rayon à l'intérieur du CA (courbe bleue) et un grand rayon à l'extérieur	74
Fig. 5.3 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OS-FN dans une image synthétique avec un bruit additif de Poisson dans (b-h). L'image d'origine est présentée dans (a). L'objet d'intérêt, qui est de petite taille, est représenté par les aires en gris et en blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets aux alentours représentent les voisins qui sont dans ce cas loin de l'objet d'intérêt.....	77
Fig. 5.4 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OL-CN dans une image synthétique avec un bruit additif Poisson dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). L'objet d'intérêt, qui est d'une taille large, est représenté par les aires en gris et en blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets aux alentours représentent les voisins qui sont dans ce cas proches de l'objet d'intérêt	79
Fig. 5.5 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OL-CN dans une image réelle avec un bruit additive Poivre et Sel dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). La voiture représente l'objet d'intérêt.....	81
Fig. 5.6 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OS-FN dans une image réelle avec un bruit additif Gaussien	

dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). La voiture en gris clair représente l'objet d'intérêt.....	83
Fig. 5.7 - Convergence de l'énergie par rapport au nombre d'itérations pour la segmentation de la voiture présentée dans la figure 5.6 pour les deux approches locale (courbe bleue) et SILO (courbe rouge) basée sur l'utilisation d'une initialisation inadéquate du CA	84
Fig. 5.8 - Segmentation de la voiture utilisant les approches locale et SILO basées sur une initialisation adéquate du CA.....	85
Fig. 5.9 - Convergence de l'énergie par rapport aux nombre d'itérations pour la segmentation de la voiture présentée dans la figure 5.8 pour les deux approches locale (courbe bleue) et SILO (courbe rouge) basée sur l'utilisation d'une initialisation adéquate du CA	85
Fig. 6.1 - Appariement des points d'intérêt de l'objet (la forme en noir) entre les images successives F_{i-1} et F_i . Les points d'intérêt sont désignés en bleu s'ils appartiennent à l'objet et en gris sinon	95
Fig. 6.2 - Segmentation d'objet basée sur une sélection automatique de la technique du CA basé région	98
Fig. 6.3 - Suivi d'objet pour le cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène en utilisant l'information basée région seulement	101
Fig. 6.4 - Suivi d'objet pour le cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène en utilisant l'approche HRIP-AC.....	102
Fig. 6.5 - Suivi d'objet dans le cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond en utilisant l'information basée région seulement	105
Fig. 6.6 - Suivi d'objet dans le cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond en utilisant l'approche HRIP-AC.....	106
Fig. 7.1 - Organigramme récapitulatif du contenu de ce mémoire	112

Chapitre 1 : Introduction

1.1 Contexte

Les images constituent l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer et transmettre le savoir et l'information depuis l'aube de l'humanité, dans la mesure où une image peut englober une quantité importante d'informations. Le traitement d'une image consiste à utiliser un ensemble de méthodes et techniques, dans le but d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes. Un système de traitement d'images se compose essentiellement d'une *acquisition d'image*, du *prétraitement* pour la réduction d'un éventuel bruit et de l'*analyse d'image* pour arriver à une description de l'information brute contenue dans l'image, description dont le niveau d'abstraction dépend des connaissances exploitées dans le système.

L'analyse d'image présente un intérêt dans quasiment tous les domaines où le problème de la recherche automatique d'informations dans des images s'avère un besoin où chacun peut analyser l'image à sa façon pour en extraire des informations pertinentes. L'extraction de l'information pertinente de l'image pour une personne diffère selon les connaissances dont on dispose (par exemple, la couleur de l'objet d'intérêt) et selon le contexte (l'éclairage, la tonalité générale dans l'environnement). Ces mêmes capacités humaines peuvent être reproduites dans les systèmes artificiels d'analyse d'images (on parle de VAO, ou Vision Assistée par Ordinateur), en particulier dans les systèmes exploités en Robotique. Rappelons qu'un Robot est une machine exécutant des tâches dans un environnement physique réel, notamment pour la Robotique d'Assistance aux personnes âgées ou handicapées, dans un environnement humain.

Cette reproduction des capacités humaines de compréhension de l'environnement dans lequel il se trouve, se fait par l'intégration de données issues de capteurs extéroceptifs (pour la vision, des caméras) afin de permettre au robot d'appréhender l'environnement et de réagir à d'éventuels changements dans celui-ci. Il est donc nécessaire pour le robot de pouvoir

analyser son environnement ; en particulier d'acquérir des informations visuelles sur l'environnement, puis de traiter cette information contenue dans des séquences d'images.

1.2 Problématique et objectifs de recherche

En Robotique, de nombreuses applications nécessitent la détection d'objets mobiles puis leur suivi pendant leur déplacement dans l'environnement. Les Figs. 1.1 (a-c) illustrent quelques exemples de suivi d'objets comme le suivi d'un *personnage* depuis une caméra fixe dans le cas de la vidéo-surveillance, le suivi d'une *voiture* ou des bords d'une *route* depuis une caméra embarquée sur un véhicule ou un robot. Dans ce dernier cas, il s'agit de détecter et suivre un objet fixe, mais continu (*route*) par une caméra mobile. Des difficultés qui peuvent être rencontrées en général sont :

- l'hétérogénéité est souvent présente sur l'objet d'intérêt et/ou sur le fond, ce qui empêche de considérer une contrainte d'homogénéité sur l'image.

- le fond peut être dynamique dans le cas d'une caméra mobile, donc il doit y avoir une compensation au préalable du mouvement de la caméra afin de différencier le mouvement de la caméra (correspondant ou mouvement dominant sur la scène) de celui des objets mobiles ayant un mouvement qui diffère du mouvement de la caméra. Dans notre travail, nous nous limitons au cas du suivi d'objet par une caméra fixe.

- les séquences d'images peuvent être bruitées au moment de l'acquisition, à cause de la qualité des capteurs, ainsi des perturbations affectent les données des images ce qui peut modifier leurs analyses ultérieures.



(a) Personnage



(b) Voiture



(c) Route

Fig. 1.1 - Exemple de suivi d'objets

Dans ce travail, nous nous intéressons à la segmentation et au suivi d'objets mobiles dans une scène perçue par une caméra fixe. Cela consiste à segmenter l'objet d'intérêt sur chaque image de la séquence vidéo en se basant sur un critère caractérisant la région d'intérêt (i.e. objet d'intérêt). Le choix d'un bon critère de segmentation a fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature d'une façon à pouvoir caractériser les objets désirés dans l'image. La segmentation d'image a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image. Elle n'est généralement qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Il existe plusieurs façons d'aborder le problème en pratique :

- par une méthode faisant intervenir des critères de segmentation classiques sur l'image (détection des contours dans l'image, ou segmenter l'image en des régions ayant des propriétés communes, comme des pixels ayant des couleurs similaires ou un mouvement cohérents pour le cas d'une séquence vidéo, etc.) ;

- par une méthode utilisant une courbe qui englobe l'objet désiré et qui la fait évoluer d'une position initiale vers une position finale correspondant aux contours de l'objet d'intérêt.

Introduite par Kass et al. [KWT'1988], la deuxième méthode connue sous le nom du contour actif (*Snake*) est fondée sur le principe de la minimisation d'une fonctionnelle présentant le critère qui caractérise la région d'intérêt. Reconnue par sa robustesse, la méthode du contour actif utilisée dans notre travail, permet la segmentation d'objets non rigides, comme des humains par exemple ce qui s'adapte à nos séquences vidéos. Cette méthode existe sous deux approches, les contours actifs basés contour opérants sur le voisinage de la courbe (i.e. contour actif) et les contours actifs basés région opérants sur la région de l'objet d'intérêt et sur la région du fond. Nous nous intéressons plus particulièrement à l'approche basée région des contours actifs en raison de sa robustesse par rapport à l'approche basée contour vu qu'elle tient compte de l'information sur la région à segmenter ainsi que sur le fond de l'image. Dans le cadre de notre travail, nous avons proposé des techniques qui exploitent les statistiques de l'image afin d'augmenter la robustesse de l'approche basée région des contours actifs. D'un côté, nous avons proposé une approche qui exploite les statistiques locales et globales de l'image afin d'avoir une robustesse contre le problème d'hétérogénéité qui peut se présenter soit sur l'objet à segmenter soit sur le fond de l'image ainsi qu'une robustesse à la position initiale du contour actif et cela même pour le cas des images bruitées. D'un autre côté, nous avons proposé une deuxième approche qui tire profit des statistiques locales de l'image pour avoir une robustesse contre une hétérogénéité qui apparaît à la fois sur l'objet à segmenter et sur le fond et cela tout en tenant en compte de la

taille de l'objet à segmenter ainsi que de son voisinage. Nous avons introduit ensuite dans une troisième contribution une information temporelle, au contour actif basé région, relative au mouvement que subissent, d'une image à l'autre, les points d'intérêt de l'objet suivi sur la séquence vidéo afin de forcer le contour actif à suivre le mouvement de l'objet d'intérêt.

1.3 Description de l'organisation du manuscrit

Le chapitre 2 décrit les principales approches de segmentation des images, et comment ces approches ont été exploitées dans notre contexte applicatif, en Robotique. Nous présentons les différents critères qui peuvent être pris en compte pour la segmentation d'image soit qu'il s'agit de la détection du contour dans l'image (i.e. trouver les endroits qui présentent de fortes valeurs du gradient), segmenter l'image à des régions (rassembler les pixels partageant des caractéristiques communes comme la couleur, texture, etc.), ou bien segmenter les objets dans les images (en utilisant une forme qui englobe l'objet à segmenter).

Le chapitre 3 présente le principe de la segmentation par la méthode du contour actif sous ses deux types d'approches, basé contour et basé région. Notre intérêt était pour les contours actifs basés région, en raison de leur robustesse due à l'information extraite globalement sur l'image et non juste au voisinage direct du contour comme c'est le cas pour le type basé contour. La conception du modèle du contour actif et l'optimisation de son énergie sont aussi présentées et discutées.

Les chapitres 4, 5 et 6 décrivent les différentes contributions qui ont été réalisées durant ce travail de thèse.

Le chapitre 4 présente la première contribution qui concerne la combinaison des informations locales et globales dans le calcul de l'énergie du contour actif. Ce travail repose sur le calcul des statistiques sur l'image telle que la moyenne à l'intérieur et à l'extérieur du contour actif.

La deuxième contribution, présentée dans le chapitre 5, résout le problème de la segmentation d'objet dans le cas d'une hétérogénéité présente à la fois sur l'objet et sur le fond en se basant sur des statistiques locales extraites séparément dans les régions intérieures et extérieures du contour actif.

Le chapitre 6 présente la troisième contribution qui consiste à introduire une information temporelle dans l'approche du contour actif. Un vecteur déplacement des points d'intérêt de l'objet suivi est calculé sur chaque image de la séquence vidéo afin d'avoir une idée sur le mouvement de l'objet. Cette information temporelle est combinée dans une approche hybride

avec une information spatiale basée sur des données de la région, ainsi le contour actif arrive à segmenter et suivre correctement la silhouette de l'objet d'intérêt même si ce dernier subit de larges déplacements.

Des résultats expérimentaux, dans chacun de ces trois derniers chapitres, validant chaque contribution sont présentés sur des images statiques synthétiques et réelles ainsi que sur des séquences vidéo réelles pour le cas du suivi d'objet.

Le chapitre 7 est réservé pour conclure ce manuscrit de thèse en faisant une récapitulation des principaux résultats obtenus ainsi que les perspectives de recherche dans cette thématique pas facile liée à la vision pour la détection et le suivi des objets mobiles.

Chapitre 2 : Analyse d'images pour la détection et le suivi d'objets

2.1 Introduction

La vision nous permet de percevoir et d'interpréter le monde qui nous entoure à travers l'œil qui est un dispositif biologique complexe. Le fonctionnement d'une caméra est comparé souvent avec le fonctionnement de l'œil. La vision artificielle a pour but de reproduire certaines fonctionnalités de la vision humaine à travers l'analyse d'images. C'est un problème qui n'est pas facile du fait que l'information de l'environnement (3D) est projetée sous forme d'images (2D) à travers des caméras. Les images représentent donc une scène tridimensionnelle sur un support en deux dimensions.

Par rapport à d'autres données sensorielles acquises par des capteurs exploités pour percevoir l'environnement, le traitement de données visuelles présente une difficulté particulière. Non seulement, comme dans les autres cas, il faut prendre en compte le fait que l'information fournie par la caméra, n'est pas parfaite du fait de différentes sources d'erreurs (bruit, imprécision, etc.), mais des traitements spécifiques doivent considérer que cette projection de 3D en 2D entraîne une grande perte d'information.

Nous nous intéressons dans ce mémoire, aux traitements nécessaires pour détecter des objets spécifiques dans des images, puis pour suivre ces objets dans des séquences d'images, donc ce qu'il est convenu d'appeler des vidéos. Même si notre contexte applicatif est la Robotique, ou la surveillance d'environnements, les algorithmes que nous proposons ne sont pas spécifiques à ce contexte : ils relèvent du domaine général de la segmentation des images, c'est-à-dire des traitements requis pour extraire d'une image, une entité spécifique, caractérisée par divers attributs (forme, couleur, texture, mouvement...).

Dans ce chapitre, nous rappelons d'abord les méthodes classiques de segmentation d'images, puis nous précisons notre contexte applicatif : quel type d'objets a t'on besoin de

détecter et suivre et quelles techniques de segmentation ont été proposées dans le contexte particulier de la Robotique ou de la Surveillance.

2.2 Segmentation d'images

Les méthodes de segmentation s'appliquent sur des images matricielles, afin d'extraire une ou plusieurs zones d'intérêt connexes, qui ont un pouvoir discriminant spécifique vis-à-vis du domaine applicatif : dans ce mémoire, les images sont acquises dans le visible, et nous n'exploitons que des images en niveaux de gris. Même si la couleur est un attribut très caractéristique dans de nombreux cas, nous ne l'avons pas prise en compte dans nos travaux.

Les techniques de segmentation diffèrent selon le type d'application et selon l'information recherchée dans l'image. Les zones extraites peuvent être des points et leur voisinage, des lignes ou des régions. Prenons pour exemple l'image de la figure 2.1 et essayons, dans les sections qui suivent, de l'analyser et de segmenter le papillon. La figure 2.1 (a) représente l'image originale en couleur et la figure 2.1 (b) représente la même image en niveaux de gris.



(a)

(b)

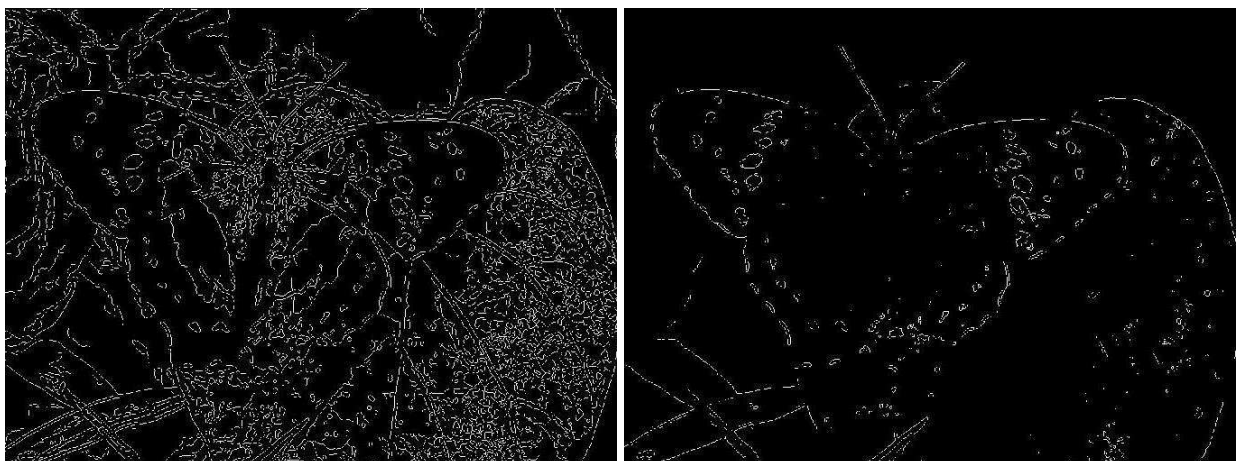
Fig. 2.1 - (a) Image originale en couleur. (b) Image en niveaux de gris

La segmentation d'images peut être classifiée en général à des approches qui cherchent à localiser les contours dans l'image, d'autres à extraire les régions dans l'images ou bien des approches qui détecte plutôt les objets dans l'image ou une forme donnée. Par exemple, les auteurs dans [KB'2009] ont comparé les approches basées région contre celles qui détectent les contours dans l'image. ils ont conclu à ce que les approches basées contours

ne nécessitent pas la détection des contours fermés comme c'est le cas pour les approches basées régions. Dans les sous-sections qui suivent, nous avons présenté quelques approches permettant de détecter des contours, des régions ou même les bords d'un objet dans l'image. La dernière approche concerne plus précisément la méthode du contour actif que nous allons détailler dans le chapitre3.

2.2.1 Segmentation basée contour

La détection de contour dans une image est une étape préliminaire dans de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent des indices riches pour toute interprétation ultérieure. Les contours dans une image proviennent des discontinuités de la fonction d'intensité dans les images en raison d'une texture, d'un ombre, des bords de l'objet, etc. Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image. Citons par exemple les approches basées sur les différences finies comme les opérateurs du gradient et du laplacien, les filtres de Prewitt, Sobel, Roberts ; ou basées sur des critères d'optimalité comme le filtre de Canny [C'1983]. Signalons qu'une présence du bruit dans l'image peut rendre la tâche de la détection des contours un peu difficile. Les méthodes exploitant des accumulateurs, telles que la transformée de Hough, ont été proposées dans d'autres travaux pour extraire des courbes paramétrées (droites, cercles, ellipses) de manière robuste ; mais ces méthodes sont généralement assez lourdes, surtout si le nombre de paramètres augmentent (deux pour une droite, quatre pour une ellipse, etc.)



(a)

(b)

Fig. 2.2 - Extraction des contours d'une image à partir de ses gradients. (a) Filtre de Canny. (b) Filtre de Prewitt

La figure 2.2 illustre deux extractions possibles des gradients en utilisant les filtres de Canny (figure 2.2 (a)) ou le filtre de Prewitt (figure 2.2 (b)). Ces gradients définissent des contours qui n'ont pas tous le même intérêt pour nous. Les contours de la feuille sont bien marqués, alors que le contour du papillon n'a pas une intensité constante. Si l'on peut déterminer l'intensité à laquelle les gradients sont détectés, on ne peut cependant pas déterminer leur nombre, s'assurer de leur connexité, ou leur donner un sens quant à leur appartenance à l'objet. Autrement dit, tous les gradients détectés n'appartiennent pas au contour du papillon, et nous ne saurions les faire disparaître sans perdre de la même manière une partie des contours du papillon. De plus, ces contours ne sont pas forcément fermés et ne définissent donc pas des régions séparées.

2.2.2 Segmentation basée région

Certaines méthodes morphologiques, comme la segmentation par la ligne de partage des eaux [BM'1993], permettent de définir des régions à partir des gradients de l'image. La figure 2.3 illustre la segmentation de l'image de la figure 2.1 en utilisant la méthode de la ligne de partage des eaux (*watershed*). Cette méthode est rapide en temps de calcul mais fournit souvent un nombre très grand de régions qu'il faudra par la suite fusionner pour obtenir une segmentation correcte des objets dans l'image.

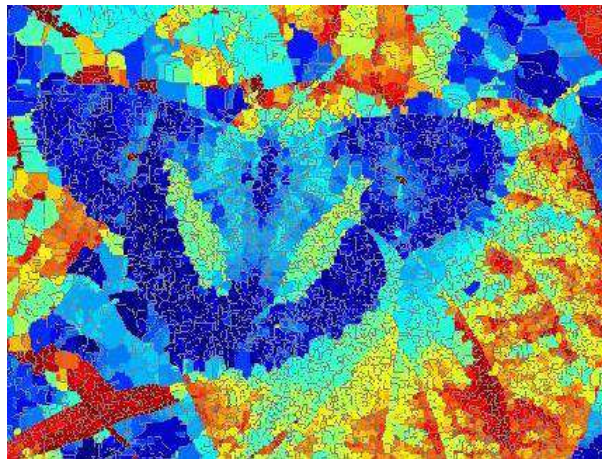


Fig. 2.3 - Segmentation en régions par watershed

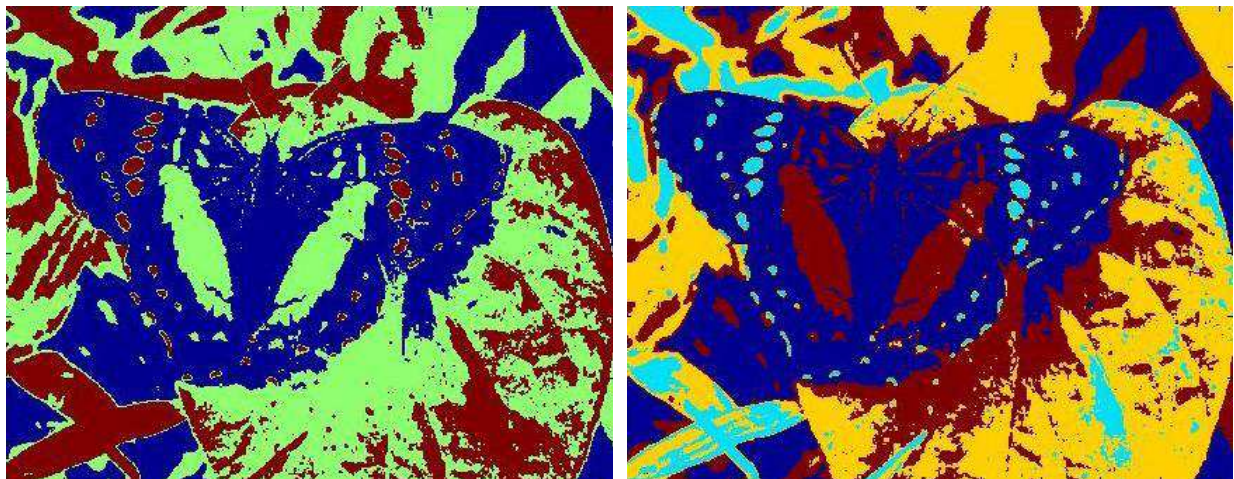
Une autre approche est appelée division-fusion (*split and merge*) [HP'1977] et consiste soit à diviser une image et puis fusionner les régions adjacentes selon des critères d'homogénéité, soit à diviser l'image de façon itérative tant que les régions ne sont pas assez

homogènes. On utilise souvent des arbres ou des graphes (*quadtree*) pour effectuer cette étape.

Une autre méthode basée région dite croissance de régions (*region-growing*) [HS'1992], est classifiée parmi les méthodes de segmentation basée sur les pixels vu qu'elle fait agrandir un ensemble de semences initiales (des pixels initiaux) choisies dans l'image. Cela rend cette méthode assez sensible au nombre et au positionnement des semences initiales. Cette approche examine (selon un critère d'homogénéité) le voisinage de ces pixels initiaux afin de déterminer si le voisinage du pixel peut être inclus dans la région contenant ce pixel et ainsi faire croître cette région.

Il existe des méthodes qui permettent une classification (*clustering*) des pixels de l'image en sous-ensembles possédants des caractéristiques proches. Au lieu de sélectionner un seul seuil pour répartir les pixels en deux classes, les histogrammes (pour une image couleur) sont analysés pour extraire plusieurs sous-classes [A'2005]. L'approche présentée dans [A'2005] a été en particulier proposée au LAAS par G. Aviña Cervantés comme étape préliminaire de la segmentation d'images couleur.

Une autre approche très connue est la méthode de segmentation par *k-means* ([H'1975], [McQ'1967]), qui consiste à classifier les pixels de l'image en k classes en minimisant, pour chaque classe, une distance entre un pixel de la classe et le représentant de cette classe.



(a)

(b)

Fig. 2.4 - Segmentation en régions par k-means en 3 régions (a) et 4 régions (b)

La figure 2.4 présente la segmentation de l'image du papillon en 3 régions (figure 2.4 (a)) et en 4 régions (figure 2.4 (b)). Pourtant, cette méthode ne permet pas de distinguer les pixels faisant partie de l'objet (qu'on veut segmenter) de ceux appartenant au fond de l'image. Le papillon dans la figure 2.4 est constitué de plusieurs régions de différentes couleurs et il n'est pas distingué du reste de l'image.

2.2.3 Segmentation par contour actif

Une dernière approche que nous présentons consiste à définir un contour fermé et à le faire évoluer vers l'objet d'intérêt. Les déformations de cette courbe sont déduites de la dérivation d'une fonctionnelle à optimiser caractérisant l'objet. Les travaux sur les contours actifs se divisent en deux variantes qui sont des méthodes uniquement basées sur des informations contour, ou bien celles intégrant des caractéristiques sur les régions et donc des informations plus globales sur les objets à segmenter d'une image.

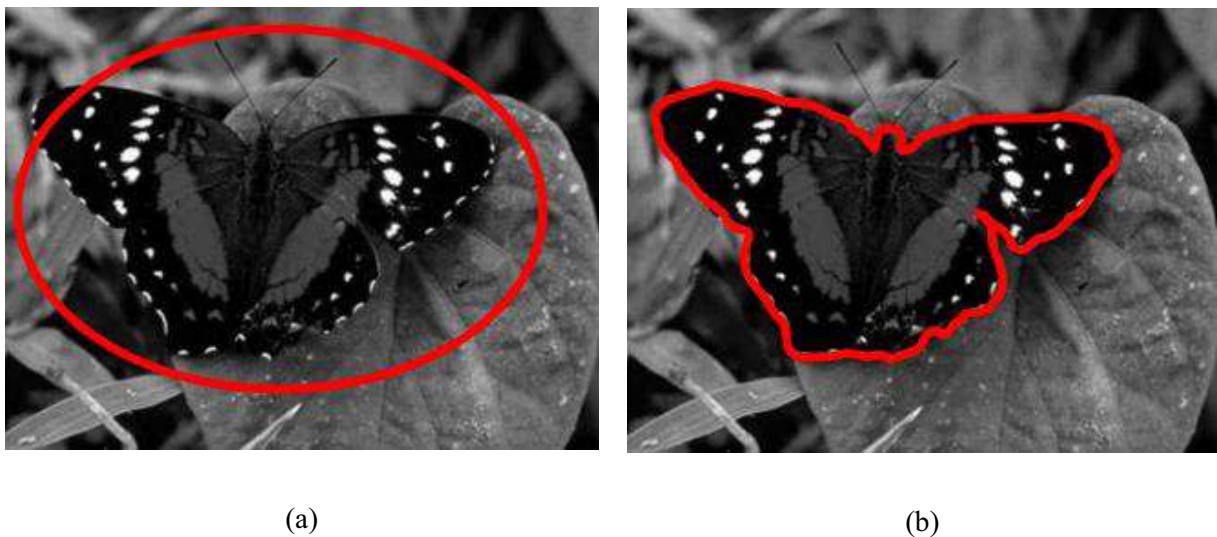


Fig. 2.5 - Segmentation par contour actif. (a) Le contour initial et (b) le contour à l'état de convergence

Cette méthode du contour actif sera discutée en détails dans le chapitre 3 puisque c'est la méthode utilisée dans notre travail pour la segmentation d'image et plus précisément la segmentation des objets. La figure 2.5 illustre la segmentation du papillon par contour actif. La position initiale et celle à l'état de convergence du contour actif sont illustrées dans les figure 2.5 (a) et 2.5 (b), respectivement.

2.2.4 Caractéristiques pouvant être prise en compte pour la segmentation

- **Forme de la région à extraire**

Considérer un a priori de forme paraît nécessaire pour segmenter une image quand les intensités dans la région à extraire sont non-homogènes, quand de fréquentes occultations apparaissent ou quand un bruit important est présent dans les images. Par conséquent, avoir une information a priori sur la forme de la région à extraire peut résoudre le problème.

Les auteurs dans [GBA'2004] par exemple, utilisent un critère comportant la forme de la région à extraire en se basant sur un contour actif (voir le chapitre 3 pour une étude plus détaillée sur les contours actifs). L'information a priori sur la forme est définie comme une fonction de distance entre le contour actif et le contour de référence (contour défini au préalable de la forme de la région à extraire). Dans [LBFARS'2006], les auteurs ont combiné un a priori sur la forme et un a priori sur le bruit dans la segmentation d'images basée sur les contours actifs. L'évolution du contour actif dans [LBFARS'2006] est dérivée d'un critère global qui combine d'un côté, les propriétés statistiques de l'image qui prennent avantage d'un modèle prédéfini de bruit, et d'un autre côté une information géométrique qui consiste à minimiser la distance entre les moments de Legendre d'une forme [TC'1988] avec ceux d'une référence.

- **Texture**

La texture est un ensemble de paramètres calculés qui nous donnent des informations sur la disposition spatiale de la couleur ou l'intensité d'une image en cherchant à quantifier les corrélations et relations entre les couleurs ou intensités des pixels en fonction de la distance qui les sépare. Ces relations ne sont pas toujours faciles à interpréter. Une texture peut être artificiellement créée ou trouvée dans des scènes naturelles capturées dans l'image. Les textures d'images peuvent être utilisées pour segmenter une image ou contribuer à un processus de classifications en raison de la richesse d'information qu'elles possèdent. La figure 2.6 illustre quelques exemples de textures prises de l'album de textures de Brodatz [B'1966] pour présenter un objet texturé (figure 2.6 (a)), un fond texturé (figure 2.6 (b)) et un objet texturé sur un fond texturé (figure 2.6 (c)). Les auteurs dans [LFBRA'2008] ont proposé de segmenter les textures dans les images en mesurant une distance donnée pour une segmentation supervisée et non supervisée des images en utilisant les contours actifs basés région. Pour le cas supervisé, ils minimisent une distance entre les coefficients de la fonction

de densité de probabilité d'une texture de référence et ceux de la texture à segmenter. Tandis que pour le cas non-supervisé, ils maximisent la divergence de Kullback-Leibler (KLD) entre les coefficients de la fonction de densité de probabilité.

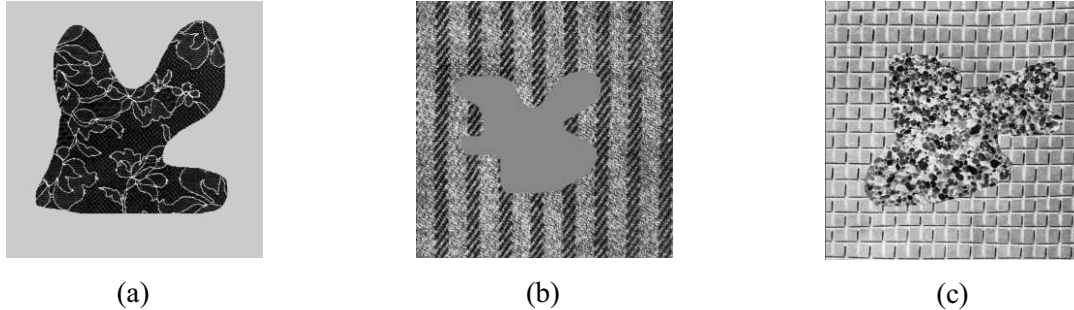


Fig. 2.6 - Exemples de texture de Brodatz [B'1966]. (a) Object texturé sur un fond homogène. (b) Object homogène sur un fond texturé. (c) Objet texturé sur fond texturé

2.3 Segmentation d'objets pour des applications en Robotique

La vision chez l'homme est un processus dynamique pendant lequel les yeux échantillonnent en continu leur environnement tel que plus d'un tiers du cerveau humain est dédié au processus de la vision [FG'2003]. Ce n'est pas étonnant vu que le cerveau acquiert des informations sur le monde extérieur à travers ce processus. Pour qu'un robot puisse agir et intervenir dans un monde dynamique, par nature très complexe, il est très important d'avoir un tel système de vision chez les robots. Par exemple, afin qu'un robot puisse naviguer dans un environnement d'intérieur ou d'extérieur sur un chemin, il faut avoir des techniques qui permettent d'effectuer l'opération de segmentation dégagant les pixels appartenant à ce chemin. Dans d'autres applications, le robot exécute généralement une tâche prédéfinie, comme le suivi d'un élément qu'il doit reconnaître dans l'environnement tout au long d'une région navigable [LBG'1997]. La détection des zones navigables [BHCD'1996] et la détection d'obstacles lors du déplacement du robot [MLG'2000] exploitent la construction et la fusion des cartes d'environnement. Pour pouvoir exécuter une tâche de navigation, le robot requiert des fonctions additionnelles pour la détection et le suivi d'amers (discontinuité sur la ligne d'horizon, bâtiments, un grand arbre, etc.) exploités pour se localiser ou pour exécuter des commandes asservies. C'est ici que la vision (stéréo ou monoculaire) joue son rôle par des techniques de segmentation, de caractérisation/classification par texture et couleur dans l'image segmentée, méthodes les plus adaptées pour maintenir le véhicule sur la région navigable ; cependant, rares sont les papiers qui rapportent l'utilisation de la texture dans le

contexte de l'évitement d'obstacles ou de la navigation [BB'1996]. Par exemple, Fernandez [FM'1995] présente une approche pour la détection rapide et automatique de routes, en utilisant une segmentation de l'image par une analyse de texture sur une architecture de réseau de neurones.

Le suivi d'objet sur des séquences vidéo est une opération très importante en Robotique ou pour la vidéo-surveillance d'un environnement. Le suivi est basé sur la segmentation préalable obtenue sur une image initiale. Plusieurs approches ont été proposées pour initialiser une approche de suivi. Dans le contexte vidéo-surveillance, la caméra est fixe ; les objets d'intérêt sont généralement les objets mobiles. Des segmentations fond-forme fondées sur des différences d'images ou sur un modèle appris du fond, sont souvent appliquées pour la segmentation initiale des objets d'intérêt [A'2000].

Dans [ADM'2003], il s'agit de suivre les bords d'une route pour contrôler un robot qui la suit : l'approche proposée exploite d'abord une segmentation en régions basée sur la couleur, puis une classification des régions extraites fondée sur des connaissances a priori sur l'apparence de la route (couleur et texture). Le suivi est assuré par la méthode de contour actif proposée dans [M'2004]. Une réinitialisation périodique est mise en œuvre afin d'éviter les dérives propres à toute méthode de suivi fondée uniquement sur des critères locaux.

Dans [ADH'2011], il s'agit de suivre des obstacles détectés depuis des images acquises depuis une caméra embarquée sur un robot. Une approche de raisonnement a contrario est d'abord appliquée pour extraire un ensemble de points mobiles appartenant aux images des obstacles ; ils sont ensuite suivis par l'algorithme KLT ou Shi-Tomasi fondé sur la corrélation. Cette approche a été complétée dans [MD'2012] ; afin de pallier le nombre trop important de fausses détections, une approche de reconnaissance fondée sur un apprentissage effectué au préalable, est appliquée pour ne suivre que des obstacles reconnus comme étant des piétons ou des véhicules.

Un objet peut avoir une apparence très différente selon le point de vue ou les conditions d'illumination ; de ce fait une seule méthode de suivi peut être mise en échec si la méthode exploitée à l'instant courant, n'est plus adaptée. Dans [A'2000] et [M'2004], il a été proposé des stratégies de coopération entre plusieurs méthodes pour rendre le suivi plus robuste, ou pour enchaîner des approches de suivi différentes lorsqu'un robot évolue dans l'environnement. Par exemple, un robot contrôlé en asservissement visuel, peut prendre en entrée d'abord une cible définie par des points, puis les contours de la zone navigable définis par des segments en milieu intérieur, ou une courbe *spline* en milieu extérieur, puis un contour actif définissant un objet à rejoindre (un arbre, un rocher, etc.).

La plupart des approches permettant la détection et le suivi d'objets par Vision exploitent donc la coopération d'opérateurs de segmentation et de suivi. Une autre technique de plus en plus populaire [ARS'2008], consiste à n'exploiter que la détection, et des méthodes probabilistes d'association entre objets détectés dans les images successives d'une séquence vidéo. Par exemple, les méthodes les plus robustes pour détecter des piétons depuis des images acquises à bord d'un véhicule, se fondent sur la détection de piétons dans chaque image, par une approche de classification.

Que cela soit pour l'association entre objets détectés d'une image à la suivante, ou pour le suivi d'un objet dans l'image courante à partir de sa position dans l'image précédente, les méthodes probabilistes d'association ou de suivi exploitent des modèles dynamiques connus a priori, ou appris sur les images précédentes, concernant le mode de déplacement de l'objet suivi ; par exemple dans une application transport, suivre un piéton ou un véhicule exploitera des modèles dynamiques différents.

2.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un rapide état de l'art sur la segmentation d'images et sur les méthodes de détection et suivi exploitées en Robotique. En effet, la segmentation d'images est une étape importante dans le processus d'analyse des images vu qu'elle constitue le cœur de tout système de vision. Nous avons vu comment cette segmentation est effectuée pour traiter de la détection et du suivi d'objets en Robotique.

Nos contributions concernent une approche de contour actif, appliquée pour détecter et suivre des objets en Robotique ou en Vidéo-surveillance. Nous n'avons pas traité l'initialisation : nos travaux devraient être intégrés avec ceux de [ADH'2011] pour définir la position initiale de l'objet à segmenter ou à suivre. Nous proposons en chapitre 4 et 5, des améliorations vis-à-vis des approches existantes de contour actif basé région, exploitées d'abord pour segmenter un objet d'intérêt dans une image. Puis en chapitre 6 nous associons cette méthode avec une approche de suivi de points d'intérêt, afin de suivre l'objet détecté. Mais avant de décrire nos contributions, nous présentons dans le chapitre suivant, un état de l'art sur les approches de contour actif.

Chapitre 3 : Segmentation d'objets par la méthode du contour actif

3.1 Introduction

Les contours actifs ou « *snakes* » ont été intensivement utilisés pour la segmentation et le suivi d'objets. Ils tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. Depuis la publication de l'équipe de Kass, Witkin et Terzopoulos [KWT'1988], les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images. De nombreuses équipes s'y sont intéressées de manière plus ou moins approfondie. Les domaines d'utilisation de la méthode des contours actifs sont nombreux, comme la reconnaissance de formes, segmentation d'images, analyse d'une scène en suivant un objet (*tracking*), etc. Le suivi par des contours actifs est adapté pour des cibles de forme quelconque, éventuellement déformables.

3.2 Définition et terminologie

Un contour actif (CA) est une courbe qui évolue d'une forme initiale vers les frontières de l'objet d'intérêt. La technique du CA est devenue très populaire et est largement utilisée dans la segmentation d'images ([DMBH'2008], [LKGD'2007], [YTW'2002], [PP'2008], [SC'2006], [ZSZ'2010], [ZZSZ'2010], [VC'2002], [WSXK'2009], [KWT'1988], [LT'2008], [LNYT'2007], [CV'2001], [CSV'2000], [LYW'2008], [HBBA'2004], [CRD'2007], [AHDBRicip'2011], [CKS'1997], [MRT'2007], [RVTY'2007], [ZY'1996], [LKGD'2008], [WHX'2010], [MSV'1995]). L'objectif principal de cette technique est de segmenter un objet en déformant itérativement un contour jusqu'à ce qu'il atteigne les contours de l'objet en minimisant une énergie calculée à partir de différents critères. Au cours de ce processus de minimisation, les points de la courbe vont se déplacer de façon à ce que la courbe à l'itération suivante ait une énergie plus faible ; et le CA évolue ainsi jusqu'à ce qu'il atteigne les frontières de l'objet désiré.

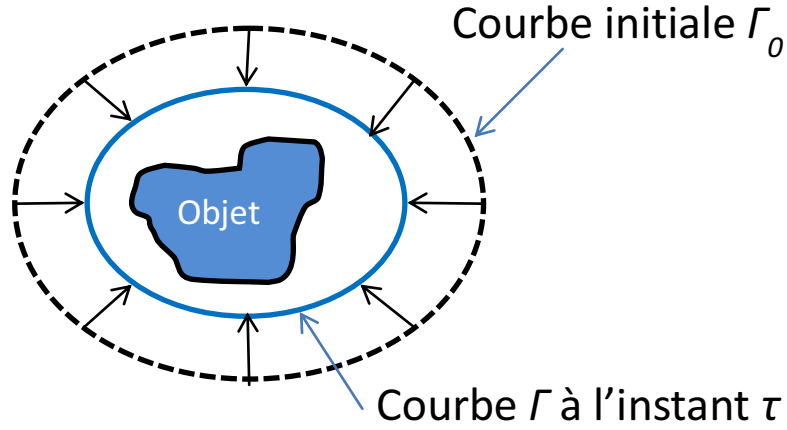


Fig. 3.1 - Illustration du processus d'évolution du CA vers les contours de l'objet d'intérêt

La figure 3.1 illustre le processus de convergence du CA de son état initial vers les frontières de l'objet d'intérêt. L'état initial doit être fourni par un opérateur, par des connaissances a priori ou par un autre traitement sur la première image.

Notons I une image définie sur un domaine Ω et $I(x)$ l'intensité du pixel x tel que $x \in \Omega$. Nous employons dans notre travail la méthode des ensembles de niveaux (*Level set*) ([OF'2003], [OT'2003], [S'1996]) qui considère la courbe évolutive comme le niveau zéro d'une surface. La distorsion de la surface induit une déformation sur la forme de la courbe. Ce processus stimule l'évolution du CA et réalise, à terme, la segmentation de l'objet d'intérêt. Notons C un contour fermé représenté par le niveau zéro de ces ensembles de niveaux d'une fonction de distance signée Φ , (i.e., $C = \{x | \Phi(x) = 0\}$). Le but de ce processus est de faire évoluer implicitement le contour C tel qu'à la convergence, $\Phi < 0$ (l'intérieur de C) et $\Phi > 0$ (l'extérieur de C) représentent respectivement l'objet d'intérêt et le fond. Dans la formulation des ensembles de niveaux, une fonction Heaviside $\mathcal{H}\Phi(x)$ est employée pour spécifier l'intérieur et l'extérieur de C . L'approximation suivante de la fonction Heaviside spécifie l'intérieur de C :

$$\mathcal{H}\Phi(x) = \begin{cases} 1, & \Phi(x) < -\varepsilon \\ 0, & \Phi(x) > \varepsilon \\ \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \frac{\Phi}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot \Phi(x)}{\varepsilon}\right) \right), & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.1)$$

De même, l'extérieur de C est spécifié par $(1 - \mathcal{H}\Phi(x))$.

L'énergie est calculée uniquement sur une bande étroite autour de C comme présenté dans [AS'1995], afin de diminuer la complexité du calcul de la méthode standard des ensembles de niveaux. Cette zone autour de C est spécifiée par la dérivée de $\mathcal{H}\Phi(x)$ et est définie par la fonction Dirac delta $\delta\Phi(x)$ comme suit :

$$\delta\Phi(x) = \begin{cases} 1, & \Phi(x) = 0 \\ 0, & |\Phi(x)| < \varepsilon \\ \frac{1}{2 \cdot \varepsilon} \cdot \left(1 + \cos\left(\frac{\pi \cdot \Phi(x)}{\varepsilon}\right)\right), & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.2)$$

3.3 Energie du contour actif

Chaque point du CA subit des forces internes et externes, issues du critère à minimiser. Les forces de l'image tirent la courbe vers les contours de l'objet d'intérêt et sont définies afin d'imposer respectivement, des contraintes sur la forme du contour (énergie interne), et sur sa position dans l'image (énergie externe). L'énergie interne ne dépend pas de l'image ni de la forme à détourner, elle ne dépend que des points du contour. Elle regroupe des notions comme la forme ou la courbure du contour. L'énergie externe correspond à l'impact du contour sur l'image. Pour la calculer, il faut considérer une représentation mettant en jeu les contours à épouser en chaque point du contour. Cette énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire. La combinaison de ces deux énergies forme l'énergie totale du CA.

La méthode des CAs se divise en deux grandes classes : les CAs basés contour et les CAs basés région. Dans notre travail de recherche, nous nous intéressons à la deuxième classe qui est l'approche basée région. Nous allons faire un bref passage sur le principe des approches basées contours afin de pouvoir comprendre le principe et la différence entre les deux types d'approches.

Afin d'exprimer la formule de l'énergie externe du CA dans chacune de ces deux approches précitées, considérons $k(X, \Gamma)$ le critère caractérisant les *contours* de l'objet d'intérêt et $k(X, \Omega)$ le critère caractérisant la *région*.

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

$$E_{externe}(\Gamma) = \int_{\Gamma} k(X, \Gamma) dX \quad (3.3)$$

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

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

$$E_{externe}(\Omega) = \int_{\Omega} k(X, \Omega) dX \quad (3.4)$$

De la même façon, la fonction $k(X, \Omega)$ est appelée descripteur de région avec Ω représentant la région intérieure et/ou extérieure du CA. La région Ω peut être composée de deux régions : Ω_{in} (caractérisant la région intérieure du CA) et Ω_{ext} (caractérisant la région extérieure du CA) afin de pouvoir calculer par exemple des statistiques sur les intensités des pixels présents sur les deux régions Ω_{in} et Ω_{ext} comme dans [CV'2001] et [YTW'2002].

3.4 Contours actifs basés contour

Les CAs basés contours tiennent uniquement l'information présente sur les contours de l'objet d'intérêt ([KWT'1988], [CKS'1997]). Les contours de l'objet sont définis en général par des valeurs élevées du gradient des intensités des pixels dans l'image, ce qui peut être traduit comme un terme d'attache aux données dans une fonctionnelle à minimiser à travers une intégrale du contour. Ils existent également des approches basées contours définissant directement l'équation d'évolution du CA sans passer par la minimisation d'une énergie.

L'idée de l'approche basée contour est de déplacer les points du CA pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure et l'élasticité de la courbe. Ce type de modèle basé contour nécessite une initialisation de la courbe à proximité immédiate des contours de l'objet d'intérêt.

Le critère le plus utilisé pour caractériser les contours est le gradient de l'image. Le critère basé contour peut prendre par exemple la forme suivante :

$$k(X, \Gamma) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (3.5)$$

avec X représentant le pixel d'abscisse x et d'ordonnée y , I l'intensité de ce pixel, et ∇ l'opérateur gradient.

Le critère peut être exprimé aussi, après la convolution de l'image avec une gaussienne, comme suit :

$$k(X, \Gamma) = -|\nabla(G_\sigma(x, y).I(x, y))|^2 \quad (3.6)$$

avec G_σ la fonction gaussienne d'écart type σ .

3.5 Contours actifs basés région

Les modèles des CAs basés région visent à identifier la région d'intérêt en utilisant un descripteur de la région afin de guider le mouvement du CA. Ces modèles sont souvent basés sur l'hypothèse que les intensités de l'image sont homogènes sur la région d'intérêt et éventuellement sur le fond.

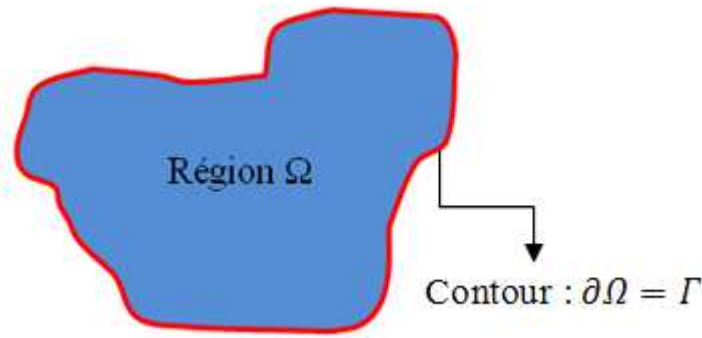


Fig. 3.2 - Illustration de la région d'intérêt Ω avec le contour Γ l'entourant

Considérons la figure 3.2 illustrant la région d'intérêt Ω entourée par le contour Γ . Un problème de segmentation consiste à trouver la région d'intérêt Ω dans l'image. Pour cela les CAs sont une méthode performante de segmentation d'objet dans l'image. Leur principe est de faire évoluer une courbe en direction des bords de l'objet à détecter (voire figure 3.1). Cette évolution est déduite d'une équation aux dérivées partielles (EDP) obtenue en général à partir d'une fonctionnelle à optimiser.

Soit $\Gamma(\rho, \tau): [a, b] \times [0, T] \in R^2$ une famille de courbes fermées paramétrées par ρ , où τ est le paramètre d'évolution de la courbe. L'équation d'évolution générale régissant les CAs est la suivante :

$$\frac{\partial \Gamma(\rho, \tau)}{\partial \tau} = v(\rho, \tau) \quad (3.7)$$

avec $\Gamma(\rho, 0) = \Gamma_0(\rho)$ et $v(\rho, \tau)$ est le vecteur vitesse au point ρ à l'instant τ .

La courbe, partant du contour initial Γ_0 défini par l'utilisateur, évolue suivant la vitesse v . Notons que la vitesse v est dirigée suivant la normale au CA. Une vitesse suivant la tangente influence uniquement sur la paramétrisation de la courbe.

Comme critère basé région, il y a des auteurs qui ont proposé un critère qui délimite des régions homogènes, en termes de moyennes d'intensités [CV'2001]. Ce critère prend la forme suivante :

$$k(X, \Omega) = (I(X) - \mu_{in}(\Omega_{in}))^2 + (I(X) - \mu_{ext}(\Omega_{ext}))^2 \quad (3.8)$$

avec μ_{in} et μ_{ext} représentant la moyenne des intensités à l'intérieur et à l'extérieur du CA, respectivement. Ω_{in} et Ω_{ext} représentant la région intérieure et la région extérieure du CA, respectivement. Ce critère est très populaire dans la littérature et donne souvent des résultats satisfaisants.

Les critères basés régions sont nombreux dans la littérature et nous ne citons ici que quelques uns. A titre d'exemple le critère utilisé dans [YTW'2002] qui cherche à maximiser l'erreur entre la moyenne intérieure et la moyenne extérieure des intensités de part et d'autre du CA. Le descripteur utilisé dans [YTW'2002] est de la forme suivante :

$$k(X, \Omega) = -\frac{1}{2}(\mu_{in}(\Omega_{in}) - \mu_{ext}(\Omega_{ext}))^2 \quad (3.9)$$

Le modèle des *snakes*, proposé par les auteurs dans [KWT'1988], peut être classé parmi les approches contour en ce sens que l'information utilisée est exclusivement une information contour. Par contre, les méthodes de segmentation basées régions s'affranchissent un peu plus de ces contraintes. En effet, l'évolution de la courbe n'est plus directement reliée à des informations du contour dans l'image mais à des informations sur les régions que le contour définit (région intérieure au contour, région extérieure au contour et information le long du contour lui-même).

Nous avons présenté les deux types des CAs, à savoir, les CAs basés contour et les CAs basés région. Les approches basées contour qui ne prennent en considération que l'information locale sont assez sensibles au bruit et en minimisant la fonctionnelle, il est fort probable de tomber dans un minimum local. Par contre pour les approches basées régions, la plupart des méthodes sont efficaces dans des cas simples où l'objet à segmenter est facilement séparable du fond. En résumé, les méthodes de segmentation par CAs basés régions définissent la segmentation comme un processus de séparation de régions de l'image, à l'opposé des approches basées contours qui elles ne considèrent que l'information des contours présents dans l'image.

3.6 Contours actifs basés région et contour

Dans les deux sections précédentes, nous avons discuté les types d'approches de la méthode du CA ; à savoir, l'approche basée contour et l'approche basée région. D'autres approches coopératives contours/région des CAs permettent d'exploiter les avantages de ces deux types d'approches comme les travaux présentés par exemple dans [S'2012] et [AZ'2011]. Les auteurs dans [S'2012] ont combiné une approche du CA basé région locale avec les CAs géodésiques pour parvenir à la segmentation des objets ayant des textures hétérogènes. La coopération contour/région des CAs a été étudiée aussi dans [AZ'2011] tel que les auteurs ont présenté un modèle du CA qui limite ce contour d'être géodésique par rapport à une énergie pondérée tout au long du processus d'évolution du CA.

3.7 Types d'approches des contours actifs basés région

3.7.1 Approche globale basée région

Cette approche a été utilisée par plusieurs auteurs dans la littérature ([TYW'2001], [YTW'2002], [VC'2002], [CV'2001], [CSV'2000]). Ces derniers ont tenté d'utiliser une information globale sur la région à détecter ainsi que sur le fond. Cette contrainte globale pour ce type d'approche rend la convergence du CA rapide vu qu'elle exploite une information globale sur la région. Aussi ce type d'approche est robuste face au bruit (qui peut être présent dans l'image) ainsi qu'à la position initiale du CA. Les auteurs dans [CBA'1993] et d'autres dans [R'1994] sont les premiers qui ont utilisés ce type d'approche utilisant des critères basés région. Cohen et al. Présentent une méthode de reconstruction de surface en exploitant les CAs basés région. Ronfard définit une vitesse proportionnelle à la différence des critères

définissant l'objet de ceux définissant le fond dans le but de segmenter l'image en deux régions. Un algorithme est appelé compétition de régions (*Region competition*) a été introduit par Zhu et Yuille dans [ZY'1996]. Les auteurs dans [ZY'1996] combinent des caractéristiques géométriques des CAs avec les techniques de la croissance de région. Ils utilisent dans la fonctionnelle de l'énergie une fonction de densité de probabilité (*Probability Density Function (pdf)*). Le travail de Chan et Vese dans [CV'2001] et qui est basé sur celui des auteurs dans [MS'1989] utilisent la moyenne des intensités pour définir le critère d'énergie du CA.

La figure 3.3 montre le principe de l'approche globale des CAs tel que l'objet d'intérêt est illustré en noir, le CA est illustré par la courbe bleue et le point jaune représente un point sur le CA. Pour ce type d'approche, les pixels utilisés pour le calcul de l'énergie sont tous ceux qui sont à l'intérieur et à l'extérieur du CA (zone verte ombragée) et cela pour chaque point sur le CA. D'où la robustesse au bruit éventuel sur l'image ainsi qu'à l'initialisation du CA.

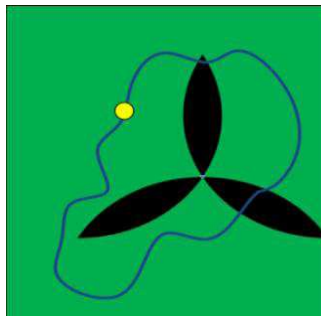


Fig. 3.3 - Approche globale du contour actif basée région

3.7.2 Approche locale basée région

L'inhomogénéité des intensités apparaît souvent sur les images réelles à cause de différentes modalités ; donc ça sera difficile de maintenir la contrainte globale sur les données de l'image. Pour pallier ce problème, les auteurs dans [LT'2008] ont pensé à recourir à l'approche basée région mais différemment de telle sorte qu'elle minimise spatialement les contraintes emprisonnant l'approche globale. D'où l'idée d'appliquer la contrainte globale non plus sur toute l'image ou sur toute la région à détecter mais tout simplement sur un voisinage des points constituant le CA. Ces auteurs ont considéré les statistiques locales de l'image au lieu des statistiques globales, tel que le CA évolue en se basant sur des informations locales.

La figure 3.4 montre le principe de l'approche locale des CAs basés région tel que la sélection locale est illustrée par le disque (en pointillé rouge). Autrement dit, pour un point donné sur le CA (point jaune sur la figure 3.4), on ne considère qu'une petite zone centrée par ce point et par conséquent, la contrainte (de l'approche basée région) va être exigée uniquement sur ce voisinage. Cela est appliqué pour chaque point le long du CA. Ce modèle est plus robuste à l'hétérogénéité mais exigeant quelques contraintes locales, comme la présence d'une certaine homogénéité, de chaque côté du CA sur la zone locale sélectionnée. Ces CAs basés région locale ont montré leur capacité à pouvoir segmenter des objets hétérogènes qui sont difficiles à segmenter en utilisant l'approche globale.

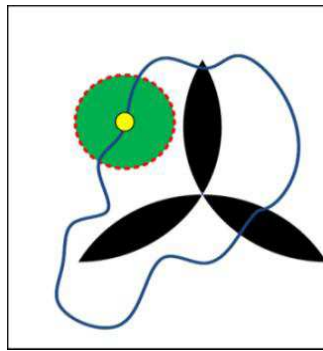


Fig. 3.4 - Approche locale du contour actif basée région

Le choix des statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA est basé sur la définition d'une fonction disque, définie par l'équation (3.10), qui masque les régions locales définies comme l'intersection de ce disque avec l'intérieur et l'extérieur du CA comme présenté dans [LT'2008]. Cette fonction disque (centrée en x) est exprimée par :

$$B(x, l) = \begin{cases} 1, & \|x - l\| < rad \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}, \quad (3.10)$$

tel que rad est le rayon du disque et l est un point sur l'image. Cette fonction $B(x, l)$ vaut 1 dans la région locale centrée en x et 0 ailleurs. En particulier, si on considère que rad est infini, on revient au cas des statistiques globales où tous les pixels de l'image vont être considérés dans le calcul de l'énergie.

3.8 Modélisation du contour actif

Si la définition de l'énergie constitue une étape fondamentale des méthodes de segmentation par CAs, la conception du modèle du contour représente, elle aussi, un enjeu majeur quant à la précision, la rapidité et la stabilité de la méthode. Principalement, deux conceptions peuvent être utilisées pour la modélisation des CAs. La première représente les CAs d'une manière implicite (implémentation par la méthode des ensembles de niveaux (*level set*)). La seconde représente les CAs d'une manière explicite et les contours dans ce cas sont le plus souvent paramétriques (implémentation par la méthode des *B-splines* cubiques). Nous présentons rapidement ces deux approches (*level set* et *B-splines*) pour comparer les avantages et les inconvénients de chaque approche.

3.8.1 Ensembles de niveaux (*level set*)

La méthode des ensembles de niveaux, que nous avons utilisés dans notre travail, est une approche dite implicite d'implémentation des CAs. Son principe consiste à considérer que le contour est le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure : $\Phi : R^2 \times R+ \rightarrow R$

Nous avons donc :

$$X \in \Gamma(\rho, \tau) \Leftrightarrow \Phi(X, \tau) = 0 \quad (3.11)$$

Ce qui peut s'écrire aussi :

$$\Phi(\Gamma(\rho, \tau), \tau) = 0, \forall \rho \in [a, b], \forall \tau \geq 0 \quad (3.12)$$

Nous pouvons choisir Φ comme étant une fonction distance signée au contour $\Gamma(\rho, \tau)$, négative à l'intérieure de la courbe et positive à l'extérieur.

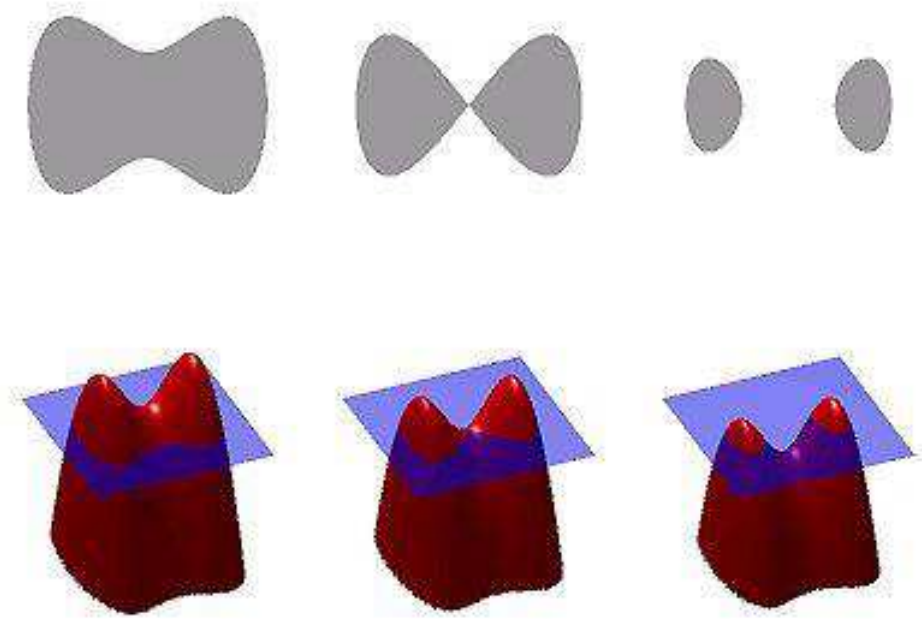


Fig. 3.5 - Illustration de la méthode des ensembles de niveaux pour la gestion de topologie. La première ligne représente les surfaces correspondantes à la carte des distances illustrées sur la deuxième ligne

Les avantages d'une telle méthode sont les suivants :

- Les changements de topologie sont automatiquement gérés.
- La fonction distance Φ permet des schémas numériques stables et précis.
- Les propriétés géométriques du contour peuvent être estimées à partir de la fonction Φ .
- La formulation peut être aisément étendue aux dimensions supérieures.

Cette méthode a un coût de calcul important, c'est pourquoi les auteurs dans [AS'1995] ont introduit la notion de la bande étroite (*narrowband*). Cela consiste à ne faire les calculs que sur une bande entourant le niveau zéro de Φ et à remettre à jour cette bande à chaque fois que la courbe s'approche de ses bords (voir l'équation 3.2 définissant la zone étroite). Ainsi, les coûts calcul sont nettement réduits.

3.8.2 B-Splines cubiques

Nous rappelons, tout d'abord, le principe de l'interpolation par *B-splines*. L'objectif est de construire une courbe paramétrique, qui soit C^2 (deux fois continûment dérivables) en tous ses points, et qui passe par une suite de points $\{P_0, P_1, \dots, P_{n-1}\}$ donnés. Une solution pour la construction d'une telle courbe est l'interpolation par une *spline cubique*. Pour cela, l'interpolation de cette suite de points se fait par une série de n arcs de courbe de degré 3. Ces arcs ou segments (figure 3.6), sont définis à l'aide des fonctions *B-splines cubiques*, qui assurent une continuité C^2 , et ce même aux points de jonction P .

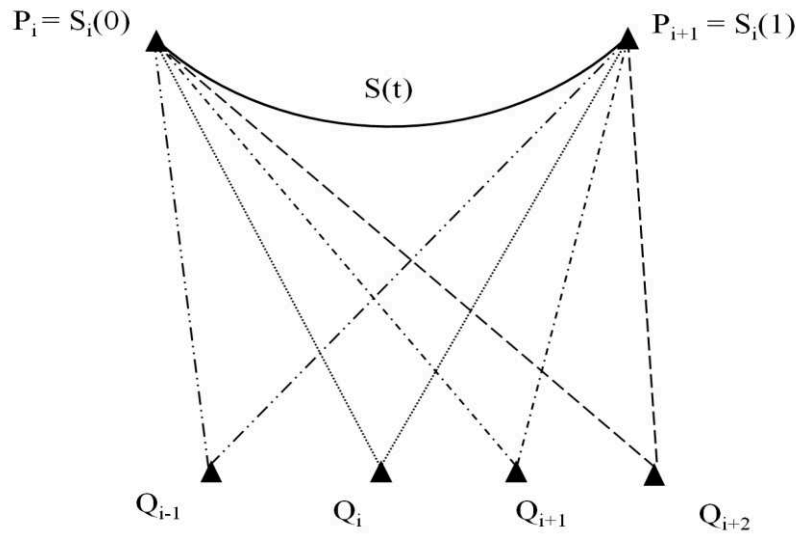


Fig. 3.6 - Schéma de la structure d'un segment de la spline

Les courbes *splines cubiques* sont des courbes composites, constituées de l'assemblage de plusieurs arcs. Ce sont aussi des courbes paramétriques de degré fixe, $S(t) = (x(t), y(t))$ où $x(t)$ et $y(t)$ sont des polynômes de même degré sur chacun des arcs. Le contour, interpolé par une *spline cubique*, est donc formé de n segments de courbe, paramétrés par t_0, t_1, \dots, t_{n-1} . Les valeurs t_k , que prend le paramètre de la courbe aux points P_k , sont appelées nœuds. Pour les CAs fermés, une continuation périodique de la suite des nœuds est définie telle que $t_n = t_0$.

Sur chacun des n segments de la courbe, $t_k \leq t \leq t_{k+1}$, $x(t)$ et $y(t)$ sont des polynômes de degré 3 donc deux fois continûment dérivables. De plus, cette régularité de la courbe est préservée aux n points de jonction des segments, c'est-à-dire aux points d'interpolation $P_k = S(t_k)$.

Chaque segment $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ est exprimé sous la forme d'un polynôme de degré 3 :

$$S(t) = Q_{k-1}B_{k-2}^3(t) + Q_k B_{k-1}^3(t) + Q_{k+1}B_k^3(t) + Q_{k+2}B_{k+1}^3(t) \quad (3.13)$$

où les $B_k^3(t)$ sont les fonctions *B-spline cubiques* non-uniformes ; les n paramètres du modèle sont les coefficients *B-spline* Q_k , appelés points de contrôle. Ces coefficients peuvent être déterminés en résolvant le système à n équations (nous ne considérons que des courbes fermées) qui met en relation les Q_k et les points $S(t_k) = P_k$.

3.9 Optimisation de l'énergie du contour actif

Dans son cadre le plus général, l'optimisation d'une fonction permet de rechercher l'ensemble de paramètres permettant d'obtenir le meilleur résultat. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour optimiser la fonctionnelle d'énergie du CA. Parmi lesquelles on fait un passage sur les deux méthodes les plus utilisées, à savoir la descente du gradient et la programmation dynamique.

3.9.1 Descente de gradient

En général, la recherche d'un minimum peut être faite de façon analytique, ou de façon numérique. Dans la grande majorité des cas réels, la fonction à optimiser n'est pas minimisable de façon analytique. On recourt donc à des méthodes numériques comme la méthode de la descente de gradient. Cette méthode se base sur l'amélioration d'une solution approchée. La figure 3.7 illustre le principe de cette méthode. L'optimisation d'une fonction par la méthode de la descente de gradient consiste à trouver la meilleure valeur qui est le minimum de cette fonction. Cependant, cette méthode se heurte aux problèmes des minima locaux.

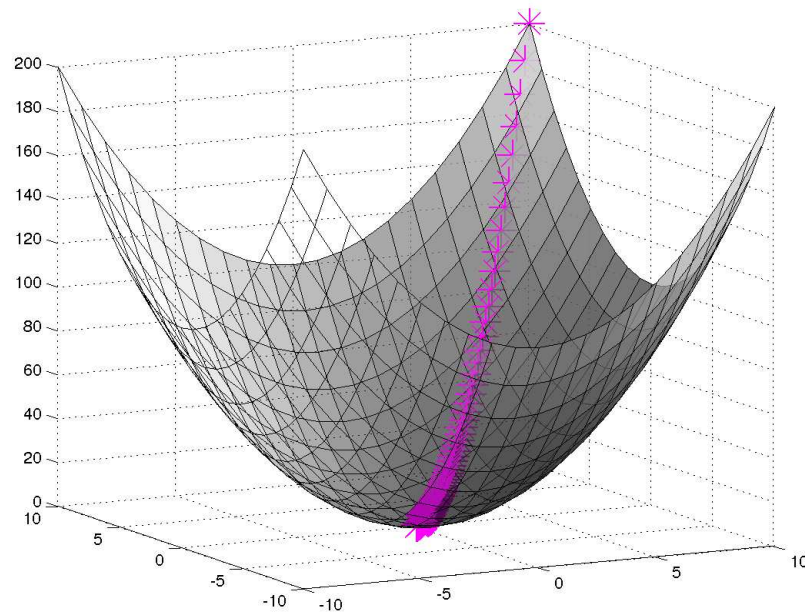


Fig. 3.7 – Descente de gradient

La descente de gradient s'applique lorsque l'on cherche le minimum d'une fonction qui est dérivable, mais dont le calcul direct du minimum est difficile. C'est un algorithme fondamental à connaître car utilisé partout sous des formes dérivées. La minimisation par descente de gradient permet de ne pas tester tous les jeux de paramètres. L'amélioration progressive d'une solution partielle permet en effet de concentrer ses efforts aux environs de la solution recherchée. Néanmoins, cette approche se heurte aux problèmes des minima locaux. Afin de minimiser une fonction à partir d'une solution approchée, le plus simple est de suivre la ligne de plus grande pente. D'un point de vue mathématique, la pente d'une fonction correspond à la dérivée de cette dernière. Si l'on se place dans le cadre d'une fonction ayant plusieurs paramètres, la dérivée devient un vecteur qui est le gradient de la fonction. Chaque élément de ce vecteur correspond alors à la dérivée partielle de la fonction selon l'un de ses paramètres.

La technique de descente de gradient est traditionnellement utilisée pour déduire l'équation d'évolution du CA. Ce dernier tendra à minimiser l'énergie dont le minimum correspond à la segmentation de l'objet recherché dans l'image. L'approche variationnelle consiste à formuler la fonctionnelle d'énergie dont la minimisation par calcul des variations fournira l'équation d'évolution du CA. La fonctionnelle est composée de termes d'énergie, ou critères, qui sont intrinsèques (contraintes internes du CA) ou extrinsèques (attachés aux données). Alors que les critères intrinsèques sont souvent basés sur la frontière définie par le

CA, les critères extrinsèques sont soit basés sur les frontières et/ou sur les régions, cela comme on a vu précédemment, selon si le critère caractérisant l'objet d'intérêt est un critère basé contour ou basé région.

3.9.2 Programmation dynamique

La programmation dynamique est un paradigme de conception qu'il est possible de voir comme une amélioration ou une adaptation de la méthode « diviser et régner ». Ce concept a été introduit par Bellman [BD'1959], dans la fin des années 50, pour résoudre typiquement des problèmes d'optimisation¹. En réalité, le terme programmation signifiait à l'époque plus "planification" et "ordonnancement" que la programmation au sens qu'on lui donne de nos jours. En un mot, la programmation dynamique est un ensemble de règles que chacun peut suivre pour résoudre un problème donné. Cette méthode est similaire à la méthode « diviser et régner » dans le sens qu'une solution d'un problème dépend des solutions précédentes obtenues des sous-problèmes. La différence significative entre ces deux méthodes est que la programmation dynamique permet aux sous-problèmes de se superposer. Autrement dit, un sous-problème peut être utilisé dans la solution de deux sous-problèmes différents ; tandis que l'approche diviser et régner crée des sous-problèmes qui sont complètement séparés et peuvent être résolus indépendamment l'un de l'autre. Une illustration de cette différence est montrée par la figure 3.8. Dans cette figure, le problème à résoudre est à la racine, et les descendants sont les sous-problèmes, plus faciles à résoudre. Les feuilles de ce graphe constituent des sous-problèmes dont la résolution est triviale.

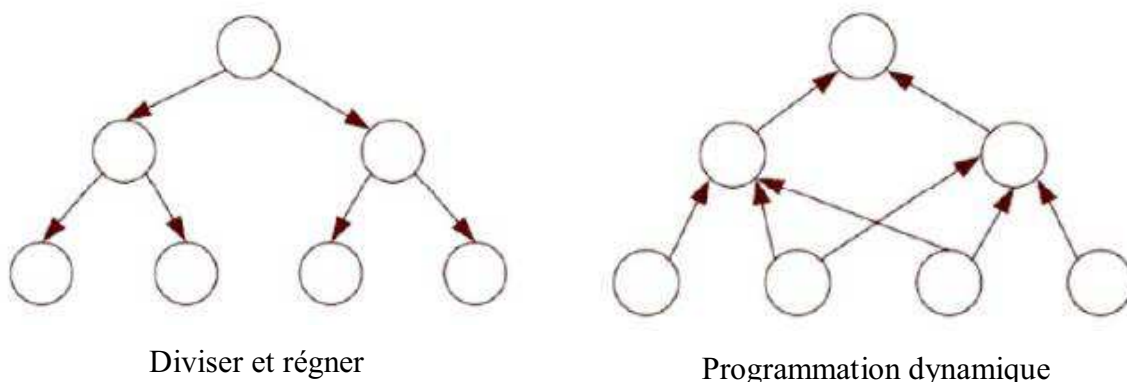


Fig. 3.8 - Différence entre l'algorithme “diviser et régner” et la “programmation dynamique”

¹ Pour la petite histoire, Bellman a choisi le terme *programmation dynamique* dans un souci de communication : son supérieur ne supportait ni le mot "recherche" ni celui de "mathématique". Alors il lui a semblé que les termes "programmation" et "dynamique" donnaient une apparence qui plairait à son supérieur

Dans la programmation dynamique, ces feuilles constituent souvent les données de l'algorithme. La différence fondamentale entre ces deux méthodes devient alors claire. Les sous-problèmes dans la programmation dynamique peuvent être en interaction, alors qu'ils ne le sont pas dans la méthode diviser et régner. Une seconde différence entre ces deux méthodes est que la méthode diviser et régner est récursive, les calculs se font de haut en bas, tandis que la programmation dynamique est une méthode dont les calculs se font de bas en haut tel que les plus petits sous-problèmes sont résolus en premier. En combinant leur solution, on obtient les solutions des sous-problèmes de plus en plus grands ; et ainsi de suite jusqu'à la résolution du problème de la racine. L'application de la programmation dynamique aux CAs a été réalisée par les auteurs dans [ATW'1988] vu qu'elle présente une méthode classique de résolution des problèmes d'optimisation.

3.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode des CAs de segmentation des objets d'intérêt dans les images. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux CAs basés région. La modélisation du CA dans notre travail a été réalisée en utilisant la méthode des ensembles de niveaux pour la raison de leur grande capacité à s'adapter automatiquement aux changements de topologie. La minimisation de l'énergie du contour actif a été implémentée, quant à elle, par la méthode de la descente de gradient vu que cette méthode d'optimisation cherche directement le résultat aux alentours de la solution optimale.

Chapitre 4 : Contour actif basé région combinant une information locale et globale

4.1 Introduction

La méthode du contour actif (i.e. CA) basé région, comme cela était présenté dans le chapitre 3, existe sous deux approches, à savoir, l'approche globale basée région et l'approche locale basée région. Les méthodes globales (exemple de celles présentées dans [YTW'2002], [CV'2001], [MRT'2007]) sont robustes vis-à-vis de l'initialisation du CA ainsi qu'au bruit éventuel dans l'image mais elles échouent à segmenter des objets hétérogènes. L'approche locale [LT'2008] est cependant robuste contre l'hétérogénéité en permettant à l'objet et au fond d'être décrit en termes de régions locales, mais elle est plus sensible à l'initialisation de la courbe (i.e. CA) et au bruit. Par conséquent, ni l'approche globale ni l'approche locale ne peut résoudre absolument les problèmes rencontrés dans la segmentation d'objets par les CAs.

Une combinaison d'une information locale et globale a été adressée dans [PD'2002] et [SC'2008]. Paragios et Deriche ont proposé dans [PD'2002] une minimisation d'une énergie combinée basée sur une énergie basée région et une énergie basée contour. Egalement, Sum et Cheung ont proposé dans [SC'2008] une minimisation d'une énergie combinée basée sur la somme d'une énergie basée région globale et une énergie locale basée sur le contraste de l'image. Dans le but de surmonter les limitations des approches basées région globale et locale et d'alléger les problèmes causés par l'hétérogénéité dans des images bruitées avec une initialisation inadéquate de la courbe, nous avons présenté dans ce chapitre une nouvelle approche qui combine des caractéristiques statistiques locales et globales de l'image comme cela est présenté dans [AHDBRicip'2011] puis dans [AHDBRgretsi'2011]. L'idée est d'extraire les statistiques de l'image localement de la région hétérogène (fond ou objet

d'intérêt) et globalement de l'autre région pour chaque point le long du CA. Par exemple, si l'objet d'intérêt est hétérogène par rapport au fond, les statistiques de l'image sont extraites localement à l'intérieur du CA et globalement à son extérieur. Réciproquement, dans le cas d'une hétérogénéité sur le fond, les statistiques de l'image sont extraites localement à l'extérieur du CA et globalement à son intérieur. En exploitant les résultats de cette extraction locale et globale, cette technique s'avère robuste contre l'hétérogénéité et le bruit et présente une faible sensibilité à l'initialisation de la courbe et de bons résultats ont été obtenus pour la segmentation des objets. L'approche proposée a été testée également pour le suivi d'un personnage dans une séquence vidéo et elle a été capable de segmenter l'objet d'intérêt sur chaque image de la séquence. Une formulation est présentée pour la minimisation de l'énergie du CA en chaque point le long de la courbe, à partir des critères calculés à l'intérieur et à l'extérieur du CA. Ces critères sont basés sur le calcul des moyennes d'intensités intérieures et extérieures du CA. Cela signifie que le calcul de la moyenne dans ce cas se fait aussi sur les régions d'extraction locale. Nous voulons préciser ici que d'autres statistiques locales pourraient être utilisées comme le calcul de la variance, mais le but du travail dans ce chapitre n'est pas de tester l'influence des expressions d'énergies utilisées mais plutôt d'évaluer la performance de la combinaison des informations locales avec celles globales.

4.2 Segmentation d'un objet homogène sur un fond hétérogène

Si le fond est hétérogène par rapport à l'objet d'intérêt, nous avons proposé la technique *Global IN-Local OUT* [AHDBRicip'2011], qui consiste à extraire les statistiques de l'image localement à l'extérieur du CA et globalement à son intérieur. La figure 4.1 illustre le principe de cette technique.

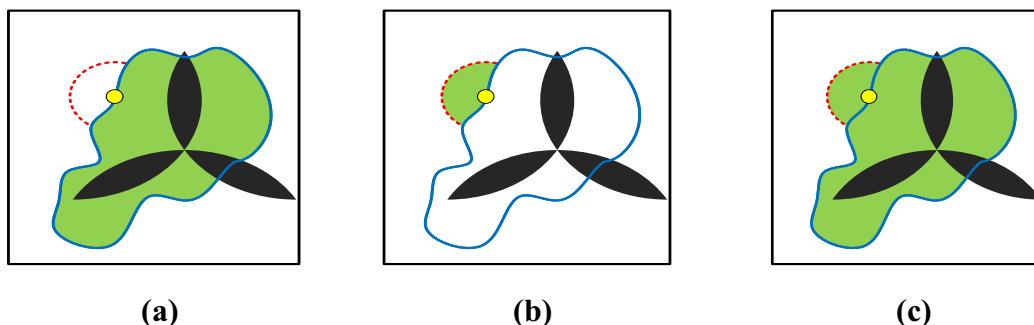


Fig. 4.1 - Technique Global IN-Local OUT

Dans la figure 4.1, la région intérieure globale (figure 4.1 (a)) est représentée par toute la surface ombragée intérieure (l'aire verte) du CA (courbe bleue) ; tandis que la région

extérieure locale (figure 4.1 (b)) présente les voisins extérieurs locaux et est illustrée par le demi-disque ombragé (délimité par l'arc en pointillé) situé à l'extérieur du CA. Par conséquent, l'aire utilisée est représentée par toute la surface ombragée (figure 4.1 (c)) et cela pour chaque point le long du CA. En utilisant cette technique, l'hétérogénéité présente sur le fond n'affecte pas la valeur calculée de l'énergie ; seulement une information extérieure locale et une information intérieure globale sont utilisées pour guider l'évolution du CA.

L'énergie du CA est ainsi exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta\Phi(x) \cdot k(x, \Omega_{in}) dx + \int_{\Omega_{out}} \delta\Phi(x) \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot k(l, \Omega_{out}) dl dx, \quad (4.1)$$

tel que Ω_l représente la région locale masquée par la fonction $B(x, l)$ (centrée en x et définie dans l'équation (3.10) du chapitre 3) à la différence près que les statistiques locales sont extraites ici uniquement à l'extérieur du CA. $k(x, \Omega_{in})$ et $k(l, \Omega_{out})$ représentent les deux critères de la région intérieure et la région extérieure Ω_{in} et Ω_{out} , respectivement. $\Phi(x)$ est la fonction distance définie dans la section 3.2 du chapitre 3 et $\delta\Phi(x)$ définit la zone étroite autour du CA (voir équation (3.2) du chapitre 3).

L'équation d'évolution du CA sera exprimée par :

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t}(x) = \delta\Phi(x) \left[\nabla k(x, \Omega_{in}) + \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot \nabla k(l, \Omega_{out}) dl \right] + \lambda \delta\Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla\Phi(x)}{|\nabla\Phi(x)|} \right). \quad (4.2)$$

avec ∇ et div représentant les opérateurs gradient et divergence, respectivement. Le deuxième terme dans l'équation (4.2) agit sur la souplesse de la courbe C (i.e. CA) et il est pondéré par un coefficient positif λ d'une valeur petite.

4.3 Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond homogène

Si l'objet d'intérêt est hétérogène par rapport au fond, nous avons proposé la technique *Local IN-Global OUT* [AHDBRicip'2011]. Cette deuxième technique va dans le même ordre d'idée que la précédente à la différence près que cette fois-ci les statistiques de l'image sont extraites localement à l'intérieur et globalement à l'extérieur du CA. La figure 4.2 illustre le principe de cette technique.

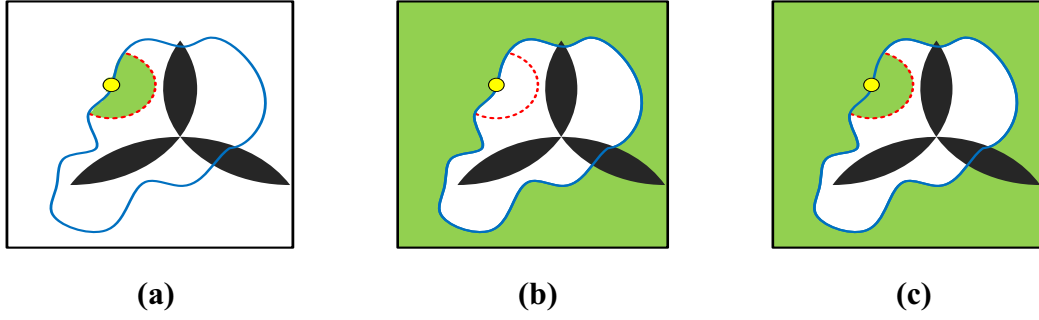


Fig. 4.2 - Technique Local IN-Global OUT

Dans ce cas, la région intérieure locale est représentée par les voisins intérieurs locaux (figure 4.2 (a)) ; tandis que la région extérieure globale contient tout l'extérieur du CA (figure 4.2 (b)). L'aire utilisée par cette technique sera alors toute la surface ombragée comme cela est montré dans la figure 4.2 (c) et ce pour chaque point du CA. Avec cette technique, l'hétérogénéité de l'objet d'intérêt n'affecte pas la valeur de l'énergie ; le CA évolue cette fois-ci en se basant seulement sur une information locale à l'intérieur du CA avec une information globale à son extérieur.

En utilisant cette technique, l'énergie du CA est exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta\Phi(x) \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot k(l, \Omega_{in}) dl dx + \int_{\Omega_{out}} \delta\Phi(x) \cdot k(x, \Omega_{out}) dx. \quad (4.3)$$

La région locale Ω_l masquée par $B(x, l)$ représente cette fois-ci la région intérieure d'extraction des statistiques locales.

L'équation d'évolution de CA sera exprimée dans ce cas par :

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t}(x) = \delta\Phi(x) \left[\int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot \nabla k(l, \Omega_{in}) dl + \nabla k(x, \Omega_{out}) \right] + \lambda \delta\Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla\Phi(x)}{|\nabla\Phi(x)|} \right). \quad (4.4)$$

En théorie, cette technique, par l'extraction globale des statistiques peut surmonter les problèmes causés par le bruit et l'initialisation du CA d'une part, et par l'extraction locale des statistiques peut faire face aux problèmes de l'hétérogénéité d'autre part. Il est à noter que les résultats de segmentation sont très influencés par la taille choisie du rayon de localisation pour extraire les statistiques locales. Plusieurs tests doivent être effectués sur la taille du rayon afin de choisir les bons rayons qui donnent une bonne segmentation de l'objet d'intérêt.

4.4 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer les performances des deux techniques *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT* [AHDBRicip'2011], nous les avons appliquées sur des images synthétiques et réelles en utilisant deux énergies basées région du CA exprimées par les deux équations (3.8) et (3.9) du chapitre 3. Il ne s'agit pas de comparer les résultats expérimentaux obtenus selon l'énergie choisie mais plutôt de présenter la performance de l'approche proposée par rapport aux méthodes conventionnelles. Les résultats sont présentés sur des images présentant des attributs hétérogènes soit sur l'objet d'intérêt soit sur le fond. Cette approche n'inclut pas un critère d'hétérogénéité ; ce qui implique que le choix de l'une ou l'autre des deux techniques proposées dépend de la connaissance a priori de la zone où apparaît l'hétérogénéité.

4.4.1 Segmentation d'objet dans une image synthétique

La figure 4.3 montre une image synthétique avec une distribution du bruit de *Poisson* tel que l'objet d'intérêt est présenté par les aires en noir et en gris clair (présence d'hétérogénéité). En utilisant une initialisation inadéquate de la courbe (figure 4.3 (a)), les figures 4.3 (b-d) présentent les résultats de segmentation obtenus par différentes approches. En utilisant le descripteur défini par l'équation (3.9) du chapitre 3, la segmentation par l'approche globale ne parvient pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt du fait de l'hétérogénéité de ce dernier comme le montre la figure 4.3 (b).

En effet, dans la figure 4.3 (b), le CA segmente une région qui vérifie globalement le critère choisi pour cet exemple qui est la maximisation d'erreur entre les deux moyennes des intensités intérieures et extérieures du CA. La figure 4.3 (c) montre le résultat de l'approche locale qui semble avoir le même résultat que l'approche globale mais la raison est tout à fait différente. En effet, dû à l'initialisation inadéquate de la courbe proche aux faux contours (séparant le gris clair du noir), les statistiques des régions locales ont emprisonné le CA. Ce dernier a été attaché à ces contours non désirés et a capturé seulement une partie de l'objet d'intérêt au lieu de l'objet tout entier. La figure 4.3 (d) illustre le résultat de la segmentation par la technique *Local IN-Global OUT* qui montre que le CA est protégé de l'hétérogénéité intérieure en extrayant seulement localement l'information intérieure. Aussi, l'initialisation très proche des faux contours n'a pas emprisonné l'évolution du CA grâce à la vue extérieure globale qui a guidé le CA vers les contours de l'objet révélant que le maximum de séparation des moyennes des intensités intérieures et extérieures est atteint. L'approche proposée a été

capable de segmenter un objet hétérogène avec une initialisation inadéquate de la courbe dans une image bruitée.

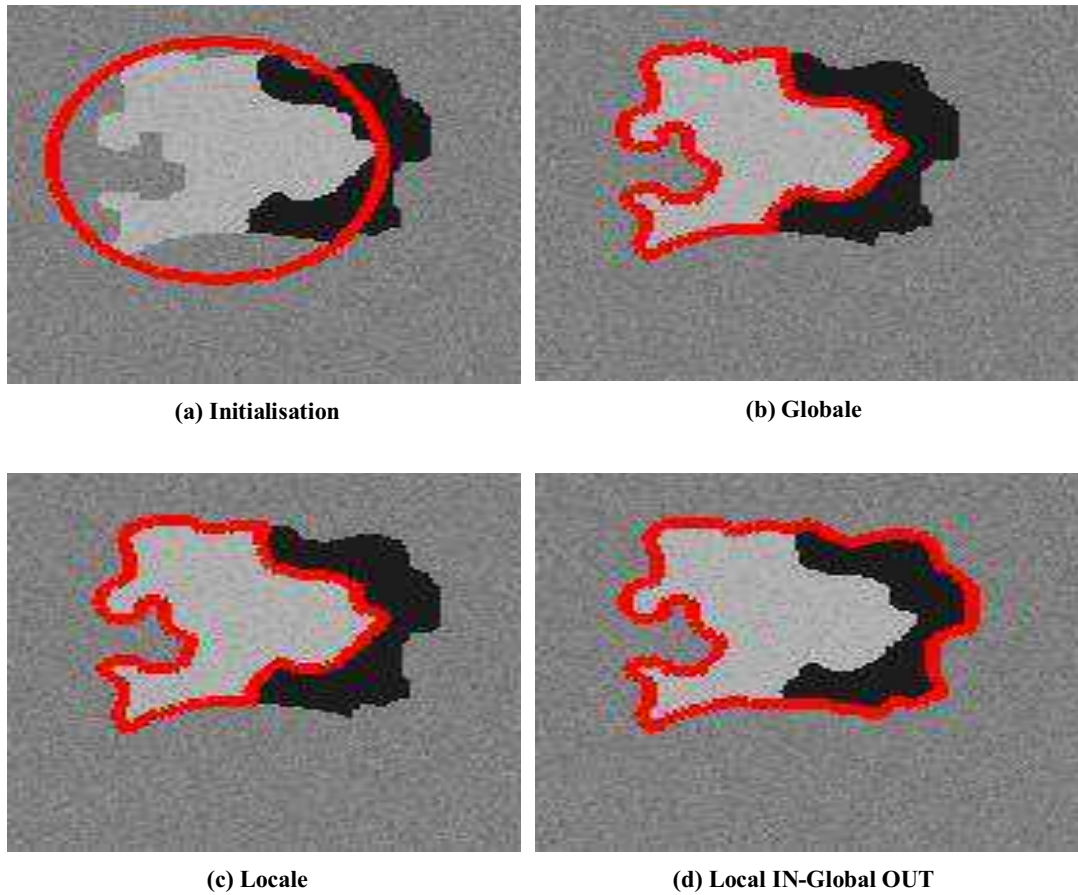


Fig. 4.3 - Segmentation d'un objet hétérogène en présence d'un bruit « Poisson » et avec une initialisation inadéquate de la courbe

4.4.2 Segmentation d'objet dans des images réelles

Nous avons testé les deux techniques dans le cas où l'hétérogénéité se présente soit sur l'objet soit sur le fond et évalué leur performances par rapport à l'hétérogénéité ainsi qu'au bruit et à l'initialisation du CA.

(a) Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond homogène

Etudions l'impact de la présence du bruit additif dans une image réelle sur la segmentation d'un objet hétérogène (représenté par un cahier) sur un fond homogène, grâce aux résultats présentés dans le cas de la segmentation dans l'image originale (figures 4.4 (b-d)) et l'image bruitée avec un bruit additif « poivre & sel » (figures 4.4 (f-h)). La même initialisation de la courbe est employée (figures 4.4 (a) et 4.4 (e)). Le descripteur utilisé, présenté dans [CV'2001] et défini par l'équation (3.8) du chapitre 3, cherche à segmenter les régions homogènes représentées par leur moyenne d'intensités. A partir des résultats obtenus dans les figures 4.4 (b) et 4.4 (f), l'approche globale échoue à segmenter correctement le cahier en raison de la similarité, en terme de moyenne d'intensités, entre une partie du cahier et le fond.

Avec la même initialisation de la courbe et en utilisant l'approche locale, les figures 4.4 (c) et 4.4 (g) donnent des résultats différents à cause du bruit additif qui a empêché le CA de trouver tous les contours de l'objet d'intérêt dans la figure 4.4 (g). Le résultat de segmentation par la technique *Local IN-Global OUT* dans la figure 4.4 (d) fournit une segmentation correcte comme pour le cas de l'approche locale (figure 4.4 (c)). Aussi, dans la figure 4.4 (h), notre technique *Local IN-Global OUT* reste robuste contre le bruit additif et cela grâce à la vue extérieure *globale* qui a donné au CA la possibilité de continuer son évolution jusqu'à ce qu'il atteigne tous les contours de l'objet d'intérêt.



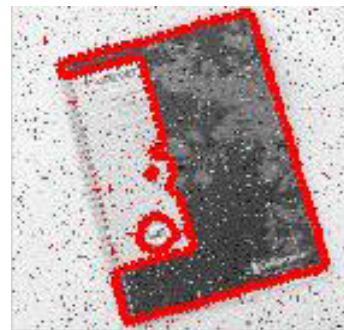
(a) Initialisation



(e) Initialisation



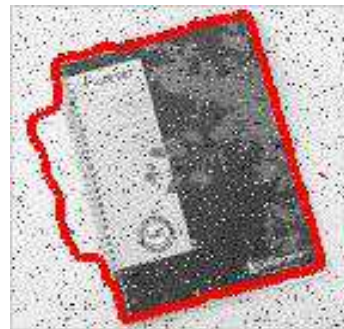
(b) Globale



(f) Globale



(c) Locale



(g) Locale



(d) Local IN-Global OUT

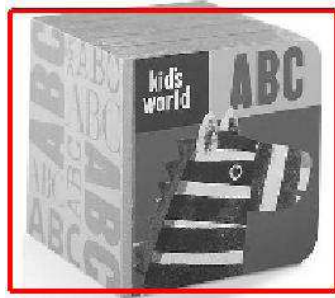


(h) Local IN-Global OUT

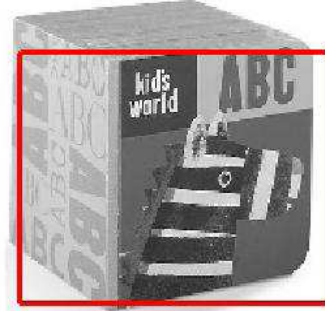
Fig. 4.4 - Segmentation du cahier en utilisant différentes approches sans et avec la présence du bruit « poivre et sel »

Les figures 4.5 (b-d) montrent les résultats de la segmentation d'un livre en employant différentes approches et en utilisant une initialisation adéquate de la courbe comme montré dans la figure 4.5 (a). Alors que les figures 4.5 (f-h) montrent les résultats de la segmentation en utilisant une initialisation inadéquate de la courbe comme montré dans la figure 4.5 (e). Avec des attributs hétérogènes, l'approche globale échoue dans la segmentation de l'objet d'intérêt pour les deux types d'initialisations (figures 4.5 (b) et 4.5 (f)). En fait, le descripteur utilisé, présenté dans [CV'2001] et défini par l'équation (3.8) du chapitre 3, force le CA à délimiter des régions homogènes, en termes de moyennes d'intensités. Par conséquent, la segmentation par l'approche globale a échoué due à l'hétérogénéité de l'objet d'intérêt. Alors que l'approche locale a été capable de segmenter l'objet d'intérêt dans le cas d'une initialisation adéquate de la courbe (figure 4.5 (c)), cependant, elle perd sa précision en utilisant une initialisation inadéquate de la courbe (figure 4.5 (g)). Ce dernier résultat peut être expliqué par le fait que l'information statistique extraite localement a emprisonné le CA durant son évolution et l'a fait accrocher à des contours situés à l'intérieur de l'objet d'intérêt lui-même au lieu des contours extérieurs désirés.

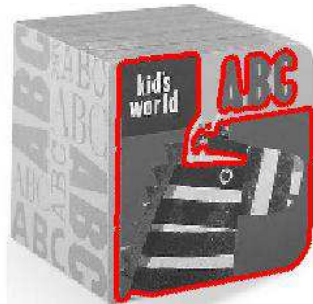
En utilisant les deux types d'initialisation (adéquate et inadéquate) du CA, notre technique *Local IN-Global OUT* montre sa robustesse à l'initialisation de la courbe (figures 4.5 (d) et 4.5 (h)). Cette technique proposée exploite tout l'extérieur du CA ce qui lui a permis d'avoir une vue extérieure plus globale que l'approche locale et permettre ainsi au CA d'évoluer vers les contours extérieurs du livre jusqu'à ce qu'il les atteigne proprement.



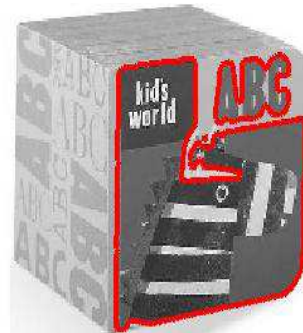
(a) Initialisation adéquate



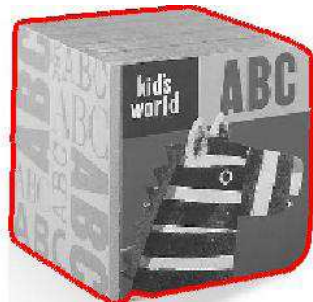
(e) Initialisation inadéquate



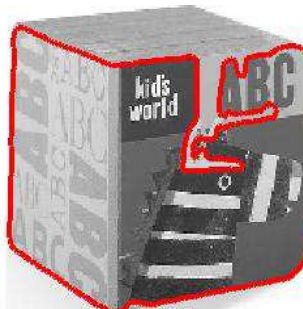
(b) Globale



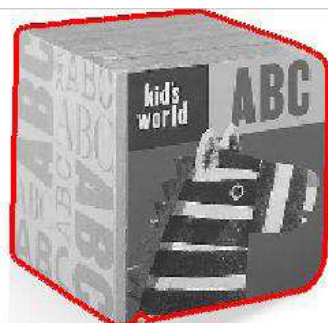
(f) Globale



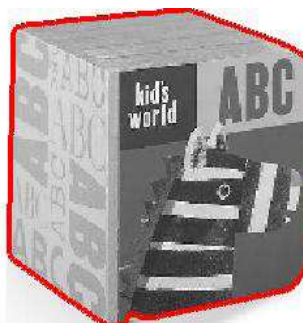
(c) Locale



(g) Locale



(d) Local IN-Global OUT



(h) Local IN-Global OUT

Fig. 4.5 - Segmentation du livre avec une initialisation adéquate et inadéquate du CA en utilisant différentes approches

(b) Segmentation d'un objet homogène sur un fond hétérogène

Nous avons également étudié l'impact de la présence du bruit additif sur un autre exemple pour segmenter un objet homogène (navire) sur un fond hétérogène en utilisant le critère d'énergie (équation (3.8) du chapitre 3) en utilisant la deuxième technique proposée *Global IN-Local OUT*. Les figures 4.6 (b-d) et les figures 4.6 (f-h) présentent, respectivement, la segmentation du navire sur une image originale et sur la même image en présence du bruit additif « poivre & sel ». La même initialisation de la courbe est employée (figures 4.6 (a) et 4.6 (e)). A partir des résultats obtenus dans les figures 4.6 (b) et 4.6 (f), l'approche globale échoue à segmenter l'objet d'intérêt à cause des attributs hétérogènes (fond hétérogène). Avec la même initialisation de la courbe et en utilisant l'approche locale, les figures 4.6 (c) et 4.6 (g) donnent des résultats différents à cause du bruit additif qui a empêché le CA de trouver tous les contours de l'objet d'intérêt dans la figure 4.6 (g).

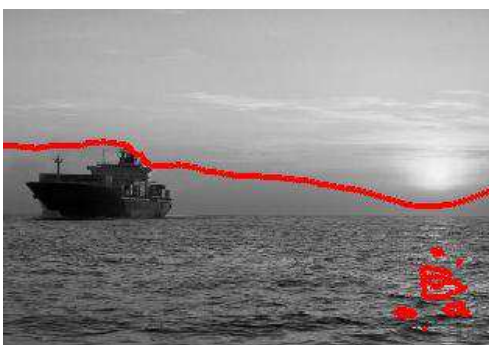
Le résultat de la segmentation par notre seconde technique *Global IN-Local OUT* présenté dans la figure 4.6 (d) fournit une segmentation correcte comme pour le cas de l'approche locale (figure 4.6 (c)). Aussi, dans la figure 4.6 (h), notre technique *Global IN-Local OUT* reste robuste à la fois contre le bruit additif et à l'hétérogénéité du fond. L'avantage de notre technique, d'une part par rapport à l'approche locale, réside dans le fait qu'avec le descripteur utilisé, le CA cherche à segmenter des objets homogènes (avec une robustesse au bruit grâce à l'extraction intérieure *globale*) ; par contre l'approche locale cherche l'homogénéité seulement au voisinage du CA sur les zones locales. D'autre part, notre approche est avantageuse par rapport à l'approche globale car l'extraction des statistiques à l'extérieur du CA se fait uniquement localement, d'où la robustesse à l'hétérogénéité du fond. Le CA n'est donc pas piégé par les attributs hétérogènes du fond comme c'était le cas de l'approche globale.



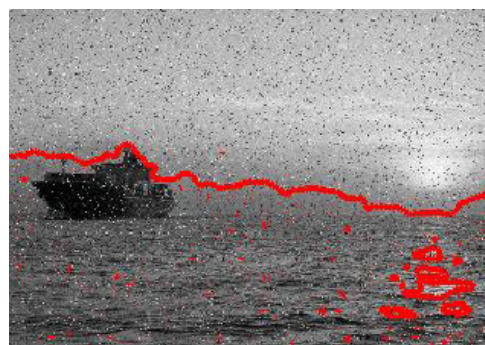
(a) Initialisation



(e) Initialisation



(b) Globale



(f) Globale



(c) Locale



(g) Locale



(d) Global IN-Local OUT



(h) Global IN-Local OUT

Fig. 4.6 - Segmentation du navire sans et avec le bruit « poivre et sel » en utilisant différentes approches

Pour étudier l'effet de l'initialisation du CA en utilisant la technique *Global IN-Local OUT* avec la présence d'hétérogénéité sur le fond, les figures 4.7 (b-d) montrent les résultats de la segmentation d'un hélicoptère en employant les différentes approches et en utilisant une initialisation adéquate de la courbe comme montré dans la figure 4.7 (a) ; alors que les figures 4.7 (f-h) montrent les résultats de la segmentation en utilisant une initialisation inadéquate du CA comme montré dans la figure 4.7 (e). Avec des attributs hétérogènes, l'approche globale échoue toujours dans la segmentation de l'objet d'intérêt (figures 4.7 (b) et 4.7(f)). Dans le cas d'une initialisation adéquate du CA (figure 4.7 (c)), l'approche locale a été capable de segmenter l'objet d'intérêt; cependant, elle perd sa précision en utilisant une initialisation inadéquate du CA (figure 4.7 (g)). Ce dernier résultat peut être expliqué par le fait que l'information statistique extraite des régions locales a emprisonné le CA durant son évolution et l'a fait diverger des contours désirés de l'objet d'intérêt.

En utilisant les deux types d'initialisation (adéquate et inadéquate) de la courbe, notre technique *Global IN-Local OUT* montre sa robustesse à l'initialisation de la courbe (figures 4.7 (d) et 4.7 (h)). Cette technique proposée utilise une information seulement *locale* à l'extérieur du CA, ce qui a permis de protéger ce dernier de l'hétérogénéité du fond, alors que l'information intérieure *globale* a permis au CA d'évoluer vers les contours de l'hélicoptère jusqu'à ce qu'il atteigne le contour de l'objet d'intérêt tout entier.



(a) Initialisation adéquate



(e) Initialisation inadéquate



(b) Globale



(f) Globale



(c) Locale



(g) Locale



(d) Global IN-Local OUT



(h) Global IN-Local OUT

Fig. 4.7 - Segmentation de l'hélicoptère avec une initialisation adéquate et inadéquate du CA en utilisant différentes approches

Les deux techniques proposées restent plus au moins dépendantes de l'initialisation du CA vu qu'il y a une extraction locale d'information, mais l'extraction globale d'information dans l'autre région donne à notre approche plus de robustesse à cette initialisation par rapport à l'approche locale.

Les figures 4.8 (a) et 4.8 (b) illustrent l'énergie du CA en termes du nombre d'itérations pour le résultat obtenu dans la figure 4.7. Pour les deux types d'initialisation, l'approche globale (la courbe verte pointillée) converge en premier mais elle fournit une segmentation incorrecte (figure 4.7 (b) et 4.7 (f)). En utilisant une initialisation adéquate du CA, la figure 4.8 (a) montre que l'approche locale (la courbe rouge pointillée) et la technique proposée (courbe noire pleine) prennent plus du temps pour converger (autour de 500 itérations). Cependant, elles fournissent une segmentation correcte (figure 4.7 (c) et 4.7 (d)). Par ailleurs, dans le cas d'une initialisation inadéquate du CA, la figure 4.8 (b) montre que notre technique converge lentement mais ses performances en termes de segmentation sont meilleures que celles fournies par l'approche locale (figure 4.7 (h)).

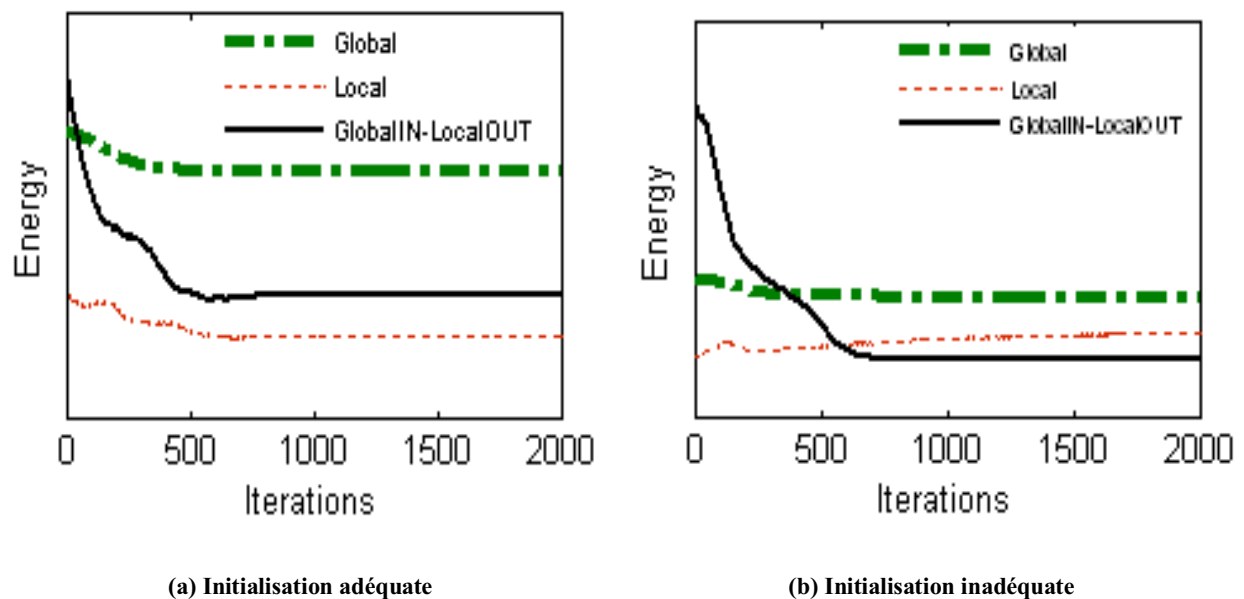


Fig. 4.8 - Convergence de l'énergie pour la segmentation de l'hélicoptère de la figure 4

4.4.3 Segmentation et suivi d'un objet mobile

Afin de valider nos résultats sur une séquence vidéo, la segmentation et le suivi d'un objet mobile a été réalisé [AHDBRedsys'2011] sur une séquence de 52 images extraite des séquences d'images « *CAVIAR sequences* » utilisées par d'autres chercheurs dans le domaine. Ce suivi est atteint en exploitant la courbe (CA) obtenue à l'état de convergence sur chaque image comme initialisation du CA sur l'image suivante. Ceci permettra d'apprécier l'effet du positionnement du CA par rapport à la silhouette de l'objet d'intérêt (effet d'initialisation de la courbe). Les figures 4.9 (b-o) montrent les résultats du suivi d'un personnage (l'objet d'intérêt) sur cette séquence d'images présentant une hétérogénéité sur le fond. L'initialisation du CA (courbe blanche) sur la première image de la séquence est illustrée sur la figure 4.9 (a).

Les résultats dans la figure 4.9 montrent bien que la technique *Global IN-Local OUT*, utilisée pour cet exemple, est robuste à l'hétérogénéité présente sur le fond ; et qu'elle est capable de maintenir le suivi de l'objet mobile (le personnage) sur toute la séquence vidéo en détectant sur chaque image la silhouette de notre objet d'intérêt. Cette technique proposée utilise une information seulement locale à l'extérieure du CA ce qui a permis de protéger ce dernier de l'hétérogénéité du fond, alors que l'information intérieure globale a permis au CA, sur chaque image de la séquence, d'évoluer vers la silhouette du personnage jusqu'à ce qu'il atteigne le contour de l'objet d'intérêt tout entier. Nous voulons bien signaler ici que l'amplitude du déplacement de l'objet suivi aura certainement un impact sur les résultats de la segmentation pour la raison qu'aucune information sur le déplacement de l'objet n'est considérée. Par conséquent, de larges déplacements entre images successives, peuvent diverger le CA des bords de l'objet suivi vu que l'initialisation du CA à l'image courante se fait par sa position finale dans l'image précédente.



(a) Initialisation



(b) Image 1



(c) Image 4



(d) Image 8



(e) Image 12



(f) Image 16



(g) Image 20



(h) Image 24



(i) Image 28



(j) Image 32



(k) Image 36



(l) Image 40



(m) Image 44



(n) Image 48



(o) Image 52

Fig. 4.9 - Suivi d'un personnage par la technique Global IN-Local OUT

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche basée région des CAs permettant une segmentation de l'objet d'intérêt qui bénéficie des avantages des statistiques locales et globales pour guider le CA vers les contours de l'objet d'intérêt. L'approche proposée montre une robustesse à la fois dans le cas d'attributs hétérogènes avec une initialisation inadéquate du CA et en présence du bruit dans l'image.

Du fait que cette approche proposée n'agisse que sur la manière par laquelle les statistiques de l'image sont extraites, elle peut être utilisée avec n'importe quel critère d'énergie du CA basé région. Nous n'avons présenté que les résultats pour deux critères seulement (le critère de Chan et Vese [CV'2001] le plus populaire et le critère de Yezzi [YTW'2002]). Comparée aux méthodes conventionnelles, cette approche, pour les deux techniques *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT*, fournit des résultats satisfaisants sur différents types d'images.

Chapitre 5 : Un contour actif robuste pour la segmentation d'objet dans le cas hétérogène

5.1 Introduction

Dans l'approche discutée dans le chapitre 4, nous avons montré que les techniques développées sont robustes face à l'hétérogénéité, la présence du bruit ou l'initialisation du CA. Néanmoins, elles présentent des limitations quand l'hétérogénéité se présente à la fois sur l'objet et sur le fond. La robustesse à l'hétérogénéité est due essentiellement à l'extraction locale des statistiques qui utilise un disque de rayon constant appliqué en chaque point du CA [LT'2008] sachant que le résultat de la segmentation est très influencé par la taille du rayon. Or, le choix du rayon est tributaire de la taille de l'objet et du voisinage.

Nous proposons de s'inspirer de ce qui précède pour proposer une technique locale basée région [ABRHDpria'2014] pour segmenter un objet hétérogène sur fond hétérogène en agissant sur le choix de la taille du rayon locale en utilisant deux rayons différents afin d'extraire les statistiques locales séparément à l'intérieur et à l'extérieur du CA.

5.2 Intérêt de l'utilisation de deux rayons différents

Dans le travail présenté dans [LT'2008], les auteurs appliquent un cercle avec un rayon *rad* à chaque point le long du CA, et la sélection locale d'information est traitée en extrayant l'information interconnectée entre l'aire du disque (i.e. la région intérieur du cercle), avec l'intérieur et l'extérieur du CA. Pourtant, l'utilisation du même rayon *rad* à l'intérieur et à l'extérieur du contour empêche d'exploiter efficacement la taille de l'objet ainsi que la distance séparant l'objet de ses voisins.

La taille du rayon de localisation peut affecter le résultat de la segmentation d'objet, particulièrement dans le cas d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène. Lorsque nous tentons de capturer un objet de taille petite ayant des voisins proches, un rayon de localisation de petite taille doit être utilisé à l'intérieur et à l'extérieur du CA. De même, un rayon de localisation d'une taille large à l'intérieur et à l'extérieur du CA est utile lorsque nous voulons segmenter un objet de grande taille ayant des voisins loin. Cependant, lorsque nous désirons segmenter un objet qui a une taille large ayant des voisins proches, OL-CN (*Objet Large with Close Neighbors*), ou bien un objet de taille petite ayant des voisins loin, OS-FN (*Object Small with Far Neighbors*), un rayon petit est intuitivement recommandé vu que soit l'objet a des voisins proches soit il est de petite taille. En effet, l'utilisation d'un rayon petit peut empêcher le CA d'être piégé par des contours des voisins proches non désirés dans le cas d'un OL-CN, ou bien par les contours intérieurs non désirés de l'objet venant de l'hétérogénéité de l'objet dans le cas d'un OS-FN. En outre, utiliser le même rayon petit à l'intérieur et à l'extérieur du CA pourra empêcher d'avoir plus d'information pour guider le CA aux contours réels de l'objet conduisant ainsi à la nécessité d'avoir plus d'itérations pour la convergence du CA.

Pour remédier à cette situation, nous présentons dans ce chapitre, notre deuxième contribution [ABRHDpria'2014] de cette thèse. En fait, notre méthode concerne une approche locale basée région qui utilise deux rayons différents (rad_1 et rad_2) à l'intérieur et à l'extérieur du CA, respectivement. En effet, la valeur de rad_i ($i = \{1 \text{ ou } 2\}$) dépend fortement de la taille de l'objet d'intérêt et de la présence des objets aux alentours. Ainsi, dans le cas d'un objet large qui a des voisins proches, un rayon rad_1 large est défini à l'intérieur du CA et un rayon rad_2 petit est défini à son extérieur. Tandis que, dans le cas d'un objet petit ayant des voisins loin, des rayons de petite et de grande taille sont choisis à l'intérieur et à l'extérieur du CA, respectivement. Par conséquent, les objectifs principaux de cette méthode sont (1) faire face à la segmentation d'objet d'intérêt dans le cas de la présence de l'hétérogénéité à la fois sur l'objet et sur le fond de l'image et (2) réduire le temps de la convergence de l'énergie du CA en exploitant l'information sur la taille de l'objet aussi bien que la distance séparant l'objet de ses voisins. Une formulation variationnelle est présentée dans laquelle nous minimisons une fonction d'énergie pour satisfaire un critère donné sur chaque point le long du CA.

5.3 Sélection des statistiques locales en utilisant les deux rayons

La différence principale entre l'approche [ABRHDpria'2014] et celles présentées dans [AHDBRicip'2011] et [LT'2008] est que l'approche [ABRHDpria'2014] consiste à sélectionner les statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA en permettant un choix flexible de la taille du rayon tel que le rayon choisi à l'intérieur du CA est différent du rayon utilisé à son extérieur. L'utilisation de ces deux rayons différents est proposée pour faire face aux problèmes d'hétérogénéité et réduire le nombre des itérations pour la convergence du CA aux contours de l'objet d'intérêt.

Soit $Large_rad$ et $Short_rad$ les deux rayons différents des deux fonctions disques B_Large et B_Short , respectivement. Ces deux fonctions disques sont centrées en x , masquant les régions locales, et sont exprimées par :

$$B_Large(x, p) = \begin{cases} 1, & \|x - p\| < Large_rad \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (5.1)$$

$$B_Short(x, p) = \begin{cases} 1, & \|x - p\| < Short_rad \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (5.2)$$

tel que p donne à B_Large et B_Short la valeur 1 dans la région locale, dépendamment du rayon utilisé ($Large_rad$ ou $Short_rad$, respectivement), et 0 ailleurs.

Selon la taille de l'objet et de la distance séparant l'objet de ses proches voisins, deux cas doivent être étudiés comme nous le verrons ci-dessous. Par exemple, dans le cas d'un OS-FN, puisque l'objet est de petite taille et ses voisins sont loin, un rayon petit à l'intérieur du contour et un rayon large à l'extérieur du contour, SILO (*Short radius Inside and Large radius Outside*), est recommandée. De même, dans le cas d'un OL-CN ; un rayon large à l'intérieur du contour et un rayon petit à son extérieur, LISO (*Large radius Inside and Short radius Outside*), est employée. L'aire considérée dans chaque technique proposée (SILO ou LISO) est l'intersection entre la zone intérieure de la sélection locale, utilisant les deux rayons, avec l'intérieur et l'extérieur du CA pour chaque point le long du contour. En faisant cela, notre approche est capable de segmenter un objet hétérogène sur un fond lui-même hétérogène et surpasse l'approche présentée dans Aitfares et al. [AHDBRicip'2011] qui exige une homogénéité au moins sur l'une des deux régions (sur l'objet d'intérêt ou sur le fond de

l'image). En plus, en faisant une comparaison avec l'approche présentée dans [LT'2008], l'utilisation de deux rayons de tailles différentes [ABRHDpria'2014] permet au CA de segmenter l'objet d'intérêt dans un temps de calcul beaucoup moins réduit ; particulièrement dans le cas d'un OL-CN et d'un OS-FN.

5.4 Objet d'une taille large placé avec des voisins proches

Dans le cas d'un OL-CN, afin d'exploiter la taille large de l'objet d'intérêt et empêcher le CA d'être piégé par les contours des objets voisins, nous choisissons la technique nommée LISO [ABRHDpria'2014], qui emploie un grand rayon à l'intérieur du CA et un petit rayon à son extérieur. La figure 5.1 illustre le principe de cette technique. L'objet d'intérêt est désigné par la zone en noir et gris pour montrer l'hétérogénéité de la région d'intérêt. Les deux courbes en pointillé limitent l'aire de la sélection locale en utilisant les deux rayons différents à l'intérieur et à l'extérieur du CA. Les autres formes sur la figure présentent les voisins proches de l'objet d'intérêt pour montrer l'hétérogénéité du fond de l'image.

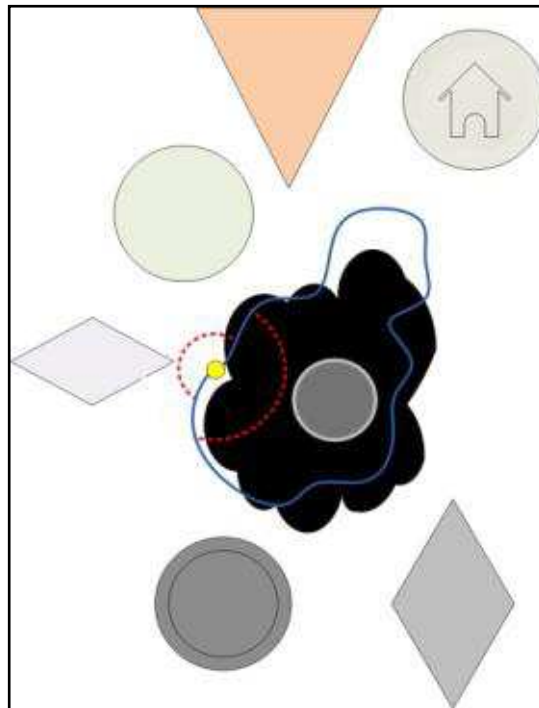


Fig. 5.1 - Technique LISO pour le cas d'un OL-CN. L'objet situé au centre et désigné par les aires en gris et noir représente un objet d'intérêt hétérogène large. Les objets qui entourent l'objet d'intérêt représentent des voisins proches. Les deux courbes en pointillés rouges limitent la sélection locale en utilisant un grand rayon à l'intérieur du CA (courbe bleue) et un petit rayon à l'extérieur

La fonctionnelle d'énergie est exprimée dans cette technique comme suit :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta\Phi(x) \cdot \int_{\Omega_{p_Large}} B_Large(x, p) \cdot k(p, \Omega_{in}) dp dx + \int_{\Omega_{out}} \delta\Phi(x) \cdot \int_{\Omega_{p_Short}} B_Short(x, p) \cdot k(p, \Omega_{out}) dp dx, \quad (5.3)$$

tel que Ω_{p_Large} et Ω_{p_Short} représentent les régions locales masquées par B_Large et B_Short , respectivement, et les deux fonctions disque sont centrées en x .

$k(p, \Omega_{in})$ et $k(p, \Omega_{out})$ représentent les deux critères de la région intérieure et la région extérieure Ω_{in} et Ω_{out} , respectivement. $\delta\Phi(x)$ définit la zone étroite autour du CA (voir équation (3.2) du chapitre 3).

Dans ce cas, l'évolution de la courbe C (i.e. CA) sera exprimée par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial\Phi}{\partial t}(x) = & \delta\Phi(x) \cdot \left[\int_{\Omega_{p_Large}} B_Large(x, p) \cdot \nabla k(p, \Omega_{in}) dp \right. \\ & \left. + \int_{\Omega_{p_Short}} B_Short(x, p) \cdot \nabla k(p, \Omega_{out}) dp \right] + \\ & \lambda \cdot \delta\Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla\Phi(x)}{|\nabla\Phi(x)|} \right). \end{aligned} \quad (5.4)$$

avec ∇ et div représentant les opérateurs gradient et divergence, respectivement. Le dernier terme dans l'équation (5.4) agit sur la souplesse de la courbe C et il est pondéré par un coefficient positif λ d'une valeur petite.

5.5 Objet d'une taille petite placé avec des voisins loin

Dans le cas d'un OS-FN, afin de tirer bénéfices de la distance séparant l'objet d'intérêt de ses éventuels voisins et obtenir plus d'information sur l'environnement entourant l'objet d'intérêt et ainsi accélérer la convergence du CA, nous choisissons la technique nommée SILO [ABRHDpria'2014]. Comme mentionné plus haut, cette technique emploie un petit rayon à l'intérieur du CA et un grand rayon à son extérieur. La figure 5.2 illustre le principe de cette technique.

Dans ce cas, la fonctionnelle d'énergie est exprimée comme suit :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta\Phi(x) \cdot \int_{\Omega_{p_Short}} B_Short(x, p) \cdot k(p, \Omega_{in}) dp dx + \int_{\Omega_{out}} \delta\Phi(x) \cdot \int_{\Omega_{p_Large}} B_Large(x, p) \cdot k(p, \Omega_{out}) dp dx \quad (5.5)$$

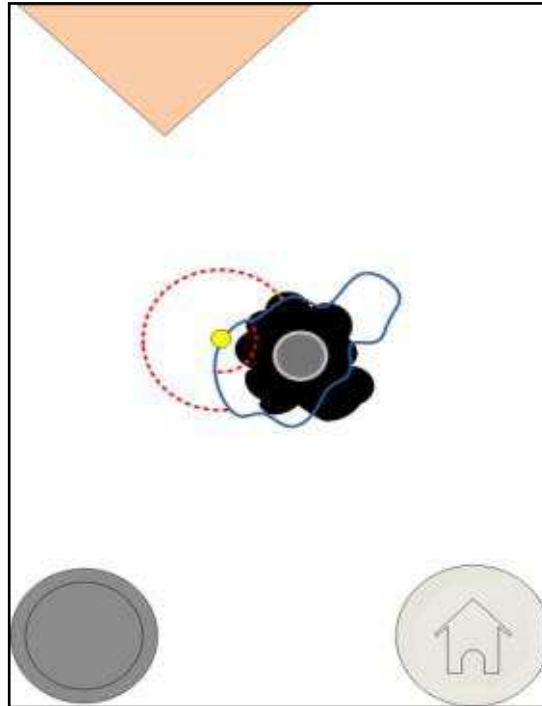


Fig. 5.2 - Technique SILO pour le cas d'un OS-FN. L'objet situé au centre et désigné par les aires en gris et noir représente un objet d'intérêt hétérogène petit. Les objets qui entourent l'objet d'intérêt représentent des voisins loin. Les deux courbes en pointillés rouges limitent la sélection locale en utilisant un petit rayon à l'intérieur du CA (courbe bleue) et un grand rayon à l'extérieur

L'équation d'évolution de la courbe C est exprimée par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi}{\partial t}(x) = & \delta \Phi(x) \\ & \cdot \left[\int_{\Omega_{p_Short}} B_Short(x, p) \cdot \nabla k(p, \Omega_{in}) dp \right. \\ & \left. + \int_{\Omega_{p_Large}} B_Large(x, p) \cdot \nabla k(p, \Omega_{out}) dp \right] + \\ & \lambda \cdot \delta \Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \Phi(x)}{|\nabla \Phi(x)|} \right). \end{aligned} \quad (5.6)$$

L'utilisation de ces deux techniques mentionnées ci-dessus, à savoir, LISO et SILO [ABRHDpria'2014] dans les cas d'un OL-CN et d'un OS-FN, respectivement, permet à l'approche de la segmentation d'objet de : (1) Assurer une robustesse contre l'hétérogénéité qui puisse apparaître sur l'objet d'intérêt ou sur le fond et une robustesse contre l'initialisation du CA et le bruit comme le travail dans [AHDBRicip'2011]. (2) Donner plus de flexibilité à l'approche de sorte qu'elle puisse être appliquée même en cas de présence de l'hétérogénéité à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond ce qui présente une amélioration des performances par rapport à la méthode développée dans [AHDBRicip'2011]. (3) Réduire le temps de calcul pour la convergence du CA en sélectionnant une taille flexible du rayon à l'intérieur et à l'extérieur du CA et obtenir plus d'information sur la taille de l'objet d'intérêt et sur l'environnement l'entourant ; ce qui présente une amélioration des performances par rapport à l'approche présentée dans [LT'2008].

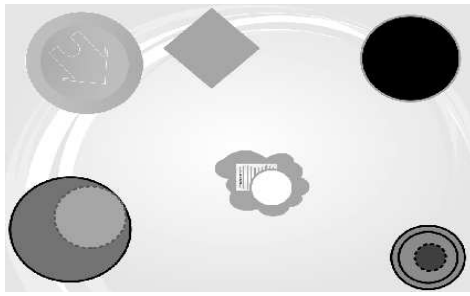
5.6 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer la performance de notre approche [ABRHDpria'2014], des expériences ont été menées sur différents types d'images synthétiques et réelles. Dans ces expériences, la méthode proposée est comparée aux méthodes classiques en termes de précision de la segmentation dans des images bruitées en utilisant différents types de bruit et en utilisant une initialisation inadéquate du CA. L'approche proposée est évaluée dans des images présentant l'hétérogénéité sur l'objet d'intérêt et sur le fond de l'image.

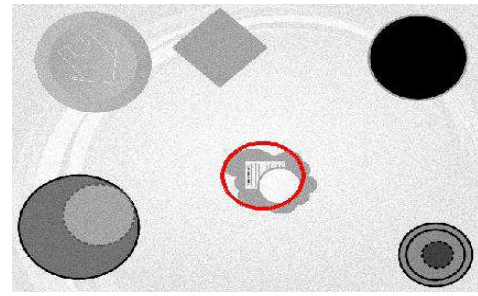
Dans les deux sous-sections suivantes, nous évaluons la performance de l'approche proposée et examinons l'avantage d'utiliser deux rayons différents dans le cas de la présence de l'hétérogénéité sur l'objet d'intérêt et sur le fond pour des images bruitées synthétiques et réelles. Il est à noter que le choix de la technique SILO ou LISO est fait selon s'il s'agit d'un OS-FN ou d'un OL-CN, respectivement. Une évaluation comparative de la performance de notre approche avec d'autres méthodes de segmentation classiques utilisant les descripteurs présentés dans [CV'2001] et [YTW'2002] est présentée et discutée ci-dessous.

5.6.1 Segmentation d'objet dans des images synthétiques

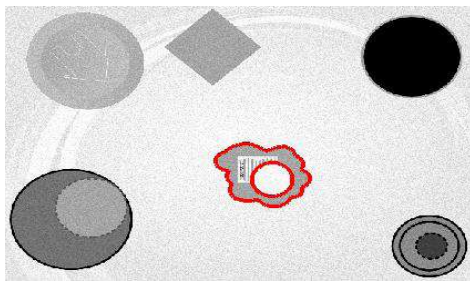
La figure 5.3 présente les résultats reliés au cas d'un OS-FN dans une image synthétique. La figure 5.3 (a) présente l'image synthétique d'origine. Les figures 5.3 (b-h) représentent la même image dans laquelle nous avons ajouté un bruit de Poisson. L'objet est un OS-FN avec des caractéristiques hétérogènes qui est présenté par les intensités en gris et blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets environnants présentent les voisins de l'objet d'intérêt pour montrer l'hétérogénéité du fond. En utilisant une initialisation inadéquate du contour comme cela est montré sur la figure 5.3 (b), les figures 5.3 (c-h) illustrent les résultats de segmentation de l'objet d'intérêt en utilisant différentes approches basées sur le critère d'énergie de Chan et Vese [CV'2001]. La figure 5.3 (c) présente le résultat de segmentation en utilisant l'approche globale qui échoue dû à la présence des caractéristiques hétérogènes sur l'objet et sur le fond. En utilisant l'approche locale, le CA a été piégé par de faux contours faisant partie de l'intérieur de l'objet au lieu d'épouser les vrais contours extérieurs de l'objet d'intérêt comme c'est montré sur la figure 5.3 (d). En outre, en raison de la présence de l'hétérogénéité à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond, respectivement, les techniques *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT*, présentées dans [AHDBRicip'2011] n'étaient pas en mesure de guider le CA aux vraies frontières de l'objet d'intérêt comme c'est montré sur les figures 5.3 (e-f). La segmentation échoue aussi pour le cas de la technique LISO (figure 5.3 (g)) en raison de l'utilisation d'un grand rayon à l'intérieur du CA et un petit rayon à son extérieur. En fait, l'évolution du CA a été piégée par des faux contours situés à l'intérieur de l'objet d'intérêt.



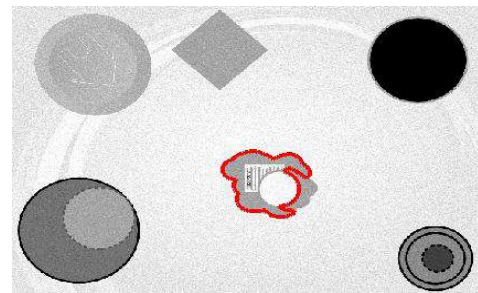
(a) Image originale



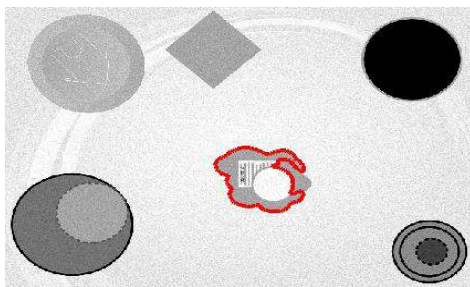
(b) Initialisation



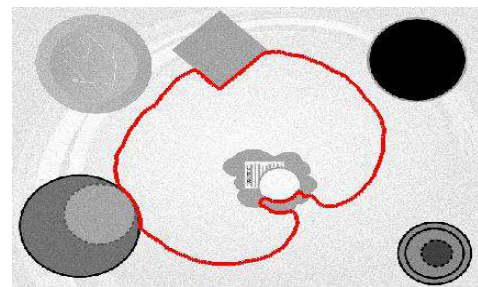
(c) Globale



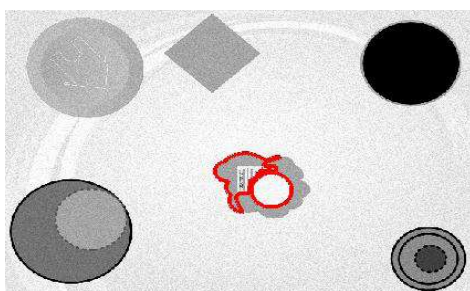
(d) Locale



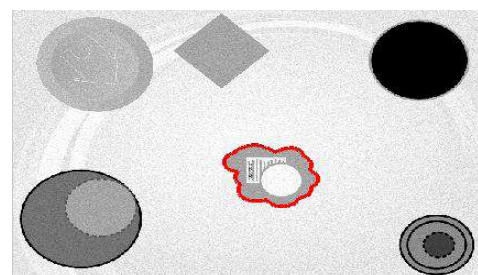
(e) Global IN-Local OUT



(f) Local IN-Global OUT



(g) LISO

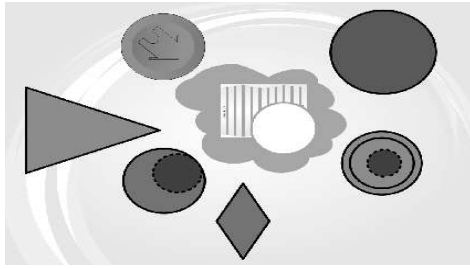


(h) SILO

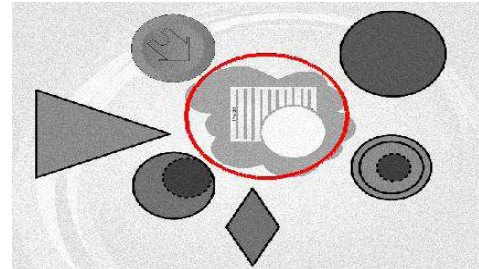
Fig. 5.3 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OS-FN dans une image synthétique avec un bruit additif de Poisson dans (b-h). L'image d'origine est présentée dans (a). L'objet d'intérêt, qui est de petite taille, est représenté par les aires en gris et en blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets aux alentours représentent les voisins qui sont dans ce cas loin de l'objet d'intérêt

En revanche, la technique SILO donne une segmentation précise de l'objet et maintient la robustesse contre les caractéristiques hétérogènes, apparaissant à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond, en augmentant la taille du rayon à l'extérieur du CA pour bénéficier de la distance large entre l'objet et ses voisins (figure 5.3 (h)). En faisant cela, plus d'information a été exploitée du voisinage de l'objet d'intérêt et ainsi le CA est protégé d'être attiré par des contours non désirés appartenant à l'intérieur de l'objet d'intérêt.

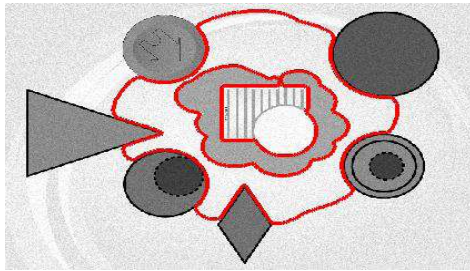
La figure 5.4 illustre les résultats obtenus pour le cas d'un OL-CN dans une image synthétique. La figure 5.4 (a) représente l'image synthétique d'origine tandis que les figures 5.4 (b-h) représentent la même image où nous avons ajouté un bruit de Poisson. L'objet d'intérêt présente des caractéristiques hétérogènes comme cela est décrit par des intensités en gris et en blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets aux alentours présentent les voisins de l'objet d'intérêt pour montrer l'hétérogénéité du fond de l'image. En utilisant une initialisation inadéquate du CA comme illustré dans la figure 5.4 (b), les figures 5.4 (c-h) illustrent les résultats de segmentation de l'objet en utilisant différentes approches basées sur le critère d'énergie de Chan et Vese [CV'2001]. Les approches globale, *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT* échouent à segmenter l'objet d'intérêt dû à l'hétérogénéité sur l'objet et sur le fond, comme c'est montré sur la figure 5.4 (c) et les figures 5.4 (e-f), respectivement. En utilisant l'approche locale, le contour a été attiré cette fois par de faux contours correspondants aux frontières des objets voisins comme c'est illustré sur la figure 5.4 (d). Les figures 5.4 (g) et 5.4 (h) illustrent la performance de segmentation utilisant les techniques SILO et LISO, respectivement. En utilisant la technique SILO, le CA dans ce cas d'un OL-CN n'était pas en mesure de détecter les vraies frontières de l'objet d'intérêt. Cela a été évidemment prévu puisque cette technique utilise un petit rayon à l'intérieur du CA et un grand rayon à l'extérieur du contour ce qui a conduit le CA à être attiré par les contours des voisins de l'objet d'intérêt. La technique LISO montre cependant une bonne performance de la segmentation d'objet et maintient sa robustesse contre l'hétérogénéité, apparaissant à la fois sur l'objet et sur le fond, en augmentant la taille du rayon à l'intérieur du CA. Cela permet de profiter de la grande taille de l'objet d'intérêt et ainsi protéger le CA des frontières très proches correspondantes aux frontières des objets voisins. Par conséquent, notre technique LISO conduit le CA vers les bords de l'objet d'intérêt tout en lui empêchant d'être attiré par les bords des objets voisins puisque plus d'information sur la zone intérieure du CA a été utilisée permettant ainsi le CA de converger aux frontières réelles de l'objet d'intérêt.



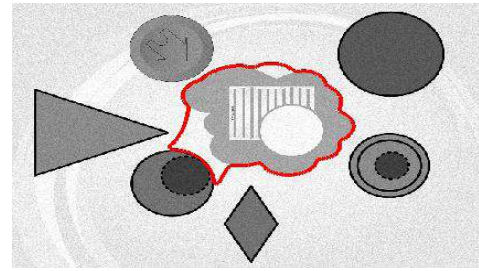
(a) Image originale



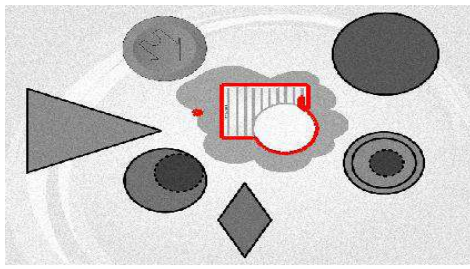
(b) Initialisation



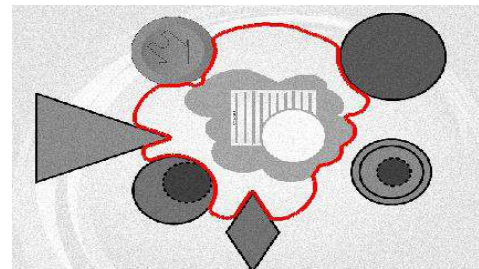
(c) Globale



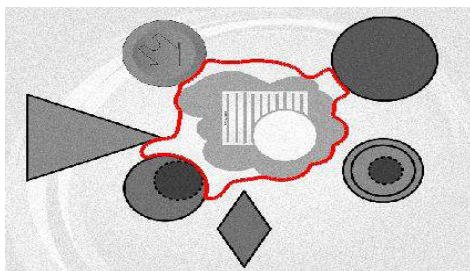
(d) Locale



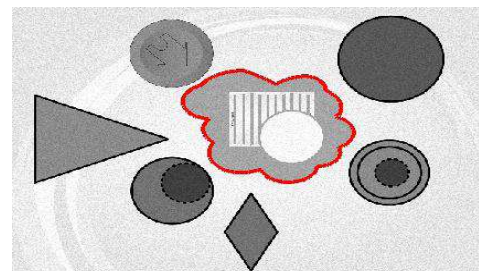
(e) Global IN-Local OUT



(f) Local IN-Global OUT



(g) SILO



(h) LISO

Fig. 5.4 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OL-CN dans une image synthétique avec un bruit additif Poisson dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). L'objet d'intérêt, qui est d'une taille large, est représenté par les aires en gris et en blanc et est situé presque au centre de l'image. Les objets aux alentours représentent les voisins qui sont dans ce cas proches de l'objet d'intérêt

5.6.2 Segmentation d'objet dans des images réelles

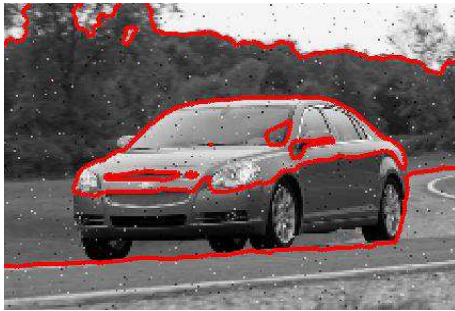
Dans le cas des images réelles, les résultats de segmentation sont présentés sur les figures 5.5 et 5.6. Dans le cas d'un OL-CN, la figure 5.5 (a) montre l'image réelle d'origine et les figures 5.5 (b-h) montrent la même image bruitée avec le bruit additif Poivre et Sel, tel que la voiture représente l'objet d'intérêt. Même s'il y a absence dans ce cas des voisins proches à l'objet d'intérêt dans cette image réelle, quelques zones sur le fond de l'image vérifiant le critère d'énergie peuvent jouer le même rôle que la présence des voisins proches à l'objet d'intérêt et ces zones peuvent attirer le CA à leurs contours. En utilisant une initialisation inadéquate du CA (figure 5.5 (b)), les figures 5.5 (c-h) illustrent les résultats de segmentation de l'objet en utilisant différentes approches basées sur le critère introduit dans le travail de Chan et Vese [CV'2001]. En utilisant l'approche globale, les caractéristiques hétérogènes empêchent toujours le CA d'évoluer vers les bords de l'objet d'intérêt et par conséquent cela conduit à une erreur de segmentation comme montré sur la figure 5.5 (c). La segmentation d'objet utilisant l'approche locale est dégradée comme représentée sur la figure 5.5 (d) en raison de la sensibilité de cette méthode à la position initiale du contour, et aussi à la présence de certaines zones sur le fond qui vérifient le critère d'énergie. Par conséquent, certaines parties du CA initial positionnées loin des frontières réelles de l'objet d'intérêt s'écartent facilement de ce dernier. Pour les deux approches *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT* (présentées dans [AHDBRicip'2011]), la sélection globale intérieure et extérieure influence sur la valeur de l'énergie calculée et qui mène par la suite à des segmentations d'objet incorrectes comme présenté sur les figures 5.5 (e) et 5.5 (f), respectivement, en raison des caractéristiques hétérogènes sur l'objet d'intérêt et sur le fond. Les figures 5.5 (g) et 5.5 (h) présentent la performance de segmentation utilisant les techniques SILO et LISO, respectivement. La technique SILO empêche le CA d'être attiré par les contours réels de l'objet d'intérêt puisque cette technique est destinée à être utilisée pour le cas d'un OS-FN et non pour un OL-CN. L'erreur de segmentation est due à l'utilisation d'un rayon de grande taille à l'extérieur du CA, ce qui a mené ce contour à être attiré par certaines zones, appartenant au fond de l'image, vérifiant le critère d'énergie. La technique LISO donne cependant un résultat précis de la segmentation de l'objet et maintient sa robustesse contre l'hétérogénéité, apparaissant à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond. Ceci a été rendu possible en augmentant dans ce cas la taille du rayon à l'intérieur du CA puisque l'objet d'intérêt est d'une taille large et donc protéger le CA des frontières proches qui correspondent dans cet exemple, à des zones appartenant au fond de l'image.



(a) Image originale



(b) Initialisation



(c) Globale



(d) Locale



(e) Global IN-Local OUT



(f) Local IN-Global OUT



(g) SILO



(h) LISO

Fig. 5.5 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OL-CN dans une image réelle avec un bruit additive Poivre et Sel dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). La voiture représente l'objet d'intérêt

Afin d'étudier la segmentation d'objet pour le cas d'un OS-FN dans une image réelle, la figure 5.6 (a) montre l'image réelle d'origine et les figures 5.6 (b-h) montrent la même image bruitée avec un bruit Gaussien. L'objet d'intérêt est représenté par la voiture en gris clair. En utilisant une initialisation inadéquate du CA (figure 5.6 (b)), les figures 5.6 (c-h) illustrent les résultats de segmentation d'objet en utilisant différentes approches basées sur le descripteur introduit par Yezzi et al. [YTW'2002]. Comme le montre la figure 5.6 (c), l'approche globale ne parvient pas à segmenter l'objet en raison des caractéristiques hétérogènes sur l'objet d'intérêt et sur le fond. De même, pour l'approche locale (figure 5.6 (d)), sensible à l'initialisation du CA et au bruit, la sélection qui est faite localement seulement, empêche le CA d'épouser le contour de l'objet d'intérêt tout entier. En utilisant les techniques *Global IN-Local OUT* et *Local IN-Global OUT*, le CA a été piégé par l'hétérogénéité présentée sur l'objet et sur le fond comme le montre les figures 5.6 (e) et 5.6 (f), respectivement. Les figures 5.6 (g) et 5.6 (h) présentent les performances de segmentation utilisant les techniques LISO et SILO, respectivement. La technique LISO ne parvient pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt. Cela a été attendu puisque cette technique, sensée être utilisée pour le cas d'un OL-CN et non pour un OS-FN, emploie un grand rayon à l'intérieur du CA ce qui mène ce dernier à être piégé par l'hétérogénéité intérieure de l'objet d'intérêt. En revanche, la technique SILO donne une segmentation d'objet avec plus de précision et maintient la robustesse contre les caractéristiques hétérogènes, apparaissant sur l'objet d'intérêt et sur le fond. La surperformance de la segmentation, utilisant notre technique SILO, réside dans la réception de plus d'information sur l'environnement entourant l'objet d'intérêt et cela en augmentant la taille du rayon par quelques pixels à l'extérieur du CA.



(a) Original image



(b) Initialization



(c) Global



(d) Local



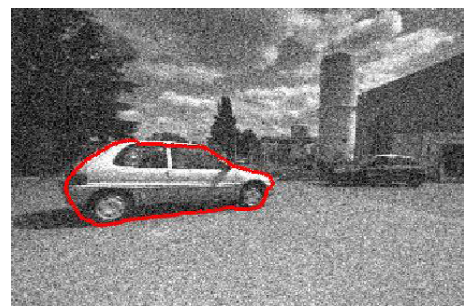
(e) Global IN-Local OUT



(f) Local IN-Global OUT



(g) LISO



(h) SILO

Fig. 5.6 - Segmentation d'un objet hétérogène sur un fond hétérogène en utilisant différentes approches pour le cas d'un OS-FN dans une image réelle avec un bruit additif Gaussien dans (b-h). L'image d'origine est représentée dans (a). La voiture en gris clair représente l'objet d'intérêt

Afin d'étudier la performance de l'approche en termes du nombre des itérations nécessaires pour la convergence de l'énergie du CA, une étude comparative pour l'approche locale et l'approche proposée en utilisant une initialisation inadéquate et adéquate du contour est discutée dans la sous-section suivante.

5.6.3 Temps de calcul et convergence de l'énergie

Sur la base des résultats de segmentation obtenus dans la sous-section précédente avec les deux approches locale et SILO comme déjà illustré sur les figures 5.6 (d) et 5.6 (h), nous avons étudié leur performance en termes de convergence de l'énergie pour les cas d'une initialisation inadéquate et adéquate du CA. La figure 5.7 montre que pour le cas d'une initialisation inadéquate du contour, la technique SILO surpasse l'approche locale ; puisque le minimum de l'énergie obtenu a une valeur inférieure, menant ainsi à une segmentation plus précise (comme c'est obtenu sur la figure 5.6 (h) en comparaison avec la figure 5.6 (d)) même si elle converge plus lentement.

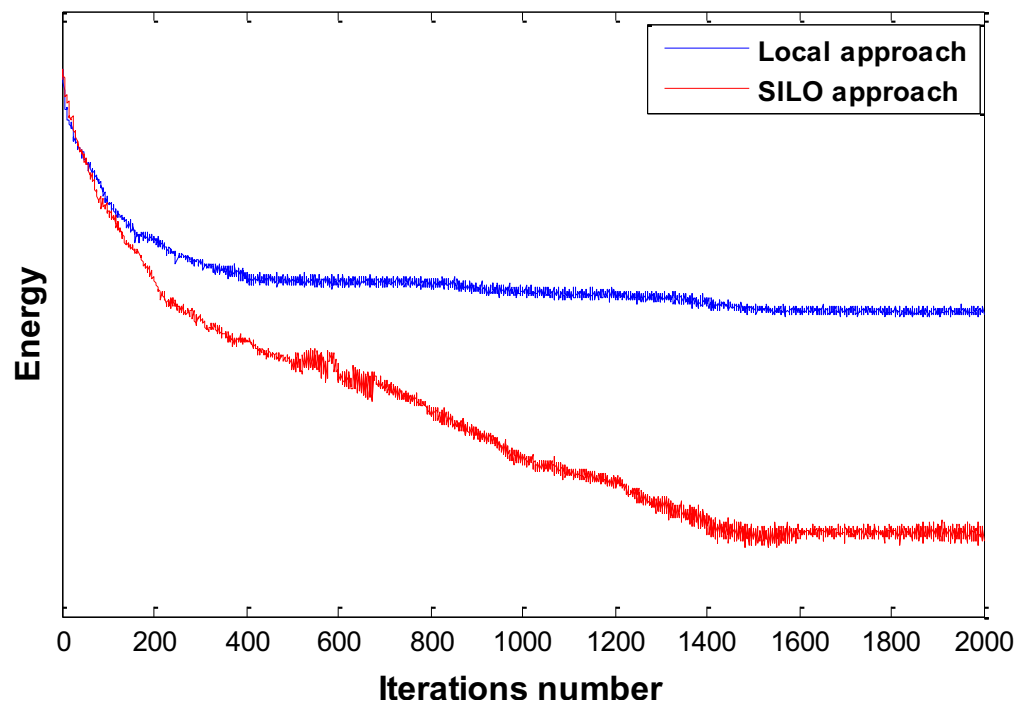


Fig. 5.7 - Convergence de l'énergie par rapport au nombre d'itérations pour la segmentation de la voiture présentée dans la figure 5.6 pour les deux approches locale (courbe bleue) et SILO (courbe rouge) basée sur l'utilisation d'une initialisation inadéquate du CA



Fig. 5.8 - Segmentation de la voiture utilisant les approches locale et SILO basées sur une initialisation adéquate du CA

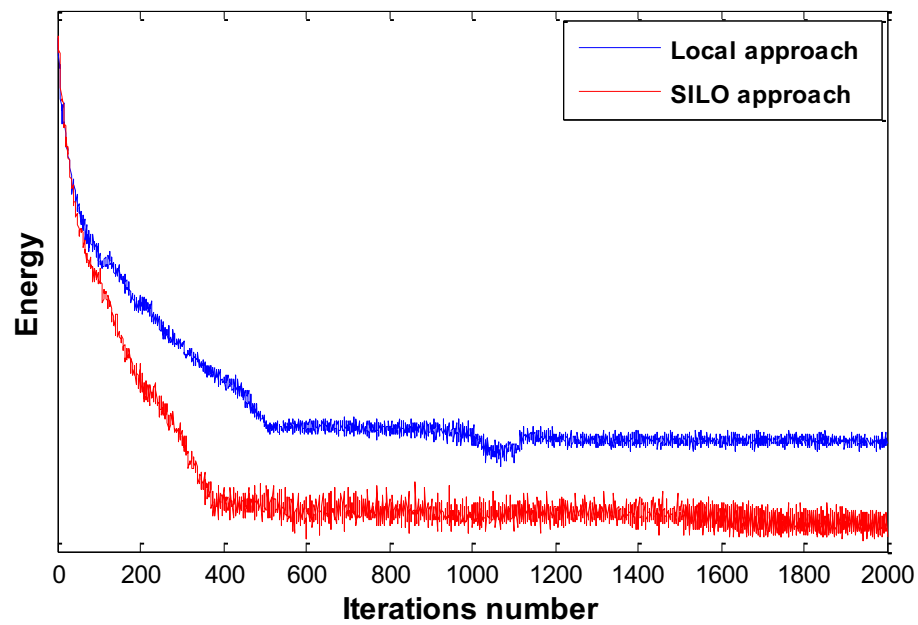


Fig. 5.9 - Convergence de l'énergie par rapport aux nombre d'itérations pour la segmentation de la voiture présentée dans la figure 5.8 pour les deux approches locale (courbe bleue) et SILO (courbe rouge) basée sur l'utilisation d'une initialisation adéquate du CA

La figure 5.8 présente les résultats pour une initialisation adéquate du contour qui révèle que l'approche locale montre une certaine amélioration de segmentation par rapport au cas de l'utilisation d'une initialisation inadéquate du contour, mais elle reste moins précise que la segmentation par la technique SILO. Ceci est également prouvé par les courbes de l'énergie représentées sur la figure 5.9 montrant que la technique SILO converge à une valeur inférieure de l'énergie. En outre, la technique proposée est plus rapide que la méthode locale ; elle nécessite moins de 400 itérations en comparaison avec plus de 500 itérations nécessaires en utilisant l'approche locale. En fait, le nombre des itérations est réduit par notre approche en exploitant l'information sur le voisinage de l'objet d'intérêt en augmentant la taille du rayon à l'extérieur du CA.

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre deuxième contribution qui concerne la segmentation d'objet par CA basé région dans des images où l'hétérogénéité se présente à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond de l'image. Cette approche découle de l'approche locale basée région et s'appuie sur deux rayons différents au lieu d'un seul rayon. En utilisant deux tailles différentes du rayon à l'intérieur et à l'extérieur du CA, des informations sur la taille de l'objet d'intérêt et sur la distance séparant l'objet de ses voisins peuvent être avantageusement exploitées. Nous avons utilisé deux critères différents de l'énergie du CA pour montrer que l'approche proposée peut être appliquée avec différentes expressions de l'énergie. Nous avons testé la méthode sur des images synthétiques et réelles et nous avons obtenus de bons résultats dans le cas des images bruitées présentant l'hétérogénéité à la fois sur l'objet d'intérêt et sur le fond de l'image en utilisant une initialisation inadéquate et adéquate du contour.

Chapitre 6 : Suivi d'objet par un contour actif hybride basé région et points d'intérêt

6.1 Introduction

Le suivi d'objets dans des séquences vidéo a suscité un grand intérêt dans la dernière décennie en raison de la variété de ses domaines d'applications, telles que la robotique, la vidéosurveillance et le contrôle de la scène. La plupart des approches qui permettent le suivi d'objets visent à identifier l'objet d'intérêt ou la région d'intérêt (i.e. (*Region Of Interest (ROI)*)) en utilisant la technique de la soustraction du fond pour identifier les objets en mouvement dans les séquences vidéo ([WADP'1997], [SG'2000]). Une autre approche consiste à trouver la transformation de l'objet d'une image à l'autre qui est modélisée en dessinant un rectangle(ou une ellipse) entourant l'objet. Les auteurs [CRM'2003] ont proposé une approche qui concerne la représentation de la cible et la localisation d'objets non rigides. Les représentations de la cible basées sur l'histogramme sont régularisées par un masque spatial avec un noyau isotrope alors que la localisation de la cible est formulée en utilisant le bassin d'attraction des maxima locaux optimisée en utilisant l'approche *mean shift* [CM'2002]. En outre, Jepson et al. ont proposé dans [JFM'2003] une approche d'apprentissage de modèles d'apparence pour le suivi d'objets basé sur le mouvement en utilisant un algorithme Espérance-Maximisation (*Expectation-Maximization (EM)*) composée d'une étape d'évaluation de l'espérance suivie d'une étape de maximisation telle que développée dans [DLR'1977]. Même si des performances d'un suivi précis sont atteintes, ces approches permettent de suivre uniquement le centre de gravité ou l'orientation de l'objet et non pas l'objet tout entier.

Dans ce chapitre, une approche hybride de suivi d'objet [ABHRDams'2013], exploitant conjointement une information basée région et une information sur le mouvement des points d'intérêt pour suivre l'objet d'intérêt avec un contour actif (i.e. CA), est présentée. Une identification préalable de la région hétérogène est employée pour sélectionner l'une des deux techniques de segmentation représentées dans [AHDBRicip'2011]. Cette sélection est basée sur le calcul de la variance des intensités des régions intérieure et extérieure du CA. La sélection locale est par la suite effectuée dans la région qui a la valeur la plus élevée de la variance des intensités. L'introduction du vecteur déplacement des points d'intérêt dans l'approche du CA basé région est motivée par les problèmes rencontrés dans le suivi d'objet subissant un large déplacement entre les images successives ou dans la présence d'une similarité en moyenne d'intensité entre l'objet d'intérêt et le fond de l'image. Nous avons choisi le descripteur [L'1999] bien connu, SIFT (*scale-invariant feature transform*), comme candidat pour la reconnaissance de notre objet entre les images successives en raison de sa grande performance et de son adaptation aux applications de la vision pour des vidéos avec une acquisition lente des images de la séquence vidéo.

En utilisant notre approche hybride [ABHRDams'2013], une identification automatique de la région hétérogène est principalement effectuée pour déterminer la technique du CA basé région qui va être utilisée pour segmenter la ROI (i.e. objet d'intérêt). Après, le vecteur déplacement des points d'intérêt générés à partir du descripteur SIFT, est calculé entre les images successives. Pour chaque image acquise de la séquence vidéo, le vecteur déplacement est recalculé et appliqué au CA initial dans le but d'ajuster et de rapprocher le maximum possible le CA au contour réel de l'objet d'intérêt.

6.2 Suivi d'objet

Le suivi visuel d'objets dans des séquences d'images est devenu une des tâches les plus utilisées, parmi celles développées pour la vision par ordinateur. Les différents champs d'application comprennent entre autres : la vidéoconférence (suivi des interlocuteurs), la vidéosurveillance (détection, suivi, reconnaissance du comportement de personnes, d'intrus), la segmentation et l'édition de séquences vidéo, sans oublier les applications plus traditionnelles de la robotique : suivi d'obstacles pendant une phase d'évitement, suivi d'indices visuels dans une tâche asservie sur la vision, suivi d'un opérateur (corps, visage, main...) pour définir des modes d'interaction évolués entre l'Homme et la Machine, etc. Les méthodes permettant le suivi d'une cible donnée peuvent être caractérisées en général par un

ensemble de points, une région, ou un contour et qui ont une fonction de prédiction fondée sur un simple filtre alpha/beta, le filtrage de Kalman, ou le filtrage particulaire comme dans [BPBA'2000], [BLK'2001] et [IB'1998], respectivement.

La sélection des amers pour la navigation est un sujet très important ([BK'1996], [V'2000]); le choix des amers dépend de la tâche à réaliser ainsi que des algorithmes disponibles. Parmi les amers utilisés couramment pour la localisation d'un robot, citons les arêtes verticales [NRT'1997], les zones texturées [DM'1998], ainsi que les affiches ou les panneaux de signalisation. L'utilisation de hardware spécialisé a été aussi une solution, par exemple, Hashima et al. dans [HHKMU'1997], montrent un robot de service, chargé de porter des plateaux repas aux malades dans un hôpital : il est capable de naviguer et de se localiser dans un environnement d'intérieur à partir d'amers, définis comme les petites régions comportant des différences importantes de niveau de gris, régions qui maximisent un critère d'auto-corrélation ; de telles régions correspondent à des fenêtres entourant des points d'intérêt extraits par le détecteur de Harris. Ces amers sont détectés, puis suivis par une mesure de corrélation, avec un système de vision basé sur un processeur de corrélation de haute vitesse. Plusieurs travaux ont été développés pour la localisation du robot à partir des amers. L'auteur dans [C'1996] utilise un filtre de Kalman [K'1960], pour actualiser la position du robot, en exploitant la distance à un seul amer. Cependant, avec un seul amer de ce type, la position du robot dans le monde ne peut être complètement déterminée ; elle peut seulement être actualisée. Les auteurs dans [LM'1999] et [MA'1998] trouvent la position du robot à partir de la triangulation des amers visibles dont les positions ont été préalablement apprises dans le monde. Une comparaison expérimentale des méthodes de localisation peut être trouvée dans [KJ'2003]. Des applications exploitent le concept de la localisation du robot et de la cartographie de l'environnement d'une façon simultanée. Ce type d'application est connu sous le nom SLAM (*Simultaneous Localization And Mapping*). La plupart des applications en temps réel sont basées sur le filtre de Kalman. Une fois qu'il a acquis une carte d'amers, le robot sait se localiser ; il peut alors acquérir d'autres représentations, typiquement un modèle de l'espace libre. Les algorithmes de SLAM réalisent des étapes d'exploration et de parcours répétitifs de l'environnement, pour garantir la consistance globale de la carte construite.

Plusieurs travaux d'autres dans la littérature ont eu lieu sur le suivi d'objet comme dans ([MDK'1996], [C'1997], [SP'1996], [FMM'2000]). Les auteurs dans [MDK'1996] utilisent une segmentation spatio-temporelle pour obtenir les objets mobiles dans la scène. Dans [C'1997], une différentiation et un seuillage sont utilisés pour détecter les régions qui

sont en mouvement dans l'image. En suivant des objets individuels à travers les données segmentées, une représentation symbolique de la vidéo est générée sous la forme d'un graphe orienté décrivant les objets ainsi que leurs mouvements. Les auteurs dans [SP'1996] décrivent un système pour un suivi en temps réel des personnages dans des séquences vidéo où les données d'entrée sont des vidéos acquises par une caméra fixe. Les auteurs dans [FMM'2000] décrivent un outil pour le suivi d'objets, notes d'insertion et de recherche d'information, applicable à des séquences au format MPEG-2.

Les méthodes de suivi d'objets permettent d'évaluer au fil du temps les paramètres d'un objet cible présent dans le champ de vision de la caméra et initialement détecté sur la première image de la séquence vidéo. Ces paramètres peuvent être la position de l'objet cible dans l'image, sa forme ou son orientation apparente pour n'en nommer que quelques-uns. Une méthode automatique de suivi ne doit pas seulement suivre l'objet cible mais aussi faire une initialisation automatique en utilisant une méthode de détection indépendamment d'une occultation ou une disparition de l'objet du champ de la vision de la caméra. Les méthodes de suivi exigent un mécanisme de la détection d'objet soit dans chaque image ou durant la première apparition de l'objet sur la vidéo. Un bon résumé des principales méthodes de suivi existantes peut être trouvé dans le travail de Yilmaz et al. [YJS'2006]. Les auteurs dans [YJS'2006] ont divisé les méthodes de suivi en trois principales catégories : des méthodes de la mise en correspondance des points, des méthodes qui utilisent des modèles géométriques primitives et des méthodes utilisant une évolution du contour.

Dans la contribution présentée dans ce chapitre [ABHRDams'2013], nous nous focalisons sur la segmentation et le suivi d'objet en utilisant la méthode du contour actif en combinant des informations à la fois sur la région et sur le mouvement des points d'intérêt de l'objet d'intérêt (i.e. objet suivi). Les points d'intérêt ont été largement utilisés dans le cadre de plusieurs applications, comme le mouvement, la stéréovision, la surveillance d'une scène et les problèmes de suivi. Une qualité souhaitable d'un point d'intérêt est son invariance aux changements d'illumination et des points de vue de la caméra. Pour toutes ces applications, les points extraits représentent généralement des endroits où l'information est considérée comme pertinente.

D'autre part, les détecteurs de points sont utilisés pour trouver les points d'intérêt dans les images qui ont une texture expressive dans les endroits où ils sont localisés. Le détecteur des points d'intérêt doit être en mesure de répéter les points extraits d'une image à l'autre, quelles que soient les transformations impliquées ; tel que le détecteur le plus populaire est

celui présenté dans [HS'1988]. Une évaluation de la performance des détecteurs des points d'intérêt est présentée dans [MS'2003] comme les descripteurs SIFT pour la reconnaissance d'objet [L'1999], les filtres orientables [FA'1991], les invariants différentiels [KD'1987], les filtres complexes [SZ'2002], les moments invariants [GMU'1996] et la corrélation croisée pour différents types des points d'intérêt ([HS'1988], [L'1999], [MS'2001], [MS'2002]) ; où le descripteur local SIFT proposé par Lowe [L'1999] fournit la meilleure performance. C'est la principale raison pour laquelle le descripteur SIFT est choisi dans ce travail pour la détection des points d'intérêt.

6.3 Extraction des points d'intérêt

L'extraction de points d'intérêt dans des images est devenue un traitement standard depuis une quinzaine d'années. Le but initial n'est pas d'extraire une région connexe correspondant à un objet particulier, mais de détecter des zones de l'image dans lesquelles la fonction de luminance est discriminante ; un point d'intérêt est caractérisé par sa position (éventuellement en précision sub-pixelique), éventuellement son orientation, et un descripteur de la fonction de luminance dans le voisinage de ce point.

Les premiers points d'intérêt ont été proposées dans les années 1980, avec les détecteurs de Moravec d'abord, puis les classiques points de Harris [HS'1988], qui sont toujours exploités en particulier pour des applications temps réel. La détection de ces points exploite les dérivées de l'image ; le descripteur attaché à ces points est simplement la fenêtre qui l'entoure, exploitée par des opérateurs de corrélation.

Mais ce sont les travaux de Lowe sur les SIFT [L'1999], qui ont popularisé l'utilisation des points d'intérêt pour beaucoup de traitements. Le descripteur SIFT est connu comme un algorithme qui génère des attributs locaux robustes aux changements pouvant se produire sur l'image telle qu'un changement d'échelle, d'illumination, apparition du bruit ou même des déformations géométriques locales. En général, pour appliquer cet algorithme à la reconnaissance d'objet, les SIFT *keypoints* (points clés/points d'intérêt) des objets sont extraits premièrement dans une base d'images de référence acquises depuis différents points de vue sur l'objet. Les points sont stockés dans une base de données ; des méthodes de « *clustering* » ont été proposées pour réduire le nombre de descripteurs et faire émerger des « *words* », et des descriptions d'objets sous la forme de « *Bags of Words* ».

Notre travail concerne le suivi d'objets, et non leur reconnaissance. En ce cas, les *keypoints* sont calculés sur chaque nouvelle image de la séquence vidéo de sorte que pour les images successives, chaque image sert d'image de référence pour celle qui la suit. Une mise à jour des SIFT de l'objet est alors faite sur toute la séquence vidéo et les SIFT de toute l'image suivante sont comparés avec ceux stockés de l'objet dans l'image précédente, en se basant sur une distance Euclidienne normalisée entre leurs descripteurs. La détection de l'objet suivi dans l'image courante est donc effectuée à travers les *keypoints* appariés (*matched keypoints*) entre deux images successives. Dans nos propres travaux présentés dans ce chapitre sur le suivi, nous nous sommes basés sur la procédure d'appariement des SIFT *keypoints* présentée par Lowe dans [L'2004]. Dans cette implémentation plutôt adaptée à la reconnaissance d'objet, les appariements rejetés sont ceux ayant une distance ratio supérieure à 0.8 ce qui peut éliminer 90% des faux appariements.

Depuis les travaux précurseurs de Lowe, différents types de points d'intérêt et de descripteurs locaux ont été utilisés dans la littérature telle que SURF (*Speeded-Up Robust Features*) [BETG'2008] et d'autres ([KS'2004], [LL'2004]) afin de représenter les caractéristiques des objets. Ces variantes ont en particulier été proposées pour des applications temps réel : extraction plus rapide, taille du descripteur plus petit, méthodes plus rapides pour l'appariement entre points, etc.

6.4 Approche hybride proposée

Soit F_f une séquence vidéo donnée de N images tel que $f = \{0, 1, 2, 3, \dots, N-1\}$. Le CA sur la première image F_0 est initialisé manuellement par une ellipse, entourant la ROI (i.e. objet d'intérêt), et est évolué vers les contours de la ROI en se basant sur la technique basée région choisie automatiquement comme c'est décrit ci-dessous. La segmentation d'objet sur chaque image F_f est réalisée en utilisant la technique de segmentation choisie dans la première image F_0 . Ensuite, le processus de suivi d'objet par un CA en utilisant notre approche hybride est atteint en suivant deux étapes. La première étape consiste à déplacer le CA initial sur chaque nouvelle image reçue F_i $\{i=1, 2, 3 \dots N-1\}$ par le vecteur déplacement, des points d'intérêt de l'objet, calculé entre les images successives F_{i-1} et F_i . La deuxième étape consiste dans l'évolution du CA sur l'image F_i selon la technique basée région choisie dans la première image F_0 . Le CA initial, avant le déplacement, sur chaque image F_i est défini par le CA résultant de l'image F_{i-1} à l'état de convergence. Notons HRIP-AC (*Hybrid Region and*

Interest Points-based Active Contour) le nom de notre approche hybride [ABHRDams'2013] pour le suivi d'objets.

6.4.1 Sélection automatique de la technique du contour actif basé région

La méthode de segmentation d'objet utilisée dans cette contribution [ABHRDams'2013] est basée sur l'approche présentée dans [AHDBRicip'2011] et qui est appliquée spécialement pour des images présentant une hétérogénéité soit sur la ROI soit sur le fond de l'image. Les statistiques locales sont extraites de la région hétérogène (ROI ou fond de l'image) et les statistiques globales sont extraites de l'autre région. Par conséquent, une connaissance a priori sur laquelle des deux régions est hétérogène, est nécessaire, ce qui donne à l'approche dans [AHDBRicip'2011] une certaine limitation. Pour remédier à cet inconvénient, nous proposons dans la contribution présentée dans ce chapitre, et comme une étape préliminaire, une technique qui permet la segmentation d'objet sans avoir recours à une connaissance préalable sur le lieu de l'hétérogénéité dans l'image.

En effet, une fois le CA initial est défini sur l'image ; les histogrammes des intensités des pixels sont extraits et la variance de ces intensités est calculée pour les deux régions intérieure et extérieure du CA. Soit Var_{in} et Var_{out} les variances des intensités dans ces deux régions intérieure et extérieure, respectivement. Soit $Tech$ la variable qui détermine si la technique choisie sera la technique Global IN-Local OUT ou la technique Local IN-Global OUT [AHDBRicip'2011], et exprimée comme suit :

$$Tech = \begin{cases} -1, & Var_{in}(\Omega_{in}) \leq Var_{out}(\Omega_{out}) \\ 1, & Var_{in}(\Omega_{in}) > Var_{out}(\Omega_{out}) \end{cases} \quad (6.1)$$

La région hétérogène aura la valeur la plus élevée de la variance des intensités, ainsi, une sélection automatique entre la technique Global IN-Local OUT et la technique Local IN-Global OUT est appliquée pour la segmentation d'objet selon la valeur assignée à la variable $Tech$ (e.g. -1 ou 1, respectivement).

6.4.2 Information sur le mouvement des points d'intérêt de l'objet

Comme cela est mentionné ci-dessus, le descripteur local SIFT [L'1999] est utilisé dans notre approche en raison de sa robustesse contre les grandes transformations. Ce

descripteur local est utilisé pour la raison que nous voulions évaluer le mouvement des points d'intérêt de l'objet d'intérêt dans la méthode du CA même si cet objet subit un grand déplacement entre les images successives.

La figure 6.1 illustre le principe de la mise en correspondance des points d'intérêt entre deux images successives F_{i-1} et F_i . La ROI (i.e. objet d'intérêt) est montrée en noir et les points d'intérêt qui appartiennent à la ROI sont représentés en bleu et ceux appartenant au fond sont représentés en gris. Les lignes vertes présentent l'appariement des points d'intérêt reconnus entre les deux images F_{i-1} et F_i . La courbe rouge dans l'image F_{i-1} , montre le CA à l'état de convergence en entourant les bords de la ROI.

Soit $(x_{F_{i-1}}^{IP}(ROI), y_{F_{i-1}}^{IP}(ROI))$ les coordonnées des points d'intérêt de la ROI sur l'image F_{i-1} et soit $(x_{F_i}^{IP}(ROI), y_{F_i}^{IP}(ROI))$ les coordonnées des points d'intérêt de la ROI sur l'image F_i . Le vecteur déplacement de la ROI de l'image F_{i-1} à l'image F_i peut être approximé par le vecteur de déplacement moyen des points d'intérêt de la ROI entre ces deux images successives. Soit $Disp_{F_{i-1} \rightarrow F_i}(ROI)$ ce vecteur déplacement de la ROI entre F_{i-1} et F_i , et qui est exprimé comme suit :

$$Disp_{F_{i-1} \rightarrow F_i}(ROI) = \begin{pmatrix} \mu(x_{F_i}^{IP}(ROI) - x_{F_{i-1}}^{IP}(ROI)) \\ \mu(y_{F_i}^{IP}(ROI) - y_{F_{i-1}}^{IP}(ROI)) \end{pmatrix} \quad (6.2)$$

tel que μ représente l'opérateur de la moyenne.

Une fois le vecteur $Disp_{F_{i-1} \rightarrow F_i}(ROI)$ est calculé, il est appliqué à chaque point sur le CA initial dans l'image F_i et le CA est évolué aux bords de la ROI selon la technique basée région sélectionnée dans la première image F_0 comme c'est décrit dans la section 6.3.1.

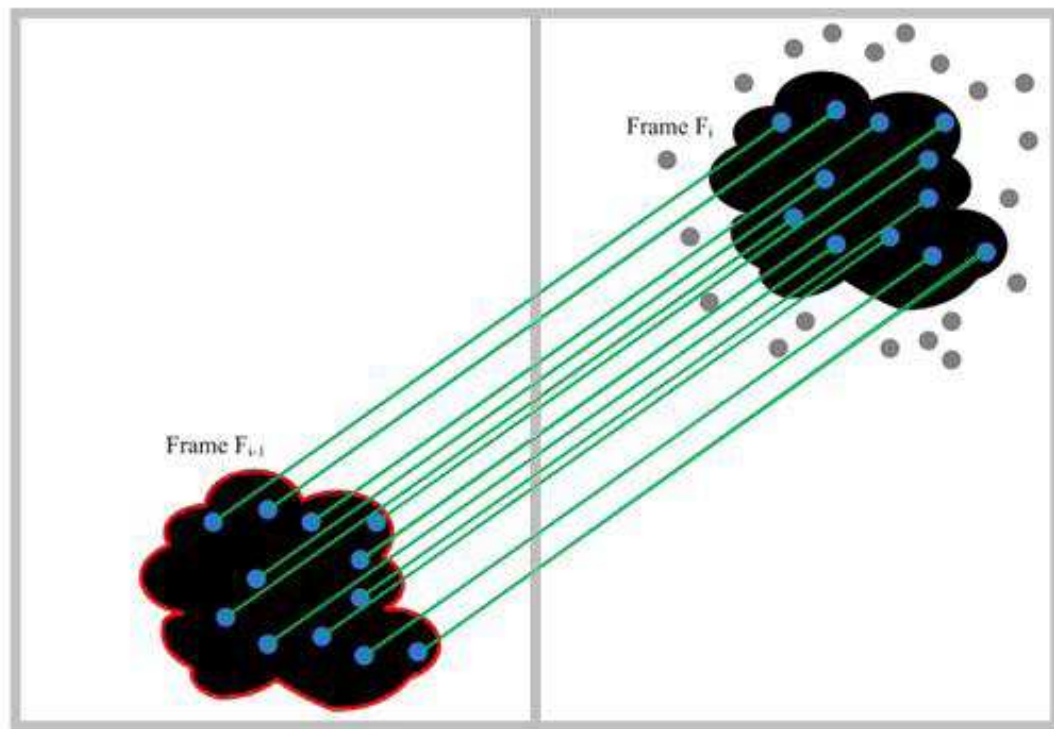


Fig. 6.1 - Appariement des points d'intérêt de l'objet (la forme en noir) entre les images successives F_{i-1} et F_i . Les points d'intérêt sont désignés en bleu s'ils appartiennent à l'objet et en gris sinon

6.4.3 Algorithme de l'approche hybride proposée pour le suivi d'objet

Comme cela est mentionné plus haut, l'approche proposée a deux étapes principales entre les images successives. L'algorithme suivant décrit les différentes étapes du processus du suivi d'objet dans une séquence de N images en utilisant notre approche HRIP-AC [ABHRDams'2013].

Les étapes de l'algorithme pour l'approche proposée HRIP-AC pour le suivi d'objet
<ol style="list-style-type: none"> 1. Initialisation: Initialiser manuellement le CA entourant la ROI dans la première image F_0. 2. Définir automatiquement la technique de segmentation qui sera utilisée pour la segmentation de la ROI (<i>comme c'est décrit dans la section 6.3.1</i>). 3. Evoluer le CA sur la première image F_0 selon la technique, <i>sélectionnée à l'étape 2 de cet algorithme</i>, jusqu'à ce qu'il atteigne les bords de la ROI. 4. Extraire les points d'intérêt de la ROI sur l'image F_0. 5. pour $i = 1$ à $N-1$ faire

6. Mettre le CA final de l'image F_{i-1} comme un CA initial de l'image F_i .
7. Extraire les points d'intérêt sur toute l'image F_i .
8. Apparier les points d'intérêt entre ceux de la ROI dans l'image F_{i-1} avec ceux de toute l'image F_i pour définir les points d'intérêt de la ROI dans l'image F_i .
9. Calculer le vecteur déplacement $Disp_{F_{i-1} \rightarrow F_i}(ROI)$ de la ROI entre les images successives F_{i-1} et F_i (comme c'est décrit dans la section 6.3.2).
10. Appliquer le vecteur déplacement $Disp_{F_{i-1} \rightarrow F_i}(ROI)$ au CA initial (obtenu à l'étape 6 de cet algorithme) dans l'image F_i .
11. Evoluer le CA vers les bords de la ROI sur l'image F_i en utilisant une information basée région selon la technique de segmentation sélectionnée (technique définie à l'étape 2 de cet algorithme).
12. Extraire les points d'intérêt correspondant uniquement à la ROI dans l'image F_i .
13. **fin pour**

6.5 Résultats d'expérimentation

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus sur des images synthétiques et réelles afin d'évaluer la performance de la méthode proposée [ABHRDams'2013] sur des images statiques et sur des séquences vidéo utilisées par d'autres chercheurs.

6.5.1 Segmentation d'objet dans des images statiques

La figure 6.2 illustre les résultats obtenus dans le cas d'un objet homogène sur un fond hétérogène dans une image synthétique et une autre réelle comme c'est montré sur la première et la troisième colonne, respectivement. La deuxième colonne montre les résultats dans le cas d'un objet hétérogène sur un fond homogène dans une image réelle. L'initialisation du CA pour chaque image est montrée dans les figures 6.2 (a-c) par la courbe rouge. Les figures 6.2 (d-f) montrent la région intérieure du CA initial tel que la zone exclue (l'extérieur du CA initial) est montrée en noir sur les figures 6.2 (d-e) et en blanc sur la figure 6.2 (f). Contrairement, les figures 6.2 (j-l) montrent l'image de fond (zone à l'extérieur du CA initial) telle que l'aire exclue (zone à l'intérieur du CA initial) est montrée sur les figures 6.2 (j-k) par un disque en noir et sur la figure 6.2 (l) par une ellipse en blanc. Les figures 6.2 (g-i) et les figures 6.2 (m-o) montrent respectivement, les histogrammes des intensités à l'intérieur et à

l'extérieur du CA initial pour chaque image correspondante au-dessus (les histogrammes représentent la distribution des intensités des pixels pour la zone incluse dans chaque cas).

Comme cela est montré pour l'image synthétique (première colonne), la distribution des intensités sur le fond de l'image (figure 6.2 (m)) montre plus de variance par rapport à la distribution des intensités à l'intérieur du CA initial (figure 6.2 (g)), ce qui indique que l'hétérogénéité se présente plus sur le fond de l'image. En comparant automatiquement les variances de ces deux régions (intérieure et extérieure du CA initial), la technique basée région du CA était automatiquement sélectionnée pour être la technique Global IN-Local OUT [AHDBRicip'2011] telle que le résultat obtenu de la segmentation de l'objet est illustré dans la figure 6.2 (p). Pour l'image réelle dans la deuxième colonne, la distribution des intensités dans ce cas à l'intérieur du CA (figure 6.2 (h)) montre plus de variance par rapport à la distribution des intensités sur le fond (figure 6.2 (n)) ; ce qui indique que la région intérieure du CA initial est plus hétérogène que sa région extérieure. En comparant automatiquement la variance des intensités sur ces deux régions (intérieure et extérieure du CA initial), la technique sélectionnée du CA basé région était définie dans ce cas par la technique Local IN-Global OUT [AHDBRicip'2011] tel que le résultat obtenu de la segmentation de l'objet est illustré sur la figure 6.2 (q). Comme c'est montré sur la deuxième image réelle (dernière colonne), la distribution des intensités sur le fond (figure 6.2 (o)) montre plus de variance par rapport à la distribution des intensités sur la région intérieure du CA initial (figure 6.2 (i)). La technique basée région du CA sélectionnée dans ce cas était la technique Global IN-Local OUT [AHDBRicip'2011] du moment où la région extérieure du CA initial montre plus de variance que sa région intérieure. Le résultat obtenu de la segmentation d'objet est illustré dans la figure 6.2 (r).

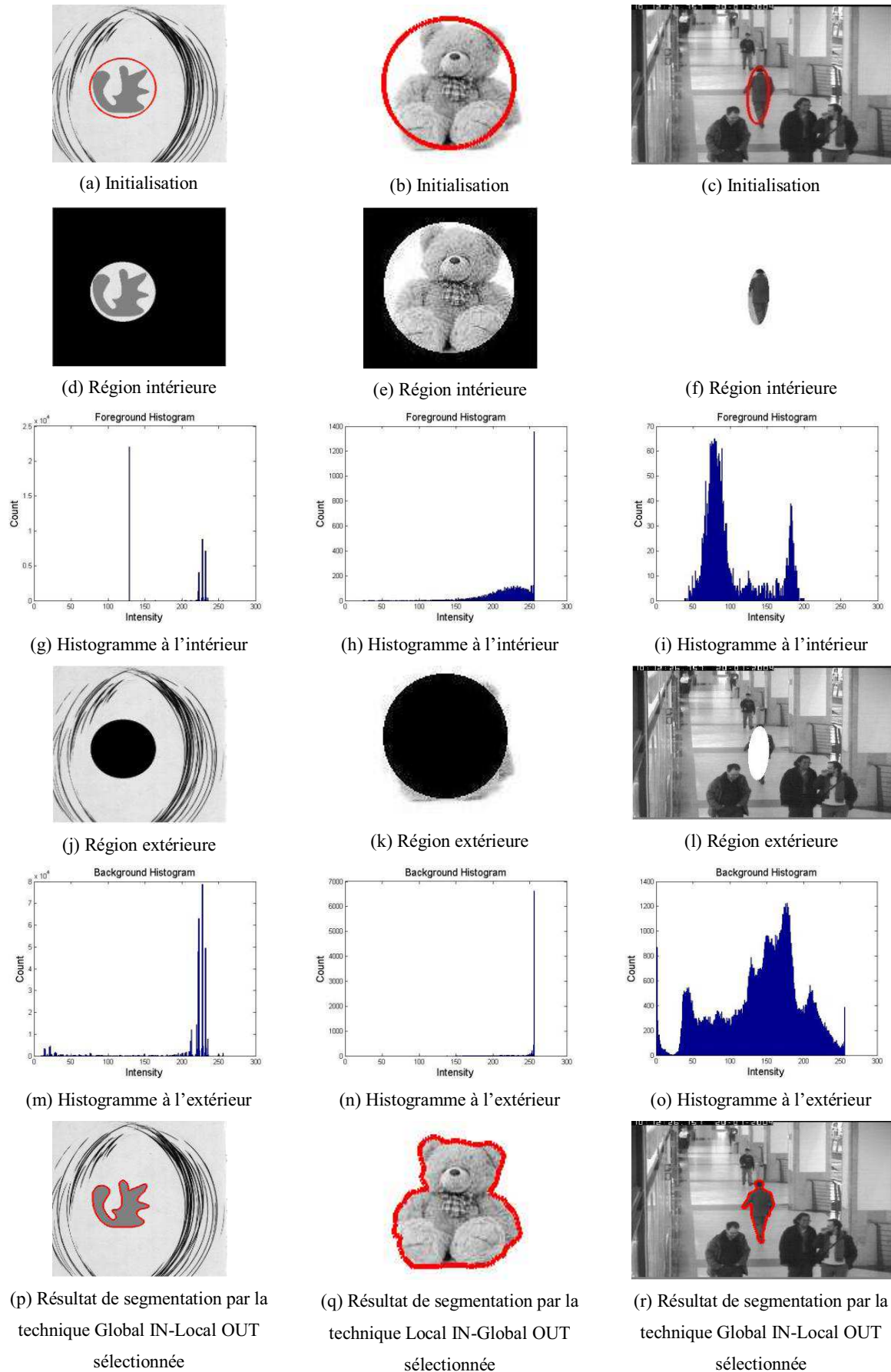


Fig. 6.2 - Segmentation d'objet basée sur une sélection automatique de la technique du CA basé région

6.5.2 Suivi d'objet sur des séquences vidéo

Afin d'évaluer la performance de l'approche hybride proposée HRIP-AC ; des expériences ont été menées sur « les séquences de CAVIAR » utilisées par de nombreux chercheurs dans le domaine. Les figures 6.3 et 6.4 illustrent les résultats du suivi, d'un objet mobile non-rigide (le personnage), obtenus dans une première séquence vidéo tel que l'objet d'intérêt se déplace à proximité d'autres objets mobiles dans la scène. La deuxième séquence vidéo utilisée dans nos expériences est présentée dans les figures 6.5 et 6.6 tel que l'objet d'intérêt mobile non-rigide dans cette séquence montre une certaine similitude avec la région du fond.

(a) Cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène

La figure 6.3 illustre le résultat obtenu du suivi d'objet en utilisant uniquement l'information basée région, tandis que la figure 6.4 illustre le résultat du suivi d'objet obtenu en utilisant notre approche hybride HRIP-AC. La technique de segmentation basée région est sélectionnée automatiquement sur la première image (pour les deux figures 6.3 et 6.4) comme cela est décrit dans la section 6.3.1 telle que la segmentation d'objet est effectuée, dans cette première image, utilisant l'information basée région.

❖ Résultats du suivi en utilisant l'information basée région uniquement

La première image de la figure 6.3 illustre le résultat de la segmentation de l'objet d'intérêt (un personnage qui marche dans la foule dans un supermarché) obtenu par la technique Global IN-Local OUT qui est choisie automatiquement sur cette première image. Le suivi d'objet sur toute la séquence est alors effectué en utilisant uniquement l'information basée région extraite par la technique sélectionnée pour guider l'évolution du CA aux contours de l'objet d'intérêt sur chaque image. Le CA dans ce cas, n'était pas en mesure de suivre la silhouette de l'objet d'intérêt et il était piégé par de faux contours en incluant dans la segmentation quelques parties appartenant à d'autres objets dans la scène comme c'est montré sur la figure 6.3 (à partir de la fenêtre 25) ou incluant quelques parties du sol (pour les dernières images). Cela est dû au fait que l'information extraite de la région uniquement ne prend pas en compte le mouvement que l'objet d'intérêt a connu entre les images. Par conséquent, des zones vérifiant le critère basé région peuvent attirer le CA même si ces zones

n'appartiennent pas à l'objet d'intérêt ; qui se traduit par un CA qui diverge des bords réels de l'objet d'intérêt.

❖ Résultats du suivi en utilisant l'information hybride sur la région et les points d'intérêt

En utilisant l'approche proposée HRIP-AC basée à la fois sur la région et sur le mouvement des points d'intérêt de l'objet, le processus du suivi de l'objet cible s'est amélioré comme c'est montré sur la figure 6.4 par rapport au cas où l'information considérée était basée uniquement sur la région. La comparaison des résultats dans les figures 6.3 et 6.4 prouvent que la considération de l'information temporelle en rapport du déplacement de l'objet entre les images vienne pour compenser l'information basée région en déplaçant le CA sur chaque image reçue par le même vecteur déplacement qu'à connu l'objet d'intérêt. En effet, en appliquant le vecteur déplacement au CA initial sur chaque image reçue de la séquence, le CA se rapproche aux bords réels de l'objet d'intérêt et ainsi le CA ne sera pas piégé par de faux contours appartenant à des objets mobiles voisins. Ceci est prouvé par les résultats de suivi obtenus sur la figure 6.4 tel que le CA était en mesure de suivre la silhouette de l'objet d'intérêt avec plus de précision par rapport au résultat obtenu dans la figure 6.3.



Première image



Image 5



Image 10



Image 15



Image 20



Image 25



Image 30



Image 35



Image 40



Image 45



Image 50



Dernière image

Fig. 6.3 - Suivi d'objet pour le cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène en utilisant l'information basée région seulement



Première image



Image 5



Image 10



Image 15



Image 20



Image 25



Image 30



Image 35



Image 40



Image 45



Image 50



Dernière image

Fig. 6.4 - Suivi d'objet pour le cas de la présence d'autres objets mobiles dans la scène en utilisant l'approche HRIP-AC

(b) Cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond

La figure 6.5 illustre le résultat du suivi obtenu d'un objet mobile (un personnage qui marche dans un supermarché) en utilisant l'information basée région uniquement ; tandis que la figure 6.6 illustre le résultat du suivi obtenu pour cet objet mobile en utilisant notre approche HRIP-AC. La technique de segmentation basée région sélectionnée automatiquement sur la première image (pour les deux figures 6.5 et 6.6) était la technique Global IN-Local OUT ce qui est évidemment attendu puisque le fond montre des caractéristiques plus hétérogènes par rapport à l'objet d'intérêt. La segmentation de l'objet est réalisée dans la première image de la séquence vidéo en utilisant l'information basée région.

❖ Résultats du suivi en utilisant l'information basée région uniquement

La figure 6.5 illustre le processus du suivi d'un objet mobile dans cette séquence vidéo. Le suivi d'objet sur toute la séquence est effectué en utilisant uniquement l'information basée région pour faire évoluer le CA dans chaque image. En utilisant une information uniquement sur la région, le CA n'était pas en mesure de suivre la silhouette de l'objet d'intérêt avec précision et il était piégé par des contours non-désirés appartenant au fond de l'image (à partir de l'image 50). Dans ce cas, l'information utilisée pour suivre la silhouette de l'objet ignore la manière par laquelle l'objet se déplace d'une image à l'autre. Ainsi, quelques zones sur le fond de l'image (la barrière de fer) ont piégé le CA en le modifiant pour inclure des régions ne faisant pas partie de l'objet d'intérêt. En conséquence, le CA est faussé par ces zones non-désirées le long de la séquence vidéo même si l'objet d'intérêt se déplace loin de ces zones puisque aucune information sur le mouvement de l'objet n'est prise en compte.

❖ Résultats du suivi en utilisant l'information hybride sur la région et les points d'intérêt

La figure 6.6 illustre le processus du suivi de l'objet d'intérêt en utilisant l'approche proposée HRIP-AC. En comparant les résultats du suivi de l'objet sur les figures 6.5 et 6.6, il est clair que le processus du suivi montre une amélioration remarquable au moment où le déplacement de l'objet d'intérêt d'une image à l'autre a été pris en compte (figure 6.6). A

partir de l'image 40 de la figure 6.5, nous pouvons remarquer que le CA commence à être attiré par la barrière de fer en raison de la similitude qui apparaît entre les régions de la barrière de fer et de l'objet d'intérêt. Cette attraction du CA continue à croître dans le progrès des images de la séquence et dirige le CA à dévier des bords de l'objet lorsque uniquement une information sur les intensités de la région qui est considérée. Contrairement, comme cela est montré sur la figure 6.6, quand le mouvement de l'objet est connu et le vecteur déplacement de l'objet est appliqué au CA initial dans chaque image, la région entière de la silhouette de l'objet est atteinte et suivie avec précision par le CA le long de la séquence vidéo sans confusion avec d'autres zones appartenant au fond de l'image.



Première image



Image 10



Image 20



Image 30



Image 40



Image 50



Image 60



Image 70



Image 80



Image 90



Image 100



Dernière image

Fig. 6.5 - Suivi d'objet dans le cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond en utilisant l'information basée région seulement



Première image



Image 10



Image 20



Image 30



Image 40



Image 50



Image 60



Image 70



Image 80



Image 90



Image 100



Dernière image

Fig. 6.6 - Suivi d'objet dans le cas d'une similarité entre les régions de l'objet et du fond en utilisant l'approche HRIP-AC

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle approche hybride du CA, utilisant une information basée à la fois sur la région et sur le mouvement des points d'intérêt pour la segmentation et le suivi d'objet, est présentée. Cette approche se base sur des statistiques locales et globales pour segmenter l'objet où une identification automatique de la région hétérogène est effectuée au préalable pour déterminer la technique de segmentation du CA basé région. Cette approche hybride HRIP-AC exploite le vecteur déplacement des points d'intérêt de l'objet d'intérêt dans le processus du suivi tel que le CA initial sur chaque image est ajusté d'une façon à ce qu'il devient le plus proche possible des vrais bords de l'objet d'intérêt. En combinant l'information reçue à la fois de la région et du mouvement des points d'intérêt dans l'approche du CA, de bons résultats de suivi sont atteints. Nous avons testé la méthode proposée sur des images synthétiques et réelles présentant des caractéristiques hétérogènes et nous avons obtenus des résultats prometteurs pour la segmentation et le suivi d'objets.

Chapitre 7 : Conclusion et perspectives

7.1 Bilan

Nous nous sommes intéressés dans ce travail de thèse à la segmentation et au suivi d'objet par un contour actif (i.e. CA). Segmenter un objet dans une image consiste à séparer la région de l'objet de celle qui correspond au reste de l'image. Suivre un objet sur une séquence d'images est une opération qui permet de localiser cet objet au fil du temps en utilisant une caméra. Nous avons de l'intérêt pour les images présentant une hétérogénéité vue que les images réelles présentent souvent des caractéristiques hétérogènes qu'homogènes. Les principales contributions de ce travail sont de trois ordres. Premièrement, notre travail présente une approche qui combine les avantages des approches basées région globale et locale. Deuxièmement, le travail introduit une nouvelle approche qui découle de l'approche locale basée région en utilisant deux rayons différents définissant deux régions pour l'extraction des informations locales. Les valeurs de ces deux rayons dépendent de la taille de l'objet et de son voisinage. Finalement, le travail est étendu pour être appliqué pour le suivi d'objets mobiles en prenant en considération une information temporelle liée au mouvement que subisse l'objet d'intérêt d'une image à l'autre sur la séquence vidéo ; et l'objet d'intérêt est correctement suivi en se basant sur une information hybride basée à la fois sur l'information extraite de la région et de l'information extraite du mouvement de l'objet d'intérêt.

Dans ce mémoire de thèse, après avoir défini le contexte général du sujet dans le premier chapitre, le deuxième chapitre présente un rapide état de l'art sur la segmentation d'images et sur les méthodes de détection et suivi exploitées en Robotique.

Le troisième chapitre a décrit la méthode de la segmentation que nous avons étudiée et utilisée dans notre travail qui est la méthode du contour actif. Nous avons consacré ce chapitre pour définir cette méthode avec les différents concepts qui lui sont associés tel que, l'énergie du CA sous ses deux types (basé contour et basé région) en mettant l'accent surtout sur le type

basé région en raison de sa robustesse en terme des résultats de segmentation par rapport au type basé contour vue que l'information extraite de l'image est plus globale. Nous avons présenté aussi quelques méthodes de modélisation et d'optimisation qui peuvent être utilisées dans la segmentation d'objet par un CA.

Notre première contribution, décrite dans le quatrième chapitre, concerne la segmentation des objets en combinant des informations extraites de l'image basées sur des statistiques locales et globales. Cette combinaison a donné à notre approche une robustesse d'un côté contre le bruit qui peut affecter l'image et aussi contre une initialisation inadéquate du CA et cela grâce à l'extraction des statistiques globales de l'image; et d'un autre côté une robustesse contre des caractéristiques hétérogènes sur l'objet ou sur le fond grâce à l'extraction des statistiques locales de l'image. L'extraction locale des statistiques est effectuée en se basant sur un demi-disque dessiné pour chaque point du CA. Deux techniques ont été introduites par cette contribution. Premièrement, la technique Global IN-Local OUT qui est appliquée pour segmenter un objet homogène sur un fond pouvant être hétérogène. Deuxièmement, la technique Local IN-Global OUT qui s'applique pour la segmentation d'un objet pouvant être hétérogène mais situé sur un fond d'image homogène.

Quand l'hétérogénéité se présente sur toute l'image, des caractéristiques hétérogènes apparaissent à la fois sur l'objet et sur le fond, une deuxième contribution a été introduite dans ce travail de thèse et qui est présentée et expliquée dans le cinquième chapitre. Cette contribution est dérivée de l'approche basée région locale utilisant un rayon fixe pour l'extraction de l'information locale. Par contre, l'originalité de notre approche c'est de donner une flexibilité à la taille du rayon dans le but d'extraire séparément les statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA, comme c'est présenté et expliqué dans les deux sections 5.4 et 5.5. En raison de la sensibilité des résultats de segmentation aux tailles des rayons, le choix de ces tailles est effectué en prenant en compte la taille de l'objet que nous voulons segmenter ainsi que de la distance séparant l'objet de ses voisins. Deux techniques LISO et SILO ont été introduites par cette deuxième contribution. Nous faisons appel à la technique LISO lorsqu'il s'agit de segmenter un objet de grande taille placé avec des voisins proches ; tandis que la technique SILO est utilisée pour segmenter un objet de petite taille placé avec des voisins loin.

Enfin, nous proposons dans le sixième chapitre notre troisième contribution et présentons les résultats obtenus pour la segmentation et le suivi d'un personnage (objet d'intérêt non-rigide) sur des séquences vidéo par un CA en se basant sur une approche

hybride. Cette approche hybride proposée consiste en la considération du mouvement que subisse le personnage d'une image à l'autre dans l'évolution du CA. Cette information temporelle sur le mouvement de l'objet d'intérêt, qui est obtenue en calculant le vecteur déplacement des points d'intérêt de l'objet, est combinée avec l'information extraite sur la région (utilisant l'approche de notre première contribution décrite dans le chapitre 4). Le CA arrive par cette combinaison d'informations à résister aux différents changements qui se produisent à l'entourage de l'objet et réussit à suivre correctement la silhouette du personnage même pour des images qui présentent des zones sur le fond de l'image partageant les mêmes caractéristiques spatiales avec la région de l'objet ; ou même pour des images qui présentent d'autres objets mobiles au voisinage de l'objet d'intérêt dans la scène. Des résultats d'expérimentation sont présentés et discutés dans chaque chapitre de nos trois contributions.

7.2 Organigramme récapitulatif

Récapitulons le contenu de ce mémoire de thèse sur l'organigramme de la figure 7.1. Après avoir défini le contexte général de notre sujet de thèse, nous avons présenté une introduction à l'analyse d'image qui consiste en plusieurs phases dont la segmentation est la phase qui nous intéresse dans notre travail. Parmi plusieurs méthodes de segmentation, nous nous sommes intéressés à celle du CA pour son adaptation à segmenter et suivre des objets non rigides. Les CA basés région qui nous ont préoccupé existe sous deux types d'approches basées région, à savoir, l'approche globale basée région et l'approche locale basée région. La combinaison de ces deux derniers types d'approches a fait l'objet de la première contribution de cette thèse dont deux techniques Global IN-Local OUT et Local IN-Global OUT ont été introduites. La deuxième contribution de cette thèse découle de l'approche locale basée région mais utilise un rayon flexible pour l'extraction des informations locales tout en prenant en considération l'information sur la taille de l'objet à segmenter ainsi que sur son voisinage. Deux techniques ont été définies par cette deuxième contribution, à savoir, la technique LISO et la technique SILO. Enfin, notre troisième contribution pour le suivi d'objet mobile, concerne une approche hybride qui consiste à compenser l'information extraite de la région par une information temporelle fournie par le mouvement des points d'intérêt de l'objet d'intérêt sur une séquence d'images. En utilisant cette troisième contribution, le CA était capable de suivre correctement la silhouette de l'objet d'intérêt sur la séquence vidéo sans être piégé par les changements se produisant aux alentours de l'objet d'intérêt suivi.

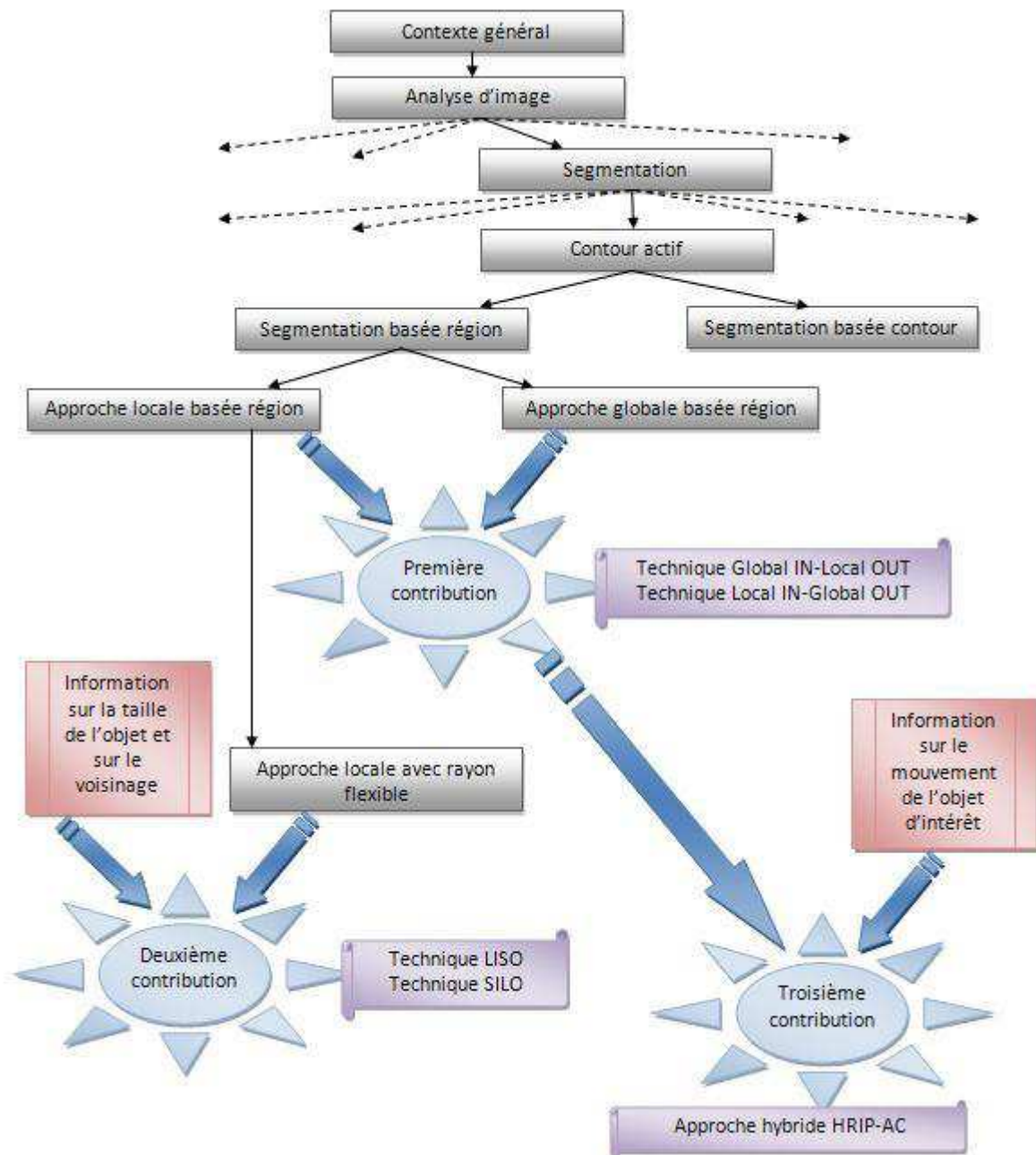


Fig. 7.1 - Organigramme récapitulatif du contenu de ce mémoire

7.3 Perspectives

Les contributions introduites dans ce travail de thèse et les résultats obtenus permettent d'évoquer des travaux qui peuvent être menés dans le futur et mettent en lumière quelques perspectives. Nous pouvons dire que l'automatisation constitue la perspective la plus importante dans les futurs travaux. Que ce soit une automatisation au niveau de l'initialisation du CA, ou l'automatisation de certains paramètres comme le choix de la taille du rayon pour l'extraction de l'information locale ou même l'automatisation de la technique de segmentation qui sera utilisée parmi les différentes techniques que nous avons proposées ainsi que celles déjà présentes dans la littérature. Ceci sera bien sûr basé sur les données et les caractéristiques des images et non sur une connaissance a priori.

7.3.1 Automatiser l'initialisation du contour actif

L'initialisation du CA dans nos différentes approches a été réalisée manuellement de telle sorte que le CA initial englobe l'objet d'intérêt ou au moins une grande partie de l'objet. Les différentes initialisations du CA que nous avons utilisées étaient adéquates pour quelques exemples et inadéquates pour d'autres dépendamment de ce que nous avons discuté dans l'exemple traité et aussi dans le but de tester la robustesse des approches proposées et d'évaluer leur performances surtout pour le cas d'une initialisation inadéquate. En effet, nous avons utilisé une initialisation inadéquate dans quelques exemples pour montrer que s'il y avait une opération au préalable qui fournisse un CA initial automatiquement, alors si ce contour initial n'était pas trop précis (une initialisation inadéquate) alors nos approches seront pourtant capables de donner de bon résultats de segmentation. Par conséquent, une automatisation du CA pourra présenter une tâche préliminaire pour appliquer directement nos techniques sans avoir recours à une intervention de l'utilisateur. Une enveloppe convexe entourant les points d'intérêt de l'objet d'intérêt pourra être considérée comme initialisation automatique du CA par exemple.

7.3.2 Automatiser le choix du rayon de la localisation

L'automatisation du choix de la taille du rayon de localisation, utilisé pour obtenir les informations locales sur les régions d'extraction locale, est indispensable pour toutes les approches déjà discutées dans ce mémoire de thèse et qui utilisent un rayon pour extraire des

statistiques locales. Il s'agit tout d'abord de l'approche locale basée région discutée dans la section 3.6.2, puis des approches proposées dans cette thèse et qui sont présentées et discutées dans les chapitres 4, 5 et 6 décrivons nos trois contributions. La taille du rayon utilisée est déterminée en testant plusieurs valeurs de rayon afin de trouver un intervalle, dépendamment de l'image traitée, qui permet de donner de bons résultats de segmentation. Une automatisation de la valeur du rayon sera donc d'un grand intérêt que ce soit pour l'approche locale basée région [LT'2008] décrite dans la section 3.6.2, ou des différentes techniques que nous avons proposées et qui utilisent un rayon pour définir un demi disque pour la sélection locale ; comme pour le cas des deux techniques Global IN-Local OUT et Local IN-Global OUT introduites par notre contribution présentée dans le chapitre 4. De même, pour les deux techniques LISO et SILO de la deuxième contribution introduite dans le chapitre 5, deux rayons doivent être choisis pour définir les deux demi-disques des deux régions locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA ; là encore, une automatisation du choix des valeurs de ces deux rayons sera donc nécessaire pour éviter la multitude des tests qui doivent être faits pour la segmentation d'objets dans les images.

7.3.3 Automatiser le choix de la technique de segmentation

Il serait judicieux si une méthode automatique nous permet de décrire les images afin de savoir s'il s'agit de l'une des 4 cas suivant :

- Cas I : Un objet homogène sur un fond hétérogène
- Cas II : Un objet hétérogène sur un fond homogène
- Cas III : Un objet hétérogène sur un fond hétérogène
- Cas IV : Un objet homogène sur un fond homogène

En fait, les cas (I) et (II) sont déjà discutés dans la contribution 3 du chapitre 6. Une sélection automatique de la technique Global IN-Local OUT ou de la technique Local IN-Global OUT était déjà réalisée. Mais cela est effectué sous la contrainte d'avoir une homogénéité au moins sur l'une des deux régions (objet ou fond) vue que nos deux techniques Global IN-Local OUT et Local IN-Global OUT extraient globalement l'information soit à l'intérieur soit à l'extérieur du CA, respectivement (voir la première contribution présentée dans le chapitre 4). Sélectionner automatiquement la technique de segmentation exige d'avoir un CA initial qui englobe l'objet d'intérêt ou englobe au moins une grande partie de l'objet, afin de savoir si l'hétérogénéité se présente plus sur l'objet (en traitant l'information comprise

à l'intérieur du CA) ou plus sur le fond de l'image (en traitant l'information située à l'extérieur du CA). Par conséquent, une initialisation automatique du CA (discutée dans la section 7.3.1) sera d'un grand intérêt pour accomplir un choix automatique de la technique de segmentation. Une perspective sera donc de considérer un critère d'hétérogénéité qui va être appliqué dans les deux régions intérieure et extérieure du CA pour décider s'il s'agit de l'un des quatre cas (I, II, III ou IV) précités, et cela en se basant sur les données de l'image et non sur une information a priori.

Si ce critère d'hétérogénéité montre qu'il s'agit du cas (I) ou du cas (II), alors ça sera notre première contribution qui sera appelée pour utiliser la technique Global IN-Local OUT ou la technique Local IN-Global OUT, respectivement. Si le critère d'hétérogénéité montre qu'il s'agit du cas (III), alors c'est notre deuxième contribution qui sera appelée dans ce cas pour l'utilisation de l'une des deux techniques LISO ou SILO présentées dans le chapitre 5. Là encore une autre perspective sera d'automatiser le choix de l'une des deux techniques LISO ou SILO. Cela dépendra bien sûr, comme nous avons déjà vu dans le chapitre 5, de la taille de l'objet et de la distance qui sépare l'objet de ses voisins afin de savoir s'il s'agit d'un objet de grande taille placé avec des voisins proches (pour faire appel à la technique LISO) ; ou d'un objet de petite taille placé avec des voisins loin (pour faire appel à la technique SILO). Pour les trois cas (I), (II) et (III), une automatisation de la taille du rayon pour l'extraction locale d'information rendra la segmentation de l'objet dans les images purement automatique, partant d'une initialisation automatique du CA, puis un choix automatique de la technique de segmentation, ensuite accomplir cela par un choix automatique de la taille du rayon ou des deux rayons de localisation pour l'extraction de l'information locale. Finalement si le critère d'hétérogénéité montre qu'il s'agit du dernier cas d'un objet homogène sur un fond homogène (cas IV), alors une simple approche globale basée région peut être utilisée pour segmenter l'objet.

7.3.4 Application sur un robot pour améliorer un système de suivi d'objets

Le but final des différentes automatisations discutées dans les sections (7.3.1, 7.3.2 et 7.3.3) est d'arriver à la perspective principale qui est l'embarquement de nos méthodes dans un robot du laboratoire le LAAS à Toulouse. La finalité sera d'améliorer un système de suivi d'objets en ajoutant un bloc, correspondant à notre travail, à deux autres blocs réalisés par des anciens chercheurs du laboratoire et d'avoir un système complet pour le suivi d'objets.

-Le premier bloc dans ce système de suivi concerne principalement la navigation du robot tout en évitant les obstacles rencontrés dans le chemin du robot.

-Le deuxième bloc du système se base sur le premier bloc et s'intéresse quant à lui à la classification des points extraits des images en un groupe de points statiques (qui va présenter le fond des images) et à d'autres groupes de points mobiles (qui présentent les objets mobiles dans la scène). Chaque objet mobile détecté est encadré et suivi par un rectangle.

-Notre bloc viendra donc pour améliorer ce système de suivi en permettant de suivre la silhouette de l'objet en utilisant la méthode du CA tel que le bloc va se baser sur nos travaux de recherche réalisés dans cette thèse tout en exploitant les fonctionnalités déjà fournies par les deux autres premiers blocs. Le premier bloc va nous fournir la fonctionnalité de la détection d'obstacles pour que le robot puisse naviguer dans son environnement sans collision; tandis que le deuxième bloc va nous fournir la détection des zones mobiles sur la scène et les séparer des zones statiques à travers les points d'intérêt extraits. Par conséquent, nous pouvant exploiter le carré englobant chaque objet comme une initialisation du CA (problème discuté dans la section 7.3.1). Une autre perspective sera donc d'étendre nos travaux pour qu'ils puissent être appliqués au suivi de plusieurs objets à la fois et non seulement un seul objet isolé dans la scène. Nous pouvons aussi considérer des critères qui vont caractériser nos objets d'intérêt par rapport aux autres objets comme par exemple ne suivre que les humains et non pas n'importe quel objet mobile qui peut correspondre par exemple à un chat ou à un ballon jeté par un enfant, ...etc. Ceci peut être réalisé en considérant un modèle de forme pour distinguer les humains de toute autre forme. Cette application sera dans la perspective de réaliser un système complet de suivi d'objets par un robot avec autonomie.

Bibliographie

- [A'2000] V. Ayala-Ramirez, *Fonctionnalités visuelles sur des scènes dynamiques pour la robotique mobile*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, Décembre 2000.
- [A'2005] J. G. Aviña Cervantès. *Navigation visuelle d'un robot mobile dans un environnement d'extérieur semi-structuré*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Février 2005.
- [ABHRDams'2013] W. Aitfares, E.H. Bouyakhf, A. Herbulot, F. Regragui et M. Devy. *Hybrid Region and Interest points-based Active Contour for object tracking*, submitted to Applied Mathematical Sciences journal (AMS) in August 2013.
- [ABRHDpria'2014] W. Aitfares, E.H. Bouyakhf, F. Regragui, A. Herbulot et M. Devy. *A Robust Region-Based Active Contour for Object Segmentation in Heterogeneous Case*, accepted for publication in Pattern Recognition and Image Analysis journal (PRIA). (will be published in 2014).
- [ADH'2011] D. Almanza Ojeda, M. Devy, A. Herbulot. *Active method for mobile object detection from an embedded camera, based on a contrario clustering*. Ouvrage (contribution): Informatics in Control, Automation and Robotics, Part II, pp.267-281, Juin 2011.
- [ADM'2003] J. G. Aviña Cervantès, M. Devy, A. Marin Hernandez. *Lane extraction and tracking for robot navigation in agricultural applications*, 11th International Conference on Advanced Robotics (ICAR'2003), Coimbra (Portugal), vol. 2, pp. 816-821, Juillet 2003.
- [AHDBRedsys'2011] W. Aitfares, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf et F. Regragui. *Combinaison d'une information locale et globale dans les contours actifs basés région pour la détection et le suivi d'objets en Robotique*. 12ème congrès des doctorants EDSYS (Ecole Doctorale Systèmes), Toulouse, France, Mai 2011.

- [AHDBRgretsi'2011] W. Aitfares, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf et F. Regragui. *Une nouvelle approche des contours actifs basés région utilisant une information locale et globale*. in Proceedings of 23ème colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, Bordeaux, France, Septembre 2011.
- [AHDBRicip'2011] W. Aitfares, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf et F. Regragui. *A novel region-based active contour approach relying on local and global information*. in Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp.1049-1052, Bruxelles, Belgique, Septembre 2011.
- [ARS'2008] M. Andriluka, S. Roth, B. Schiele. *People-tracking-by-detection and people-detection-by-tracking*. Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2008.
- [AS'1995] D. Adalsteinsson et J.A. Sethian. *A Fast Level Set Method for Propagating Interfaces*. Journal of Computational Physics, vol. 118, no. 2, pp. 269-277, 1995.
- [ATW'1988] A. Amini, A.Terhanis et E. Weymouth. *Using dynamic programming for minimising the energy of active contours in the presence of hard constraints*. Second International Conference on Computer Vision, 1988.
- [AY'2011] V. Appia A. Yezzi. *Active Geodesics: Region-based Active Contour Segmentation with a Global Edge-based Constraint*. IEEE International Conference on Computer Vision. pp. 1975-1980, 2011.
- [B'1966] P. Brodatz. *Textures : A Photographic Album for Arts and Design*. Dover Publishing Co., 1966.
- [BB'1996] S. Betge-Brezetz. *Modélisation incrémentale et localisation par amers pour la navigation d'un robot mobile autonome en environnement naturel*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, LAAS/CNRS, Toulouse (France), Février 1996.
- [BD'1959] R. Bellman et S. Dreyfus. *Functional approximations and dynamic programming*, Mathematical Tables and Other Aids to Computation, vol. 13, no. 68 , pp. 247-251, 1959.

- [BETG'2008] H. Bay , A. Ess , T. Tuytelaars et L. V. Gool, *Speeded-Up Robust Features (SURF)*, Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, June, 2008.
- [BHCD'1996] S. Betge-Brezetz, P. Hebert, R. Chatila et M. Devy. *Uncertain map making in natural environments*. In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'96), Minneapolis (USA), pp. 1048-1053, April 1996.
- [BK'1996] Balkenius, C. et L. Kopp, *Visual Tracking and Target Selection for Mobile Robots*, in Proceedings of EUROBOOT'96, 1996.
- [BLK'2001] Bar-Shalom, Y., X. Li et T. Kirubarajan. *Estimation with applications to tracking and navigation*, John Wiley, 2001.
- [BM'1993] S. Beucher et F. Meyer. *The morphological approach to segmentation: The watershed transformation*. Mathematical Morphology in Image Processing, pp. 433-481, 1993.
- [BPBA'2000] Barreto, J. P., P. Peixoto, J. Batista et H. Araujo, *Evaluation of the Robustness of Visual Behaviours*, in Robust vision for vision-based control motion, M. Vincze and G.D. Hager editors, Wiley-IEEE Press, February, 2000.
- [C'1983] J.F. Canny. *Finding edges and lines in images*, M.I.T. Artificial Intelligence Laboratory, Cambridge, MA, TR-720, 1983.
- [C'1996] Crowley J.L., *Mathematical foundation of navigation and perception for an autonomous mobile robot*, in Reasoning with Uncertainty in Robotics (L. Dorsted.), Springer-Verlag, 1996.
- [C'1997] J, D. Courtney. *Automatic video Indexing via Object Motion Analysis*, Pattern Recognition, vol. 30, no. 4, pp. 607-625, 1997.
- [CBA'1993] L. Cohen, E. Bardinet et N. Ayache. *Surface reconstruction using active contour models*. In SPIE Conference on Geometric Methods in Computer Vision, San Diego, CA, 1993.
- [CKS'1997] V. Caselles, R. Kimmel et G. Sapiro. *Geodesic active contours*, International Journal of Computer Vision, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [CM'2002] D. Comaniciu et P. Meer, *Mean shift: A robust approach toward feature space analysis*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5, pp. 603-619, 2002.

- [CRD'2007] D. Cremers, T. Rousson et R. Deriche, *A review statistical approaches to level set segmentation: Integrating color, texture, motion and shape*, International Journal on Computer Vision, vol. 72, no. 2, pp. 195-215, 2007.
- [CRM'2003] D. Comaniciu, V. Ramesh et P. Meer. *Kernel-Based Object Tracking*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 5, pp. 564-575, May. 2003.
- [CSV'2000] T. Chan, B. Y. Sandberg et L. Vese. *Active contours without edges for vector-valued images*. Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 11, pp. 130-141, 2000.
- [CV'2001] T. Chan et L. Vese. *Active contours without edges*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, February 2001.
- [DLR'1977] A.P. Dempster, N.M. Laird et D.B. Rubin. *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*. Journal of the Royal Statistical Society B, vol. 39, pp. 1-38, 1977.
- [DM'1998] Davison, A. J. et D. W. Murray, *Mobile robot localization using active vision*, in European Conference on Computer Vision (ECCV'98), June 2-6, 1998.
- [DMBH'2008] C. Darolti, A. Mertins, C. Bodensteiner et U. G. Hofmann. *Local region descriptors for active contours evolution*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, no. 12, pp. 2275-2288, December 2008.
- [FA'1991] W. Freeman et E. Adelson. *The design and use of steerable filters*, PAMI, vol. 13, no. 9, pp. 891-906, 1991.
- [FG'2003] Findlay, J. M. et I. D. Gilchrist. *Active Vision - The Psychology of Looking and Seeing*. Oxford University Press, London, august, 2003.
- [FM'1995] C. Fernandez-Maloigne. *Texture and neural network for road segmentation*. In Intelligent Vehicles '95 Symposium, pp. 344-349, September 1995.
- [FMM'2000] L. Favalli, A. Mecocci et F. Moschetti. *Object tracking for retrieval application in MPEG-2*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 10, no. 3, April 2000.

- [GBA'2004] M. Gastaud, M. Barlaud, et G. Aubert. *Combining shape prior and statistical features for active contour segmentation*. IEEE TCSVT special session on Audio and Video Analysis for Interactive Multimedia Services, vol. 14, no. 5, pp. 726-734, Mai 2004.
- [GG'2006] J. Goldberger et H. Greenspan. *Context-based segmentation of image sequences*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. vol. 28, no3, pp. 463-468, 2006.
- [GMU'1996] L. Van Gool, T. Moons et D. Ungureanu. *Affine / photometric invariants for planar intensity patterns*, In European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 642–651, 1996.
- [H'1975] J. A. Hardigan. *Clustering Algorithms*. John Wiley & Sons, New York, 1975.
- [HBBA'2004] A. Herbulot, S. Jehan-Besson, M. Barlaud et G. Aubert. *Shape gradient for image segmentation using information theory*. In Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), vol. 3, pp. 21-24, 2004.
- [HHKMU'1997] Hashima M., F. Hasegawa, S. Kanda, T. Maruyama et T. Uchiyama, *Localization and Obstacle Detection for a Robot for Carrying Food Trays*, in Proceeding of International Conference on Intelligent Robots and Systems IROS'97, pp. 345-351, Grenoble, France, September, 1997.
- [HP'1977] S.L. Horowitz et T. Pavlidis. *Picture segmentation by a directed split and merge procedure*. In Computer Methods in Images Analysis, pp. 101-11, 1977.
- [HS'1988] C. Harris et M. Stephens. *A combined corner and edge detector*, Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, pp. 147-151, 1988.
- [HS'1992] R.M. Haralick et L.G. Shapiro. *Computer and Robot Vision*, volume 1. Addison-Wesley, 1992.
- [IB'1998] Isard. M et A. Blake, *CONDENSATION -- conditional density propagation for visual tracking*, in International Journal of Computer Vision, vol. 29, no 1, pp. 5-28, 1998.

- [JFM'2003] A.D. Jepson, D.J. Fleet et T.F. El-Maraghi. *Robust Online Appearance Models for Visual Tracking*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 10, Oct. 2003.
- [K'1960] R. Kalman, *A new approach to Linear Filtering and Prediction Problems*, Transactions of the ASME, Series D. J. Basic Eng., vol. 82, 1960.
- [KB'2009] H. G. Kaganami et Z. Beiji. *Region-Based Segmentation versus Edge Detection*. Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, pp. 1217-1221, 2009.
- [KD'1987] J. Koenderink et A. van Doorn. *Representation of local geometry in the visual system*, Biological Cybernetics, vol. 55, pp. 367-375, 1987.
- [KJ'2003] Kristensen, S. et P. Jensfelt, *An Experimental Comparison of Localisation Methods, the MHL Sessions*, in Proceeding of International Conference on Intelligent Robots and Systems IROS'03, pp. 992-997, Las Vegas, Nevada, October, 2003.
- [KS'2004] Ke, Y. et Sukthankar, R., *PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors*, Computer Vision and Pattern Recognition (2004).
- [KWT'1988] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. *Snakes: active contour models*. International Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, January 1988.
- [L'1999] D. G. Lowe. *Object recognition from local scale-invariant features*, In the Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), vol. 2, pp. 1150–1157, 1999.
- [L'2004] Lowe, D. G. *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*. International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [LBFARS'2006] F. Lecellier, S. Jehan-Besson, M.J. Fadili, G. Aubert, M. Revenu et E. Saloux. *Region-based active contours with noise and shape priors*, International Conference on Image Processing, pp. 1649-1652, Atlanta, USA, 2006.
- [LBG'1997] L. M. Lorigo, R. A. Brooks et W. E. L. Grimson. *Visually-Guided Obstacle Avoidance in Unstructured Environments*. In IEEE/RSJ

- International Conference on Intelligence Robots and Systems, vol. 1, pages 373-379, Grenoble, France, September 1997.
- [LFBRA'2008] F. Lecellier, J. Fadili, S. Jehan-Besson, M. Revenu et G. Aubert. *Region-based active contours and sparse representations for texture segmentation*, International Conference on Pattern Recognition, Tampa, USA, 2008.
- [LKGD'2007] C. Li, C. Kao, J. Gore et Z. Ding. *Implicit active contours driven by local binary fitting energy*. In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1–7 Jun. 2007.
- [LKGD'2008] C. Li, C. Y. Kao, J. C. Gore et Z. Ding. *Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation*, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, no. 10, pp. 1940–1949, October 2008.
- [LL'2004] Laptev, I. et Lindeberg, T., *Local Descriptors for Spatio-Temporal Recognition*, Workshop on Spatial Coherence for Visual Motion Analysis. vol. 3667, pp. 91-103, 2004.
- [LM'1999] Livatino S. et C.B. Madsen, *Optimization of robot self-localization accuracy by automatic visual-landmark selection*, in Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA), 1999.
- [LNYT'2007] S. Lankton, D. Nain, A. Yezzi et A. Tannenbaun. *Hybrid geodesic region-based curve evolutions for image segmentation*. presented at the SPIE Medical Imaging Symposium, 2007.
- [LT'2008] S. Lankton et A. Tannenbaum. *Localizing region-based active contours*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, no. 11, pp. 2029-2039, November 2008.
- [LYW'2008] Y. Lin, Y. Yang et X. Wang. *A fast active contour model driven by global-local statistical Energy*. IEEE Second International Symposium on Intelligente Information Technology Application, 2008.
- [M'2004] A. Marin Hernandez. *Vision Dynamique pour la navigation d'un robot mobile*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Février 2004.
- [MA'1998] Madsen C.B. et C.S. Andersen, *Optimal landmark selection for triangulation of robot position*, in Robotics and Autonomous Systems, vol. 23, No. 4, pp. 277-292, 1998.

- [MD'2012] D. Marquez Gamez, M. Devy. *Active visual-based detection and tracking of moving objects from clustering and classification methods*. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS 2012), Brno (République Tchèque), Septembre 2012.
- [MDK'1996] F. Moscheni, F. Dufaux et M. Kunt. *Object Tracking Based on Temporal and Spatial information*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processings – Proceedings vol. 4, pp. 1914-1917, May 1996.
- [MLG'2000] A. Mallet, S. Lacroix et L. Gallo. *Position estimation in outdoor environments using pixel tracking and stereovision*. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 4, pp. 3519-3524, San Francisco (USA), April 2000.
- [McQ'1967] J. McQueen. *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. In Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pp. 281-297, 1967.
- [MRT'2007] O. Michailovich, Y. Rathi et A. Tannenbaum, *Image segmentation using active contours driven by the Bhattacharyya gradient flow*, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 15, no. 11, pp. 2787-2801, 2007.
- [MS'1989] D. Mumford et J. Shah. *Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems*. Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 42, pp. 577-684, 1989.
- [MS'2001] K. Mikolajczyk et C. Schmid. *Indexing based on scale invariant interest points*, In International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 525-531, 2001.
- [MS'2002] K. Mikolajczyk et C. Schmid. *An affine invariant interest point detector*, In European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 128-142, 2002.
- [MS'2003] K. Mikolajczyk et C. Schmid. *A performance evaluation of local descriptors*. International Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 257-263, 2003.

- [MSV'1995] R. Malladi, J.A. Sethian et B.C Vemuri. *Shape modeling with front propagation: a level set approach*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, pp. 158-175, February 1995.
- [NRT'1997] Neira J., M.I. Ribeiro et J.D. Tardos, *Mobile robot localization and map building using monocular vision*, in Symposium on Intelligent Robotics Systems (SIRS'97), 1997.
- [OF'2003] S. Osher et R. Fedkiw. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*. New York: Cambridge University Press, 2003.
- [OT'2003] S. Osher et R. Tsai. *Level Set Methods and their applications in image science*. Communications in Mathematical Sciences, vol. 1, no. 4, pp. 1-20, 2003.
- [PD'2002] N. Paragios et R. Deriche, *Geodesic active regions: A new framework to deal with frame partition problems in computer vision*, International Journal of Computer Vision, vol. 46, no. 3, pp. 223-247, 2002.
- [PP'2008] J. Piovano et T. Papadopoulos. *Local Statistic Based Region Segmentation with Automatic Scale Selection*, European Conference on Computer Vision, pp. 486-499, 2008.
- [R'1994] R. Ronfard. *Region-based strategies for active contour models*. International Journal of Computer Vision, vol. 13, no. 2, pp. 229-251, 1994.
- [RVTY'2007] Y. Rathi, N. Vaswani, A. Tannenbaum et A. Yezzi, *Tracking Deforming Objects using Particle Filtering for Geometric Active Contours*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 8, pp. 1470-1475, 2007.
- [S'2012] M. Srikham. *Active Contours Segmentation with Edge Based and Local Region Based*. 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012), pp. 1989-1992, November, Tsukuba, Japan, 2012.
- [S'1996] J.A. Sethian. *Level Set Methods*, Cambridge University Press, 1996.
- [SC'2006] K. W. Sum et P. Y. S. Cheung. *A novel active contour model using local and global statistics for vessel extraction*, International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), pp. 3126-3129, 2006.

- [SC'2008] K. Sum et P. Cheung, *Vessel extraction under non-uniform illumination: A level set approach*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 55, no. 1, pp. 358-360, 2008.
- [SG'2000] C. Stauffer et W. Grimson. *Learning Patterns of Activity Using Real Time Tracking*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 8, pp.747-767, Aug. 2000.
- [SP'1996] J. Segen et S. Pingali. *A camera-based system for tracking people in real time*. Proceedings of ICPR'96, pp. 63-67, 1996.
- [SZ'2002] F. Schaffalitzky et A. Zisserman. *Multi-view matching for unordered image sets*, In European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 414-431, 2002.
- [TC'1988] C.H. The et R.T. Chin. *On image analysis by the methods of moments*, IEEE PAMI, vol. 10, pp. 496-513, 1988.
- [TYW'2001] A. Tsai, A. Yezzi et A. S. Willsky. *Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 8, pp. 1169–1186, August 2001.
- [V'2000] Vandapel N., *Perception et sélection d'amers en environnement naturel pour la navigation d'un robot mobile*, Thèse de doctorat de l'INPT, 2000.
- [VC'2002] L. Vese et T.Chan. *A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah Model*, International Journal of Computer Vision, vol. 50, no. 3, pp. 271-293, 2002.
- [WADP'1997] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darell, et A.P. Pentland. *Pfinder: Real-Time Tracking of the Human Body*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, July 1997.
- [WHX'2010] X. F. Wang, D. S. Huang et H. Xu. *An efficient local Chan-Vese model for image segmentation*. Pattern Recognition, pp. 603-618, 2010.
- [WSXK'2009] L. Wang, C. Li, Q. Sun, D. Xia et C. Y. Kao. *Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation*. Computerized Medical Imaging and Graphics, pp. 520-531, 2009.

- [YJS'2006] A. Yilmaz, O. Javed et M. Shah. *Object tracking : A survey*. ACM Computing Surveys, vol. 38, no. 4, 2006.
- [YTW'2002] J. A. Yezzi, A. Tsai et A. Willsky. *A fully global approach to image segmentation via coupled curve evolution equations*. Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 13, no. 1, pp.195-216, Mar. 2002.
- [ZSZ'2010] K. Zhang, H. Song et L. Zhang. *Active contours driven by local image fitting energy*, Pattern Recognition, vol. 43, no. 4, pp. 1199-1206, 2010.
- [ZY'1996] S. Zhu et A. Yuille. *Region competition : unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, pp. 884-900, septembre 1996.
- [ZZSZ'2010] K. Zhang, L. Zhang, H. Song et W. Zhou. *Active contours with selective local or global segmentation : A new formulation and level set method*, Image and Vision Computing, pp. 668-676, 2010.

Publications

- **Journaux internationaux avec comité de lecture :**

- ✓ **W. Aitfares**, E.H. Bouyakhf, F. Regragui, A. Herbulot and M. Devy, *A Robust Region-based Active Contour for Object Segmentation in Heterogeneous Case*, **Accepted** in Pattern Recognition and Image Analysis journal (PRIA) (will be published in no. 2(3), 2014).
- ✓ **W. Aitfares**, E.H. Bouyakhf, A. Herbulot, F. Regragui and M. Devy. *Hybrid Region and Interest points-based Active Contour for object tracking*, **Accepted** in Applied Mathematical Sciences journal (AMS) (will be published in Vol. 7, 2013, no. 118, 5879 - 5899).

- **Conférences Internationales avec comité de lecture :**

- ✓ **W. Aitfares**, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf and F. Regragui, *A novel region-based active contour approach relying on local and global information*, in Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Bruxelles, Belgique, Septembre 2011.
- ✓ **W. Aitfares**, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf et F. Regragui, *Une nouvelle approche des contours actifs basés région utilisant une information locale et globale*, in Proceedings of 23ème colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, Bordeaux, France, Septembre 2011.

- **Congrès des Doctorants :**

- ✓ **W. Aitfares**, A. Herbulot, M. Devy, E.H. Bouyakhf et F. Regragui, *Combinaison d'une information locale et globale dans les contours actifs basés région pour la détection et le suivi d'objets en Robotique*, 12ème congrès des doctorants EDSYS (Ecole Doctorale Systèmes), Toulouse, France, Mai 2011.

- **Participations aux Journées Nationales :**

- ✓ **W. Aitfares**, A. Herbulot, E.H. Bouyakhf, M. Devy et F. Regragui, *Détection et suivi d'objet par vision fondés sur segmentation en région et indexation par attributs locaux. Application à la robotique d'assistance en milieu intérieur*, 3èmes Journées Doctorales en Technologies de l'Information et de la Communication (JDTIC'11), Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Tanger, Maroc, Juillet 2011.
- ✓ **W. Aitfares**, A. Herbulot, E.H. Bouyakhf, M. Devy et F. Regragui, *Détection et suivi d'objet par vision fondés sur segmentation en région et indexation par attributs locaux*, 2èmes Journées Doctorales en Technologies de l'Information et de la Communication (JDTIC'10), Faculté des Sciences-DharMehraz, Fès, Maroc, Juillet 2010.
- ✓ Ghazali, E. Hamzaoui, A. Mahmoudi, Y. Raoui, Y. Kabbadj, **W. Aitfares**, F. Eddaoudi, F. Regragui, M.M. Himmi and E.H. Bouyakhf, *Image and signal Processing and their Implication in Neurosciences, Medicine and Industrial Applications*, Humboldt-Kolleg University Research-Industry : partnering opportunities, Rabat, Maroc, Juin, 2010.