

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la A Recherche Scientifique

Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté De Génie Electrique Et D'informatique
DEPARTEMENT D'automatique

**Mémoire de Fin d'Etude
De MASTER ACADEMIQUE**
Spécialité : **commande des systèmes**

Présenté par
Lila HAMID
Thiziri MERAR

Mémoire dirigée par Ouardia CHILALI

Thème

**Etude d'un contour actif basé région
utilisant l'information locale**

Mémoire soutenu publiquement le 10 juillet 2017 devant le jury composé de :

M. Kamal HAMMOUCHE
Professeur, UMMTO, Président

M^{me} Ouardia CHILALI
MAA, UMMTO, Encadreur

M^{me} Sadia ALKAMA
MCA, UMMTO, Examineur

M^{me} Ouisa ADJMOUT
MAA, UMMTO, Examineur

M^{me} Farida DORBANE
MAA, UMMTO, Examineur

REMERCIEMENTS

Tout travail de recherche n'est jamais totalement l'œuvre d'une personne, A cet effet, nous tenons à exprimer nos sincères reconnaissances et nos vifs remerciements à tous ceux qui ont contribué et qui ont pris une part activé à l'élaboration de ce mémoire.

Nous remercions tout d'abord ALLAH de nous avoir donné la force et le courage de mener jusqu'à la fin ce travail.

Nos remerciements à notre promotrice Melle CHILALI pour nous avoir honorés en acceptant de diriger ce travail, pour sa disponibilité permanente, ces conseils judicieux, ces remarques et orientations, mais aussi pour ces qualités humaines qu'elle se donne pour mission de transmettre. Qu'elle trouve ici le témoignage de notre profond respect.

Nous exprimons notre gratitude pour l'ensemble des enseignants du département automatique pour nous avoir fait bénéficier de leurs connaissances tout au long de notre parcours universitaire.

Nous remercions également les membres de jury d'avoir accepté d'évaluer ce modeste travail et de participer à notre soutenance.

Nos vifs remerciements s'adressent à nos parents, qui nous ont toujours suivis avec leurs prières et leurs soutien moral et financier.

Nous remercions aussi, notre très cher ami HAMOUANI Ahmed pour son aide tout au long de notre parcours universitaire.

Que tous ceux qu'on n'a pas cités trouvent également l'expression de notre profonde gratitude.

Lila et Thiziri

DÉDICACES

Avec tout mon amour éternel et avec l'intensité de mes émotions

Je dédie ce mémoire à ma chère famille :

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, par son amour, son soutien et précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit ; merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

Mes frères Amine et Rachid et mes sœurs Hayat et Lynda ainsi sa petite princesse Alina qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

A mon cher petit Aris pour toute l'ambiance dont tu m'as entouré, pour toute la spontanéité et ton élan chaleureux, je te dédie ce travail. Puisse dieu le tout puissant exhausser tous tes vœux.

A l'âme de ma précieuse Samira j'espère que tu habites les paradis.

A mon cher ami Hamouani Ahmed que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien, sacrifice, encouragement infallible tout au long de mon parcours universitaire.

A ma chère Merar Thiziri sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

A mes chères amies Sabrina et Ryma, et a tous mes amis avec lesquels j'ai partagé mes moments de joie et de bonheur et qui m'ont servi d'exemple.

Trouver ici l'expression de ma profonde gratitude et reconnaissance.

HAMID Lila

DÉDICACES

Je dédie ce mémoire à ma chère famille :

A ma mère, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, qui ma beaucoup aidée par ses prière.

A mon père, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, qui a veillé à me donner l'aide, a m'encourager et a me protéger.

Que dieu les gardes et les protèges, j'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour.

A mes adorables frères Ghiles et Syphax.

A ma meilleure amies et ma binôme HAMID Lila qui m'a aidée par ses efforts et sa patience, sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

A mon cher ami HAMOUANI Ahmed.

A mes amies Sabrina et Ryma.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

A toutes les personnes que j'aime et qui m'aiment

MERAR Thiziri

Sommaire

Introduction générale..... **Erreur ! Signet non défini.**

Partie 1: étude théorique

Chapitre I: les contours actifs

I.1 Introduction..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2 Définition et principe d'un contour actif **Erreur ! Signet non défini.**

 I.2.1 Représentation paramétrique..... **Erreur ! Signet non défini.**

 I.2.2 Représentation géométrique **Erreur ! Signet non défini.**

I.3 Les classes des contours actifs **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.1 Les contours actifs basés contour **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.1.1 *Définition* **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.1.2 *Contour actif classique « snake »* **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.2 Contours actifs basés région..... **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.2.1 *Définition* **Erreur ! Signet non défini.**

 I.3.2.2 *Modèle Chan et Vese* **Erreur ! Signet non défini.**

I.4 Conclusion **Erreur ! Signet non défini.**

Chapitre 2: approche adoptée

II.1 Introduction **Erreur ! Signet non défini.**

II.2 Présentation de l'approche locale basée région **Erreur ! Signet non défini.**

II.3 Formulation de la méthode par les ensembles de niveaux **Erreur ! Signet non défini.**

II.4 Energie du contour actif..... **Erreur ! Signet non défini.**

II.5 Diverses mesures de la force F **Erreur ! Signet non défini.**

 II.5.1 L'énergie de modélisation uniforme (*Force de Chan-Vese*) **Erreur ! Signet non défini.**

 II.5.2 L'énergie de séparation des moyennes (*Force de Yezzi*) ... **Erreur ! Signet non défini.**

II.6 Algorithme de l'approche locale basée région **Erreur ! Signet non défini.**

II.7 Différence entre l'approche locale basée région et la méthode de la bande étroite **Erreur ! Signet non défini.**

II.8 Conclusion **Erreur ! Signet non défini.**

Partie 2: étude pratique

Chapitre 3: étude de l'influence des paramètres

III.1 Introduction	Erreur ! Signet non défini.
III.2 Langage de programmation.....	Erreur ! Signet non défini.
III.3 Description des images utilisées	Erreur ! Signet non défini.
III.4 Variation des paramètres	Erreur ! Signet non défini.
III.4.1 Test 1 : variation de l'initialisation.....	Erreur ! Signet non défini.
III.3.2 Test 2 : Variation du poids de la courbure (λ).....	Erreur ! Signet non défini.
III.3.3 Test 3 : Variation du rayon	Erreur ! Signet non défini.
III.3.4 Test 4 : Variation de la force et du voisinage	Erreur ! Signet non défini.
III.4 Conclusion.....	Erreur ! Signet non défini.

Chapitre 4: étude comparative

IV.1 Introduction	Erreur ! Signet non défini.
IV.2 Evaluation des résultats.....	Erreur ! Signet non défini.
IV.2.1 Le Dice	Erreur ! Signet non défini.
IV.2.2 L'erreur quadratique moyenne (EQM).....	Erreur ! Signet non défini.
IV.3 Evaluation comparative.....	Erreur ! Signet non défini.
IV.3.1 Comparaison entre l'approche adoptée avec le modèle de <i>Chan-Vese</i> et le <i>snake</i>	Erreur ! Signet non défini.
IV.3.2 Comparaison entre l'approche adoptée et le modèle local de <i>Wang</i> ... non défini.	Erreur ! Signet non défini.
IV.3.3 Variation de la fonction disque	Erreur ! Signet non défini.
IV.4 Conclusion	Erreur ! Signet non défini.

Conclusion générale	54
----------------------------------	----

Annexe

Bibliographie

Introduction générale

Les images constituent l'un des moyens les plus importants qu'utilisent l'homme pour communiquer et transmettre le savoir et l'information, de puis l'aube de l'humanité. Elles présentent un intérêt dans quasiment tous les domaines où le problème de la recherche automatique d'informations dans des images s'avère un besoin. La première étape dans le processus de recherche de l'information dans l'image est le plus souvent l'extraction des objets qui la composent, en d'autres termes leurs segmentation.

La segmentation est un traitement fondamental de l'analyse d'image, qui consiste à créer une partition de l'image considérée, en sous-ensemble appelés région. Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (l'intensité, texture, etc.) qui les différencient des pixels des régions voisines. Il existe plusieurs méthodes de segmentation, mais nous intéressons à la méthode des contours actifs. C'est une technique largement utilisée en segmentation d'image. Son principal avantage est de fournir un contour consistant composé de points. Cet avantage est primordial car il évite d'avoir recours à des algorithmes de suivi de contour dans lesquels la question d'appartenance ou non de certains pixels au contour se pose toujours. Les contours actifs à deux grandes classes à savoir : contours actifs basées contours et contours actifs basées régions. Les basées contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets correspond aux zones de fortes variations d'intensité. A l'inverse, basés régions visent à identifier la région d'intérêt en utilisant un descripteur de la région afin de guider le mouvement de contour actif. Ces différents types de modèles de contours actifs présentent des avantages mais aussi des inconvénients. Leurs exploitations (avantages et inconvénients) a crée des avancées pour ce type de méthodes de segmentation.

Dans le cadre de notre travail, nous nous sommes intéressés à segmenter un seul objet dans une image, en utilisant l'approche locale basée région. Ainsi, nous allons exploiter deux avantages des deux modèles différents de contours actifs : la simplicité d'implémentation, assurée par les *level sets*, et l'aspect local pour la détection d'un seul objet. Pour ce faire, un disque est superposé sur chaque point du contour afin de définir les régions d'extraction locales.

Compte tenu de cette démarche, nous avons structuré notre travail en deux parties contenant chacune deux chapitres. La première partie abordera l'étude théorique du modèle adopté. La deuxième partie présentera la mise en pratique du modèle adopté.

Dans le **1^{er} chapitre** nous allons présenter les contours actifs en expliquant leurs principes et leurs deux grandes représentations. Sans oublier leurs avantages et inconvénients.

Dans le **2^{ème} chapitre** nous allons développer le modèle choisi de segmentation d'images qui est l'approche locale basée région.

Le **3^{ème} chapitre** est consacré aux différents tests sur les différents types d'images, afin d'étudier l'influence de chaque paramètre de l'approche adoptée.

Quand en **4^{ème} chapitre**, nous allons faire une étude comparative avec d'autres méthodes de contours actifs, afin d'évaluer l'approche adoptée.

Nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.

Partie 1
Etude théorique

Chapitre I

Les contours actifs

I.1 Introduction

Les contours actifs ont été intensivement utilisés pour la segmentation et le suivi d'objets. Ils tiennent leurs noms de leur aptitude à se déformer. Ils 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, tracking vidéo, etc.

Dans ce chapitre, nous allons essayer de contourner cette méthode en expliquant son principe et ses différents types.

I.2 Définition et principe d'un contour actif

Les contours actifs sont définis par une courbe continue, fermée ou non, à extrémités fixes ou non. Ils se déforment à partir d'une position initiale située près de l'objet d'intérêt. Le modèle est soumis à des énergies qui le déforment et le déplacent dans l'image. L'énergie du modèle comprend un terme d'énergie interne de régularisation ou de lissage et un terme d'énergie externe ou d'adéquation aux données, auquel des contraintes en termes d'énergie peuvent être ajoutées [1].

La courbe qui définit les contours actifs peut être représentée paramétriquement ou géométriquement.

I.2.1 Représentation paramétrique

Soit C une courbe déformable spatialement et temporellement (Figure I.2). Le domaine de définition de la courbe est normalisé à $[0,1]$. Soit $p(s,t)$ la position d'un point de la courbe à un instant t [1], donnée par :

$$p(s,t) = (x(s,t), y(s,t)), \forall (s,t) \in [0,1] \times [0, +\infty] \quad (I.1)$$

où x,y sont les coordonnées cartésiennes et s l'abscisse curviligne ou le paramètre de la position spatiale le long de la courbe [1].

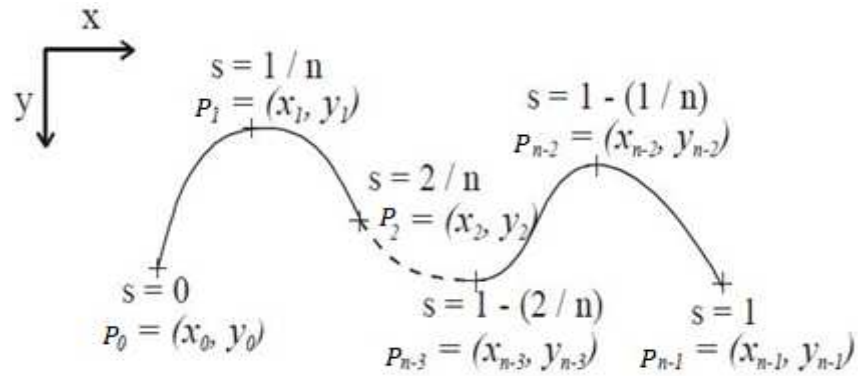


Figure I.2: L'abscisse curviligne s et sa position en fonction des coordonnées cartésiennes pour un contour actif.

L'objectif principal de cette technique est de segmenter un objet en déformant, itérativement (Figure I.3), 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 contour actif évolue ainsi jusqu'à ce qu'il atteigne les frontières de l'objet désiré [1].

L'évolution du contour actif, ou de la courbe C , est en fonction de la vitesse $V(s, t)$, tel que [1] :

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = V(s, t) \text{ avec } C(s, 0) = C_0(s) \tag{I.2}$$

Le contour initial C_0 est défini par l'utilisateur et la courbe évolue avec la vitesse V . Lorsque l'équation (I.2) est déduite d'une énergie, la vitesse dépend de la fonctionnelle introduite.

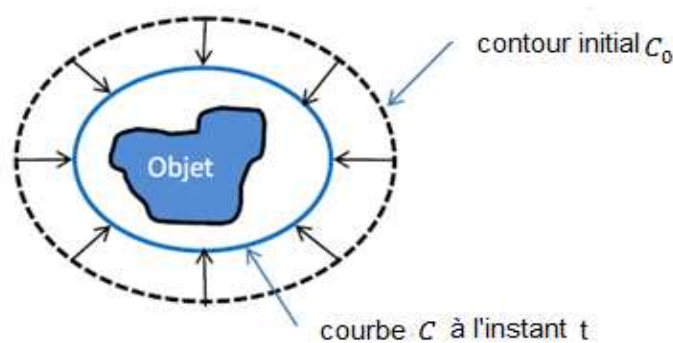


Figure I.3 : Illustration du processus d'évolution du contour actif vers les contours de l'objet d'intérêt.

Cette représentation paramétrique à l'avantage principal de réduire considérablement le temps d'exécution, mais elle représente plusieurs inconvénients tels [2] :

- Difficultés liées au paramétrage : Le contour initial doit être proche de l'objet pour assurer la convergence, pour éviter l'affaissement du contour sur lui-même.
- Problèmes liés à la topologie : la représentation paramétrique est incapable de localiser distinctement deux objets sur une image : au mieux, les contours des deux objets seront liés. Ce modèle a du mal à rentrer dans les concavités.
- Problème liés aux calculs : le calcul des dérivées qui apparaissent dans l'équation d'évolution pose des difficultés de discrétisation et d'instabilités quantitatives.
- Sensibilité à l'hétérogénéité d'intensité.

I.2.2 Représentation géométrique

La méthode des ensembles de niveaux, ou *level sets*, est une approche dite implicite de représentation des contours actifs. Elle a été popularisée par Osher et Sethian [3]. Son principe consiste à considérer que le contour actif est le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure $\Phi : R^2 \times R^+ \rightarrow R$ (Figure I.4), tel que [2] :

$$x \in C(s, t) \Leftrightarrow \Phi(x, t) = 0 \quad (\text{I.3})$$

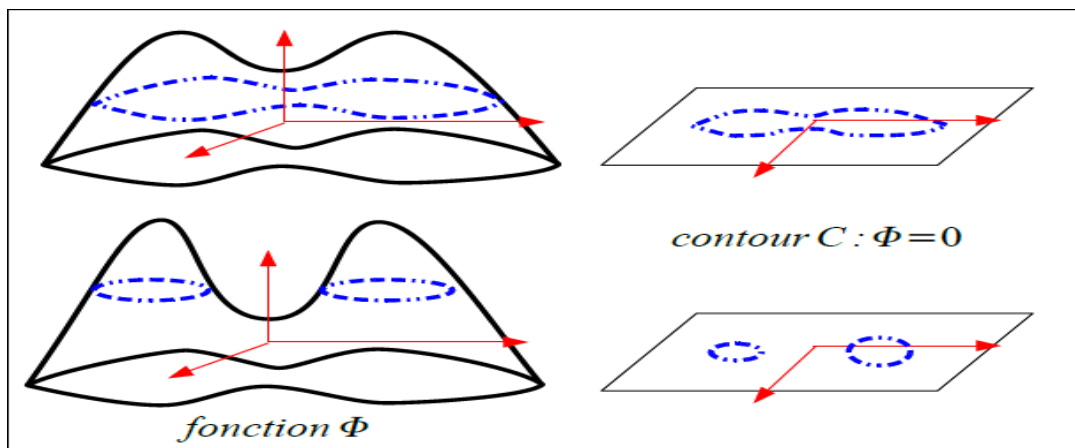


Figure I.4 : Représentation du contour par un ensemble de niveaux [3].

Dans le plan de l'image, la courbe $C(t)$ est considérée comme le niveau 0 d'une fonction $\Phi(t)$ de dimension supérieure. Dans la technique des courbes de niveaux, C est l'intersection de $\Phi(t)$ avec le plan défini par $\Phi = 0$. Nous pouvons choisir cette fonction comme étant une fonction de distance négative à l'intérieur de la courbe et positive à l'extérieur [4] (Figure I.5).

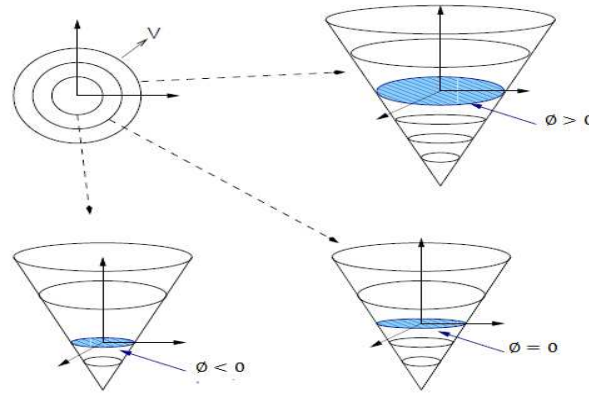


Figure I.5 : Représentation d'une fonction de distance signée.

En considérant, \vec{N} la normale intérieure à la courbe (Figure I.6), V un terme de vitesse dépendant de la courbure k , l'équation d'évolution est de la forme [4] :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V \vec{N} \tag{I.4}$$

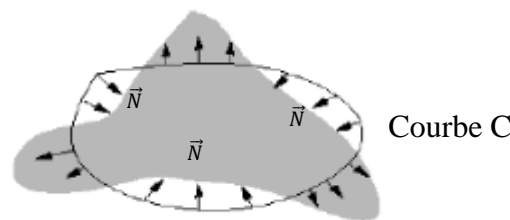


Figure I.6 : Forces régissant l'évolution du contour actif.

Le niveau zéro de la fonction ϕ évolue suivant l'équation [4] :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V |\nabla \phi| \tag{I.5}$$

Les modèles implicites permettent d'intégrer les changements topologiques naturellement (Figure I.7). Dans ces méthodes, le contour n'est pas paramétré mais implicitement caractérisé via une fonction de dimension supérieure définie sur une grille fixe [5]. Ce type de contour est enrichi par des différents avantages:

- Grandeurs géométriques facile à calculer.
- Extension à la 3D simple : $\phi(x,y,z,t)$.
- Discrétisation de ϕ avec une grille définit dans le domaine de l'image.
- Utilisation des méthodes numériques connues pour calculer les dérivées.

Cependant les inconvénients dus à l'implémentation des ensembles de niveaux impliquent plusieurs inconvénients [5] :

- L'obligation de construire la fonction initiale : $\phi(x, y, z, t = 0)$. De manière à ce que son niveau zéro coïncide avec la position initiale du contour.
- L'équation d'évolution n'est dérivée qu'au *level set* zéro. La fonction vitesse V n'est donc pas définie (en générale) pour les autres *level sets*.
- La nécessité de calculer parfois la fonction distance par rapport au niveau zéro.

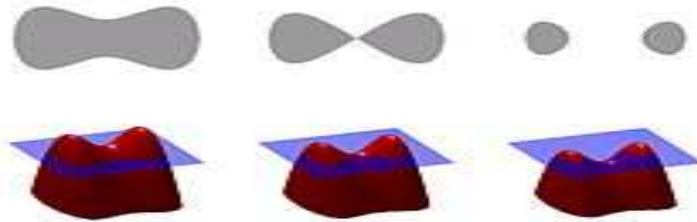


Figure I.7: Illustration de la méthode des ensembles de niveaux pour la gestion de topologie. La première ligne représente les surfaces correspondantes à la carte des distances illustrées sur la deuxième ligne

I.3 Les classes des contours actifs

La méthode des contours actifs se divise en deux grandes classes : les contours actifs basés contour et les contours actifs basés région. Cette classification est dictée par l'information apportée par l'énergie externe.

I.3.1 Les contours actifs basés contour

I.3.1.1 Définition

Les contours actifs basés contours tiennent uniquement l'information présente sur les contours de l'objet d'intérêt. L'idée de l'approche est de déplacer les points du contour actif pour les rapprocher des zones de fort gradient. Ce type de modèle, nécessite une initialisation d'une courbe C à proximité des contours de l'objet d'intérêt (Figure I.8). Cette courbe C se déplace selon un processus de déformation lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie construite de telle sorte qu'un minimum local se trouve sur la frontière de l'objet à détecter [3].

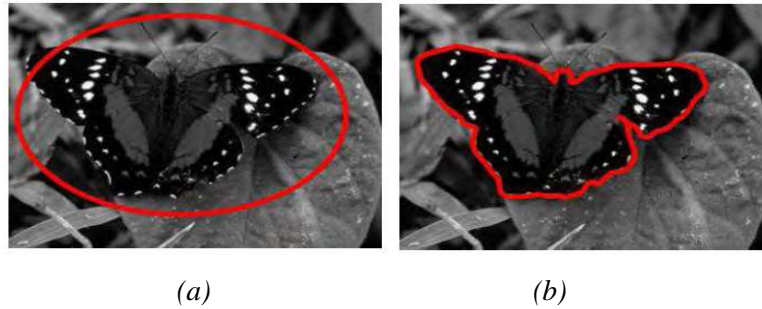


Figure I.8 : Exemple de segmentation par contour actif : (a) le contour initial et (b) le contour à l'état de convergence.

Cette fonctionnelle d'énergie notée E est différente selon la représentation du contour actif.

1.3.1.2 Contour actif classique « snake »

Ce sont des courbes dont l'objectif est de se déformer et se déplacer dans l'image pour venir épouser les contours d'un objet précis [6] (Figure I.9).

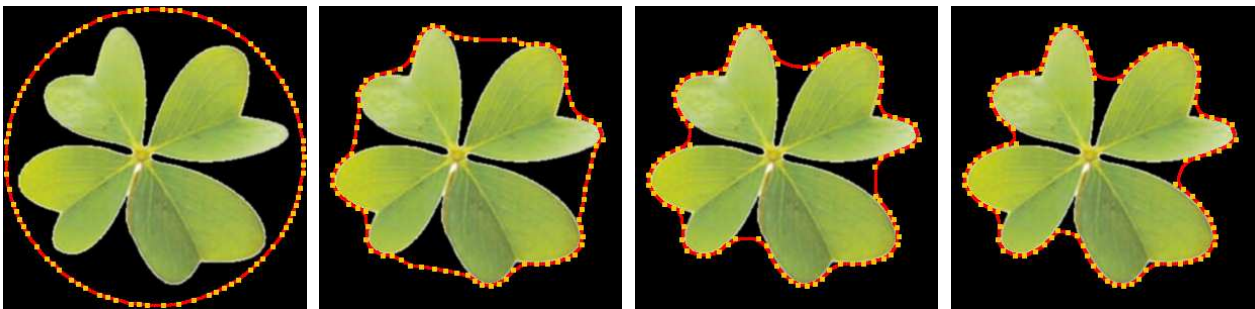


Figure I.9 : Illustration de l'évolution du snake.

La définition de la fonctionnelle d'énergie constitue une étape fondamentale dans le processus segmentation par contour actif. Elle définira le comportement géométrique du modèle ainsi que les données de l'image dont il se servira pour évoluer. La fonctionnelle d'énergie rattachée au *snake* se compose comme suit [6] :

$$E_p(v) = E_{interne}(v) + E_{image}(v) + E_{contexte}(v) \quad (I.6)$$

a) Energie interne

L'énergie interne gère la cohérence de la courbe. Elle maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe. Elle empêche des nœuds individuels sur le contour de se balader trop loin de leurs nœuds voisins. Elle est définie comme suit [6] :

$$E_{interne}(v) = \int_a^b [\alpha(s)|v'(s)|^2 + \beta(s)|v''(s)|^2] ds \quad (I.7)$$

Avec :

- v' et v'' : sont les dérivées première et seconde de v par rapport à s .

- $\alpha(s)$: coefficient d'élasticité.
- $\beta(s)$: coefficient de rigidité.

Ces deux coefficients permettent de pondérer l'influence de chaque terme. Ils sont généralement considérés comme étant constants.

Le premier critère de l'équation (I.7) agit sur la longueur de la courbe alors que le deuxième permet de contrôler sa courbure.

b) Energie image ou externe

L'énergie image correspond au critère d'attache aux données. Elle prend en compte les caractéristiques de l'image. Elle augmente à mesure qu'on se rapproche des contours d'objets recherchés qui sont donc les points de fort gradient, par exemple. Les différentes formulations de l'énergie externe sont [6] :

- **Gradient**

La fonction suivante est introduite pour la recherche des zones de fort contraste dans l'image [6] :

$$E_{externe}(v) = - \int_0^1 \|\nabla I(v(s))\|^2 ds \quad (\text{I.8})$$

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

Très souvent, c'est le gradient gaussien qui est utilisé [6] :

$$E_{externe}(v) = - \int_0^1 \|\nabla(g_\sigma * I)(v(s))\|^2 ds \quad (\text{I.9})$$

Où g_σ : est la gaussienne centrée d'écart type σ .

- **Intensité**

Cette énergie, permet de sélectionner les zones sombres ou claires selon le signe choisit [6] :

$$E_{intensité} = \pm \int_0^1 (I(v(s)) - i_0)^2 ds \quad (\text{I.10})$$

La valeur i_0 introduit ou non, un certain seuillage. On peut ainsi favoriser la position du contour dans une zone donnée.

c) Energie de contexte

L'énergie de contexte, parfois appelée énergie de contraintes, permet d'introduire des connaissances *a priori* sur le contour. C'est une énergie qui exprime des contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur pour obtenir le contour recherché.

Le *snake* représente, donc, le premier modèle de contour actif à être utilisé et sa fonctionnelle d'énergie qui régie son processus de déformation, prends, après avoirs définis ses différents termes, la forme suivante [6] :

$$E(v(s, t)) = \alpha \int_a^b |v'(s, t)|^2 ds + \beta \int_a^b |v''(s, t)|^2 ds - \gamma \int_a^b p ds \quad (\text{I.11})$$

Avec : α, β et γ : les coefficients qui permettent de pondérer l'influence de chaque terme.

La formulation de *Kass* [6], revient à utiliser l'équation suivante, pour la minimisation de l'équation (I.11) [6] :

$$\gamma v_t + \frac{\partial(E_{int})}{\partial v} = - \frac{\partial(E_{ext})}{\partial v} \quad (\text{I.12})$$

où γ est un facteur de frottement et qui peut alors être considéré comme un pas de temps [12]. Dans ce cas l'équation (I.12) donne lieu à l'équation [6] :

$$\gamma \frac{\partial v}{\partial t} - \alpha \frac{\partial(v_s)}{\partial s} + \beta \frac{\partial^2(v_{ss})}{\partial s^2} = - \frac{\partial(E_{ext})}{\partial s} \quad (\text{I.13})$$

Avec : $v_s = \frac{\partial v}{\partial s}$

$$\left| \frac{dv}{ds} \right|^2 = |v_i - v_{i-1}|^2$$

$$\left| \frac{dv^2}{ds^2} \right|^2 = |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2$$

On peut poser $F = \frac{\partial(E_{ext})}{\partial s}$ qui correspondra au gradient de l'énergie de l'image.

Afin de déterminer la solution de l'équation (I.13), il est nécessaire de passer par la discrétisation des différentes dérivées. Au final, on obtiendra [6] :

$$v(t) = (A + \gamma Id)^{-1} (\gamma v(t-1) - \frac{\partial E_{ext}(t-1)}{\partial s}) \quad (\text{I.14})$$

où :

- $v(t-1)$: La position du *snake* à l'instant $t-1$
- $v(t)$: La position du *snake* à l'instant t

- A : matrice pentadiagonale :

$$A = \begin{bmatrix} 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & 0 & \dots \\ -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & \dots \\ \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & \dots \\ 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \dots \\ 0 & 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots \end{bmatrix}$$

- I_d : matrice identité

I.3.2 Contours actifs basés région

I.3.2.1 Définition

Les modèles basés régions ont pour principe de faire évoluer une courbe de telle sorte qu'à la convergence, elle réalise une partition de l'image en deux régions homogènes intérieure et extérieure [4].

Dans une image, on peut avoir plusieurs régions. L'intensité de pixels d'une région R est approchée par une combinaison linéaire des fonctions $R_i(x, y)$. L'énergie de la région R est définie comme suit [4] :

$$E_{r\acute{e}gion} = \iint (I(x, y) - \mu)^2 dx dy \tag{I.15}$$

où μ est l'image de la région, et $I(x, y)$ est un pixel.

Cette définition de l'énergie permet de déterminer celle associée au contour $E_{contour}$. Elle est choisie comme étant la frontière entre les deux régions R_{int} et R_{out} (Figure I.9). Elle permet de mesurer le degré de similitude entre deux régions [4], tel que :

$$E_{contour} = D[R_{int}, R_{out}] = E_{r\acute{e}gion}(R_{int} \cup R_{out}) - E_{r\acute{e}gion}(R_{int}) - E_{r\acute{e}gion}(R_{out}) \tag{I.16}$$

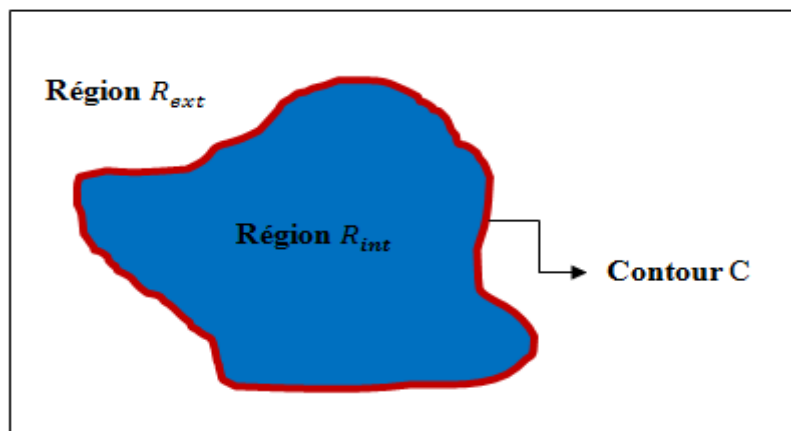


Figure I. 9: Illustration des régions R_{int} et R_{ext} qui sont délimitées par le contour C .

Les contours actifs basés régions reposent sur la minimisation de l'énergie globale qui est donnée [4] :

$$J(\Omega) = \int_{\Omega_{int}} k_{int}(x, y, \Omega_{int}) ds + \int_{\Omega_{ext}} k_{ext}(x, y, \Omega_{ext}) ds + \int_C k_{contour}(x, y) ds \quad (I.17)$$

Avec :

- Ω : le domaine entier de l'image.
- $\Omega_{int}, \Omega_{ext}$: La région intérieure et extérieure du contour C respectivement.
- $k_{int}(x, y, \Omega_{int})$: Le descripteur de l'intérieure du contour C, définissant les objets Ω_{int} .
- $k_{ext}(x, y, \Omega_{ext})$: Le descripteur extérieur, définissant le fond.
- $k_{contour}$: Le descripteur du contour C, représentant une fonction de régularité du contour par rapport aux deux termes de régions.

Les contours actifs basés régions sont plus robustes au bruit de l'image et moins sensibles au positionnement initial de la courbe. Le modèle basique de ce type de contour est sans doute le modèle de *Chan* et *Vese*. L'idée basique de ce modèle est de répartir l'image en deux régions d'intensité presque uniforme. L'une représente l'objet à détecter et l'autre le fond [7].

I.3.2.2 Modèle Chan et Vese

Ce modèle est basé sur la minimisation d'énergie, qui est une combinaison de deux sous termes d'énergie F_1 et F_2 [7] :

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

avec : c_1, c_2 : Les moyennes de niveaux de gris à l'intérieur $F_1(C)$ et à l'extérieur $F_2(C)$ de la courbe C .

Sachant que :

- $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est à l'extérieur de l'objet (Figure I.10.a).
- $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) > 0$ si C est à l'intérieur et l'extérieur de l'objet (Figure I.10.b).
- $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) > 0$ si C est à l'intérieur de l'objet (Figure I.10.c).
- $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est sur le contour de l'objet (Figure I.10.d).

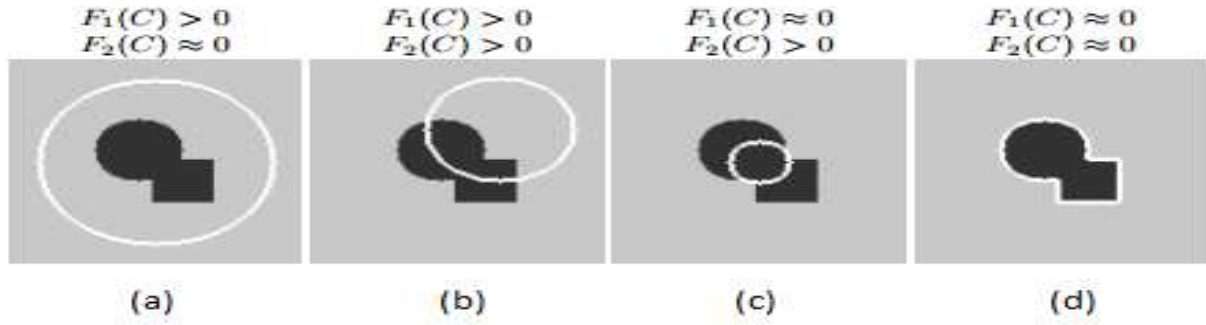


Figure I.10 : les positions de la courbe C par rapport à l'objet

Cette énergie correspond à l'énergie externe. Ainsi, afin d'assurer une certaine régularité de la courbe, une énergie interne est rajoutée sous forme de la longueur et l'air de celle-ci. L'énergie totale est donnée par [7] :

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

avec :

- *longueur(C)*: La longueur de la courbe C.
- *aire* (Ω_{int}) : L'aire de la région Ω_{int} .
- $v \geq 0, \mu \geq 0, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$: Des paramètres fixés.

Par rappel, pour la formulation des *level-sets*, une courbe évolutive est représentée par le niveau zéro d'une fonction distance signée ϕ où l'intérieur et l'extérieur du contour sont représentés comme la surface positive (ω) et la surface négative ($\Omega - \omega$) de la fonction level set, tel que [7] :

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

Ainsi, la fonction *Heaviside* et la fonction de *Dirac* sont données respectivement par :

$$H(\phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \phi \geq 0 \\ 0 & \text{si } \phi < 0 \end{cases} \quad (I.21)$$

Et les termes dans l'énergie F sont reformulés de la façon suivante [7] :

$$\begin{cases} \text{longueur}(\phi = 0) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ \text{aire}(\phi = 0) = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \end{cases} \quad (I.22)$$

$$\begin{cases} \int_{\Omega_{int}} |I(x,y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x,y) - c_1|^2 H(\phi(x,y)) dx dy \\ \int_{\Omega_{ext}} |I(x,y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x,y))) dx dy \end{cases}$$

L'énergie peut-être réécrite comme ceci [7] :

$$\begin{aligned} F(C, c_1, c_2) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x,y)) |\nabla \phi(x,y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x,y)) dx dy + \\ & \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x,y) - c_1|^2 H(\phi(x,y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x,y))) dx dy \end{aligned} \quad (I.23)$$

Les valeurs de c_1, c_2 en fonction de ϕ sont les suivantes [7] :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) \cdot H(\phi(x,y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x,y)) dx dy} \quad (I.24)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) \cdot (1 - H(\phi(x,y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x,y))) dx dy} \quad (I.25)$$

Au finale, l'équation d'évolution de ϕ est décrite par l'équation suivante [7] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (I.26)$$

En prenant compte de l'évolution de la courbe de niveaux dans le temps, on a [7] :

$$\frac{\phi_{i,j}^{t+1} + \phi_{i,j}^t}{\Delta t} = \delta_{\varepsilon}(\phi_{i,j}^t) [\mu k - \nu - \lambda_1 (I(i,j) - c_1(\phi^t))^2 + \lambda_2 (I(i,j) - c_2(\phi^t))^2] \quad (I.27)$$

Pour assurer sa représentation en distance signée par rapport à son niveau zéro, la fonction ϕ est réinitialisé comme suit [4] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Delta t \cdot \operatorname{signe}(\phi) (1 - |\nabla \phi|) \quad (I.28).$$

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le principe des contours actifs. Nous avons expliqué leurs représentations qui sont la représentation paramétrique et la représentation géométrique en citant les avantages et les inconvénients de chacune d'elles. Nous avons aussi défini leurs deux grandes approches à savoir l'approche basée contour et l'approche basée région.

Les approches basées contour qui ne prennent en considération que l'information locale sont assez sensibles au bruit. En plus, en minimisant sa fonctionnelle énergétique, il est fort probable de tomber dans un minimum local. Par contre, les approches basées régions sont efficaces dans des cas

simples où l'objet à segmenter est facilement séparable du fond. En résumé, les méthodes de segmentation par contour actif basés régions définissent la segmentation comme un processus de séparation de régions de l'image, à l'opposé des approches basés contours qui elles ne considèrent que l'information des contours présents dans l'image.

Cependant, nous pouvons toujours en profiter des avantages des deux modèles en les exploitants afin d'avoir un modèle plus performant. C'est l'objectif du chapitre suivant.

Chapitre 2

L'approche adoptée

II.1 Introduction

Les contours actifs basés région, comme cela était présenté précédemment, sont robustes vis-à-vis de l'initialisation du contour actif ainsi qu'au bruit de l'image. Cependant, elles échouent à segmenter les objets trop hétérogènes. Dans le but de surmonter les limitations des approches basés régions globales, une nouvelle tendance de contours actifs basé région à vu le jour qui se basent, non plus sur l'information globale des différentes régions, mais sur l'information locale extraite des différentes régions. L'idée est d'extraire les statistiques de l'image localement pour chaque point le long du contour actif.

Ainsi, nous allons présenter dans ce chapitre un parmi les modèle orienté dans ce sens, c'est-à-dire une approche locale basée région qui utilise l'information locale de l'image.

II.2 Présentation de l'approche locale basée région

L'inhomogénéité d'intensité apparait dans beaucoup d'images du monde réel en raison de différents modalités, par conséquent, il sera difficile de maintenir les contraintes globales sur les données de l'image. Afin de surmonter ces problèmes, les auteurs dans [8] 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'appliqué 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 contour actif. Dans ce modèle, les statistiques locales de l'image sont considérées au lieu des statistiques globales [9].

Le choix des statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du contour actif est basé sur la définition d'une fonction disque, carrée, qui délimite les régions locales définie comme l'intersection de ce disque avec l'intérieure et l'extérieure du contour actif [9] (Figure II.1).

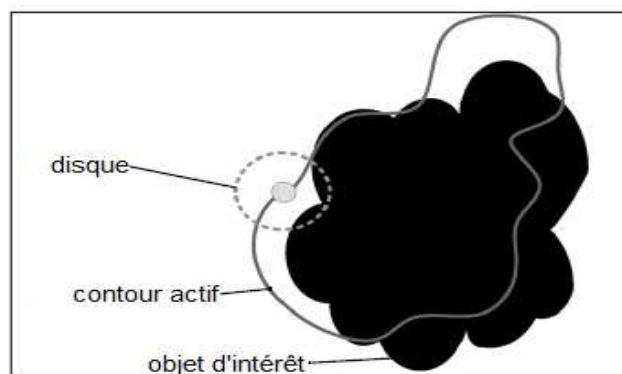


Figure II.1 : Approche locale du contour actif basée région.

La fonction disque est notée comme suit [9] :

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & \|x - y\| < r \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Tel que r est le rayon du disque, y est un point sur l'image et x est le centre du disque. Cette fonction vaut 1 dans la région locale centré en x et 0 ailleurs.

II.3 Formulation de la méthode par les ensembles de niveaux

Notons I une image définie sur un domaine Ω et $I(x)$ l'intensité du pixel x tel que $x \in \Omega$. On a C un contour fermé représenté par le niveau zéro d'une fonction de distance signée ϕ tel que $C = \{X | \phi(x)=0\}$. Le but de ce processus est de faire évoluer implicitement le contour C tel qu'à la convergence $\phi < 0$ (intérieur de C) et $\phi > 0$ (extérieur de C) représentent, respectivement, l'objet d'intérêt et le fond. Dans la formulation des ensembles de niveaux, une fonction *Heaviside* $H(\phi(x))$ est employée pour spécifier l'intérieur et l'extérieur de C , respectivement, par la valeur 1 et 0. La fonction *Heaviside* est notée comme suit [10] :

$$H\phi(x) = \begin{cases} 1, & \phi(x) < -\epsilon \\ 0, & \phi(x) > \epsilon \\ \frac{1}{2} \left\{ 1 + \frac{\phi}{\epsilon} + \frac{1}{\pi} \sin \left(\frac{\pi\phi(x)}{\epsilon} \right) \right\}, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

L'extérieur de C est défini comme $(1-H(\phi(x)))$.

Pour spécifier la zone située juste autour de la courbe, il faut utilisée la dérivée de $H(\phi(x))$ qui est défini par la fonction *Dirac* $\delta(\phi(x))$, qui est égale à 1 le long du contour et 0 ailleurs. La fonction *Dirac* est notée comme suit [9] :

$$\delta\phi(x) = \begin{cases} 1, & \phi(x) = 0 \\ 0, & |\phi(x)| < \epsilon \\ \frac{1}{2\epsilon} \left\{ 1 + \cos \left(\frac{\pi\phi(x)}{\epsilon} \right) \right\}, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

L'estimation des fonctions *Heaviside* et *Dirac* sont, respectivement, comme suit [9] :

$$\begin{cases} H_\epsilon(\phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi}{\epsilon} \right) \right) \\ \delta_\epsilon(\phi) = H'_\epsilon(\phi) = \frac{1}{\pi\epsilon} \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{\phi}{\epsilon} \right)^2 \right)} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

$$\epsilon = 10^{-5}$$

II.4 Energie du contour actif

Pour le calcul de l'énergie, on utilise $B(x,y)$ qui se déplace sur chaque point le long du contour actif. Le disque $B(x,y)$ permet de sélectionner les informations locales autour de x . L'équation d'énergie est la suivante [2] :

$$E(\phi) = \int_{\Omega_x} (\delta\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x,y) \cdot F(I(y), \phi(y)) dy dx. \quad (\text{II.5})$$

avec : F fonction générique d'énergie, $I(y)$ intensité du pixel y , $\phi(y)$ fonction de distance signée.

La fonction F est utilisée pour représenter l'adhérence locale à chaque point le long du contour. Ainsi, la contribution totale du premier termes de l'énergie est la somme des valeurs de F pour chaque voisinage $B(x,y)$ le long du niveau zéro. Afin de maintenir la courbe lisse, un terme de régularisation pondéré par le paramètre λ [8]. La fonction d'énergie devient [9] :

$$E(\phi) = \int_{\Omega_x} \delta\phi(x) \int_{\Omega_y} B(x,y) \cdot F(I(y), \phi(y)) dy dx + \lambda \int_{\Omega_x} \delta\phi(x) \|\nabla\phi(x)\| dx \quad (\text{II.6})$$

Où : ∇ est l'opérateur gradient.

On prenant la première variation de cette énergie on obtient l'équation d'évolution suivante [8] :

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}(x) = \lambda_1 \delta\phi(x) \int_{\Omega_y} B(x,y) \cdot \nabla_{\phi(y)} F(I(y), \phi(y)) dy + \lambda_2 \delta\phi(x) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla\phi(x)}{|\nabla\phi(x)|} \right) \quad (\text{II.7})$$

où : $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla\phi(x)}{|\nabla\phi(x)|} \right)$ est le terme de courbure, qui a pour rôle la régularisation du contour.

λ_1, λ_2 : Paramètre de pondération des deux termes.

II.5 Diverses mesures de la force F

Comme on a dit précédemment, F est une force d'énergie. Plusieurs méthodes peuvent être employées pour le calcul de la force F tel : - l'énergie de modélisation uniforme et l'énergie de séparation des moyennes. Dans ces deux énergies, les moyennes d'intensités globales des régions intérieurs et extérieurs désignées, respectivement, U et V .

Puisque l'extraction des informations image est locale, les versions locales de ces moyennes d'intensités sont utilisées [8] :

$$U_x = \frac{\int_{\Omega_y} B(x,y).H\phi(y).I(y)dy}{\int_{\Omega_y} B(x,y).H\phi(y).dy} \quad (\text{II.8})$$

$$V_x = \frac{\int_{\Omega_y} B(x,y).(1-H\phi(y)).I(y)dy}{\int_{\Omega_y} B(x,y).(1-H\phi(y)).dy} \quad (\text{II.9})$$

U_x et V_x représentent les moyennes d'intensités locales à l'intérieur et à l'extérieur du contour localisé par $B(x, y)$ à chaque point x , respectivement. Ces statistiques sont nécessaires pour déterminer les énergies locales de chaque point le long de la courbe [8].

II.5.1 L'énergie de modélisation uniforme (*Force de Chan-Vese*)

Dans le calcul de cette première force, l'énergie de *Chan* et *Vese* [4] est considérée, où la région d'intérêt est représentée par sa moyenne d'intensité intérieure et extérieure du contour [4]. L'énergie du contour actif dans la formulation des ensembles de niveaux est exprimée par :

$$E_{UM} = \int_{\Omega_y} H\phi(y)(I(y) - U)^2 + (1 - H\phi(y))(I(y) - V)^2 dy \quad (\text{II.10})$$

Cette énergie modélise l'objet et l'arrière plan en tant qu'intensité constante représentée par leur moyenne U et V . La fonction d'énergie correspondante est formée par le remplacement des moyennes U et V globales par leurs équivalents locaux U_x et V_x . L'équation suivante est obtenue [8]:

$$F_{UM} = H\phi(x)(I(y) - U_x)^2 + (1 - H\phi(x))(I(y) - V_x)^2 \quad (\text{II.11})$$

Après l'obtention de cette fonction, elle sera remplacée dans l'équation (II.6) pour former une énergie complète. Afin de l'incorporer dans l'équation d'évolution, elle doit être dérivée par rapport à $\phi(y)$. On aura alors [8] :

$$\nabla_{\phi y} F_{UM} = \delta\phi(y)((I(y) - U_x)^2 - (I(y) - V_x)^2) \quad (\text{II.12})$$

On insérant l'équation ci-dessus dans l'équation (II.7), nous obtiendrons la version localisée de l'énergie de modélisation uniforme suivante [8] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}(x) = \delta\phi(x) \int_{\Omega_y} B(x,y)\delta\phi(y).((I(y) - U_x)^2 - (I(y) - V_x)^2)dy + \lambda \delta\phi(x) \text{div} \left(\frac{\nabla\phi(x)}{|\nabla\phi(x)|} \right) \quad (\text{II.13})$$

L'énergie minimale est atteinte lorsque chaque point de la courbe évolue de telle sorte que l'intérieur local et l'extérieur local seront les mieux approché par les moyennes locales U_x et V_x [8].

II.5.2 L'énergie de séparation des moyennes (*Force de Yezzi*)

Cette énergie a été proposée par *Yezzi* [10]. Elle se repose sur le principe que l'image ne contient que deux types de régions. La première représente le premier plan R^r d'intensité I^r et une région d'arrière plan R^c d'intensité I^c tel que $I^c \neq I^r$. On souhaite déterminer une évolution qui attirera continuellement toute courbe fermée initiale C vers la frontière de la région. Etant donné que C renfermera une partie de la région R^r et une partie de la région R^c . Les intensités moyennes U et V à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe sont, respectivement, bornée au-dessus et en-dessous par I^r et I^c . Par conséquent, on utilise la distance entre U et V pour mesurer à quel point C a séparé le premier plan et le fond assurant une limite supérieure $|I^r - I^c|$. L'énergie de séparation des moyennes est donnée comme suit [11] :

$$E_{MS} = \int_{\Omega_y} (U - V)^2 \quad (\text{II.14})$$

L'optimisation de l'énergie fait que la courbe se déplace de sorte que les moyennes intérieures et extérieures ont la plus grande différence possible. Une fonction F est formée en localisant l'énergie globale avec des moyennes locales [8] :

$$F_{MS} = (U_x - V_x)^2 \quad (\text{II.15})$$

On calcule la dérivée de F_{MS} par rapport à $\phi(y)$ on obtient [8] :

$$\nabla_{\phi y} F_{MS} = \delta\phi(y) \left(\frac{(U(y) - U_x)^2}{A_u} - \frac{(U(y) - V_x)^2}{A_v} \right) \quad (\text{II.16})$$

avec : A_u et A_v sont les zones de l'intérieur local et l'extérieur local donnés, respectivement, ci-dessous [8] :

$$A_u = \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H\phi(y) \cdot dy \quad (\text{II.17})$$

$$A_v = \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot (1 - H\phi(y)) \cdot dy \quad (\text{II.18})$$

Après l'obtention de la dérivée F_{MS} , on la remplace dans l'équation (II.6). On obtient, ainsi, le flux local basé sur la région [8] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}(x) = \lambda_1 \delta\phi(x) \int_{\Omega_y} B(x, y) \delta\phi(x) \cdot \left(\frac{(U(y) - U_x)^2}{A_u} - \frac{(U(y) - V_x)^2}{A_v} \right) dy + \lambda_2 \delta\phi(x) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla\phi(x)}{|\nabla\phi(x)|} \right) \quad (\text{II.19})$$

L'optimum de cette énergie est obtenu lorsque U_x et V_x sont les plus différents à chaque point x le long du contour actif [8].

II.6 Algorithme de l'approche locale basée région

Nous pouvons résumer l'algorithme de l'approche locale basée région, comme suit :

- 1 Introduire l'image ;
- 2 Initialisation de la fonction de distance signée ϕ_k , $k = 0$;
- 3 Initialisation du nombre d'itération $i \leftarrow 0$;
- 4 Introduire le rayon R selon l'équation (II.1) ;
- 5 Introduction des paramètres de pondération de l'équation d'évolution λ_1 et λ_2 ;
- 6 Choisir le type de voisinage (cercle, carré) ;
- 7 Choisir le type de force : selon les équations (II.11) et (II.15) ;
- 8 Tant que $i < \text{nombre d'itérations}$
 - Calcul de la fonction Heaviside H_ε et Dirac δ_ε selon l'équation (II.4) ;
 - Calcul du terme de la courbure (le 2^{ème} terme dans l'équation II.19) ;
 - Mettre à jour ϕ_k selon l'équation (II.19) ;
 - $i \leftarrow i+1$;
 - Jusqu'à $i = \text{nombre d'itérations}$ ou $\phi_{k+1} = \phi_k$;

II.7 Différence entre l'approche locale basée région et la méthode de la bande étroite

Pour aider le lecteur à comprendre la différence qu'il a entre l'approche local et la bande étroite, nous rappellerons, brièvement, le principe de chacune :

- ❖ le principe de l'approche locale des contours actifs basées régions est d'initialiser une fonction *level set* qui considère la courbe évolutive comme le niveau zéro d'une surface. L'extraction des informations locales à l'intérieur et à l'extérieur du contour actif est basé sur la définition d'une fonction disque, cette dernière apparait les régions locales définie comme l'intersection du disque avec l'intérieur et l'extérieur du contour actif, et masque les autres régions, l'analyse de ces régions locales conduit à la construction d'une famille d'énergie. Afin d'optimiser ces énergie locales, chaque point est considéré séparément, et se déplace pour minimiser ou maximiser l'énergie calculer dans sa propre région locale.
- ❖ Afin d'accélérer l'évolution des ensembles de niveaux, l'idée principale de la méthode de la bande étroite consiste à ne traiter que les points qui sont proches du niveau zéro de

la fonction \emptyset [12]. Une fois la surface initialisée, la bande est calculée en déterminant tous les points qui sont séparés du niveau zéro par une distance inférieure à un seuil s (le choix de s est donc critique pour les performances de la méthode). La bande contient aussi bien des points extérieurs qu'intérieurs, de façon à ce que la surface puisse se dilater ou au contraire se rétracter (Figure II.3). L'équation d'évolution est ensuite appliquée itérativement sur tous les points appartenant à la bande. Au cours de l'évolution, l'ensemble de niveaux zéro est amené à dépasser les bords de la bande. Il est donc nécessaire de pouvoir détecter ce cas lorsqu'il se présente et de mettre à jours la bande en conséquence. Par ailleurs, il convient de réinitialiser périodiquement la fonction \emptyset sur l'ensemble de l'image, de façon à ce qu'elle s'apparente toujours à la distance signée par rapport à la surface [12].

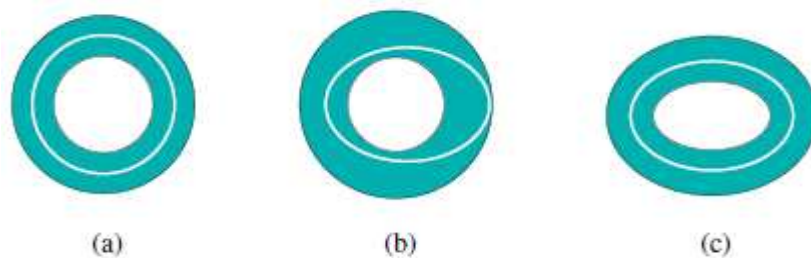


Figure II.3 : Principe de la bande étroite. (a) initialisation, (b) évolution, (c) mise à jour.

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche locale basée région. La modélisation du contour actif a été réalisée en utilisant la méthode des ensembles de niveaux pour la raison de leur grande capacité à s'adapter automatiquement aux changements topologiques.

Pour rendre compte de l'apport de cette approche, nous allons réaliser plusieurs tests. Ce que nous ferons dans la partie suivante.

Partie 2
Etude pratique

Chapitre III

Etude de l'influence des paramètres

III.1 Introduction

Après avoir présenté l'approche locale basée région dans le chapitre précédent. Nous allons présenter, dans ce qui suit, l'étude de l'influence des différents paramètres constituant le modèle adopté. Pour se faire, nous allons appliquer notre modèle, en lui faisant varier ses paramètres, sur différents types d'images. L'implémentation se fera avec le langage MATLAB version 7.10.0.

III.2 Langage de programmation

MATLAB est un langage de programmation qui est initialement créé pour traiter des problèmes d'algèbres linéaires. Donc, en tant qu'outil optimisé pour le calcul matriciel, il convient parfaitement pour le développement rapide d'algorithmes et de programmes pour le traitement d'images. Le programme développé est implémenté sur PC portable équipé d'un système d'exploitation Windows 8.1 professionnel. Les performances sont : un processeur : Intel(R) core (TM) i5-3210 CPU, 250 GHz et une mémoire vive de 4 Go.

III.3 Description des images utilisées

Pour effectuer nos tests, nous avons choisi trois types d'images : des images synthétiques des images médicales et des images réelles, 5 images chacune, respectivement (Figure III.1). Ces images sont de tailles et de formats différents (*Annexe*).

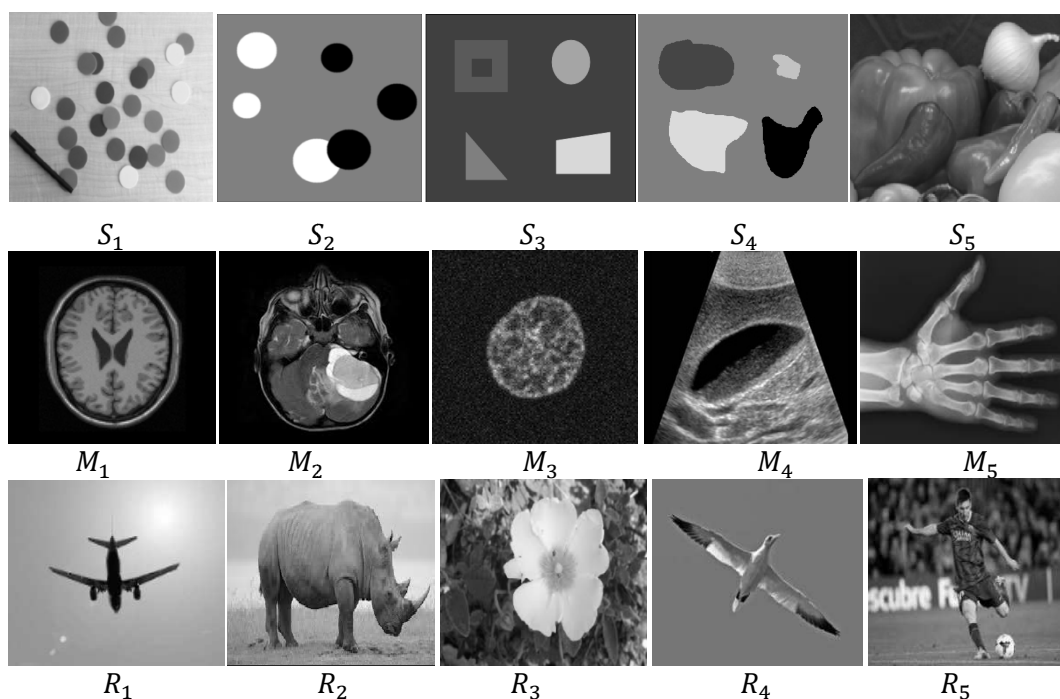


Figure III.1 : Images tests : images synthétiques (1^{er} ligne), images médicales (2^{ème} ligne), images réelles (3^{ème} ligne).

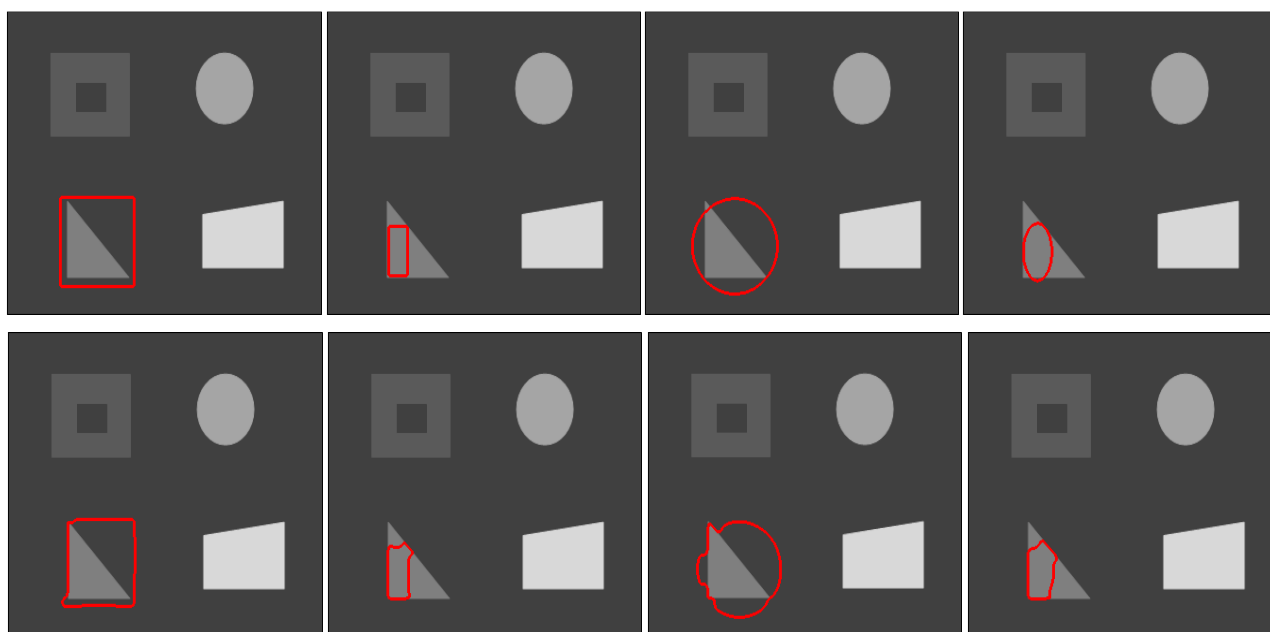
III.4 Variation des paramètres

L'objectif est d'étudier l'influence des paramètres principaux de l'approche adoptée sur le résultat final. Les paramètres de notre approche sont : le type du voisinage, le poids affecté à la courbure (λ) et le rayon de la fonction disque. Les valeurs par défaut de ces paramètres sont définis dans [9] comme suit: type du voisinage (cercle ou carrée), $\lambda = 0.2$, Rayon = 9, et la force ou le modèle choisi. Cependant le contour initial ainsi que le nombre d'itérations sont des paramètres à prendre en considération, éventuellement.

III.4.1 Test 1 : variation de l'initialisation

Dans le but de trouver l'influence de l'initialisation, nous allons essayer plusieurs formes et positions d'initialisations tels que : initialisation carré à l'extérieur de l'objet, initialisation carré à l'intérieur de l'objet, initialisation cercle à l'extérieur de l'objet, initialisation cercle à l'intérieur de l'objet.

Pour ce premier test, nous avons fixé les paramètres comme suit: nombre d'itérations=1000 itr, force=Yezzi, voisinage = cercle, $\lambda=0.2$, Rayon=9. Les figures III.2 jusqu'à la figure III.16 montrent les différents résultats pour différents initialisations sur différents images.



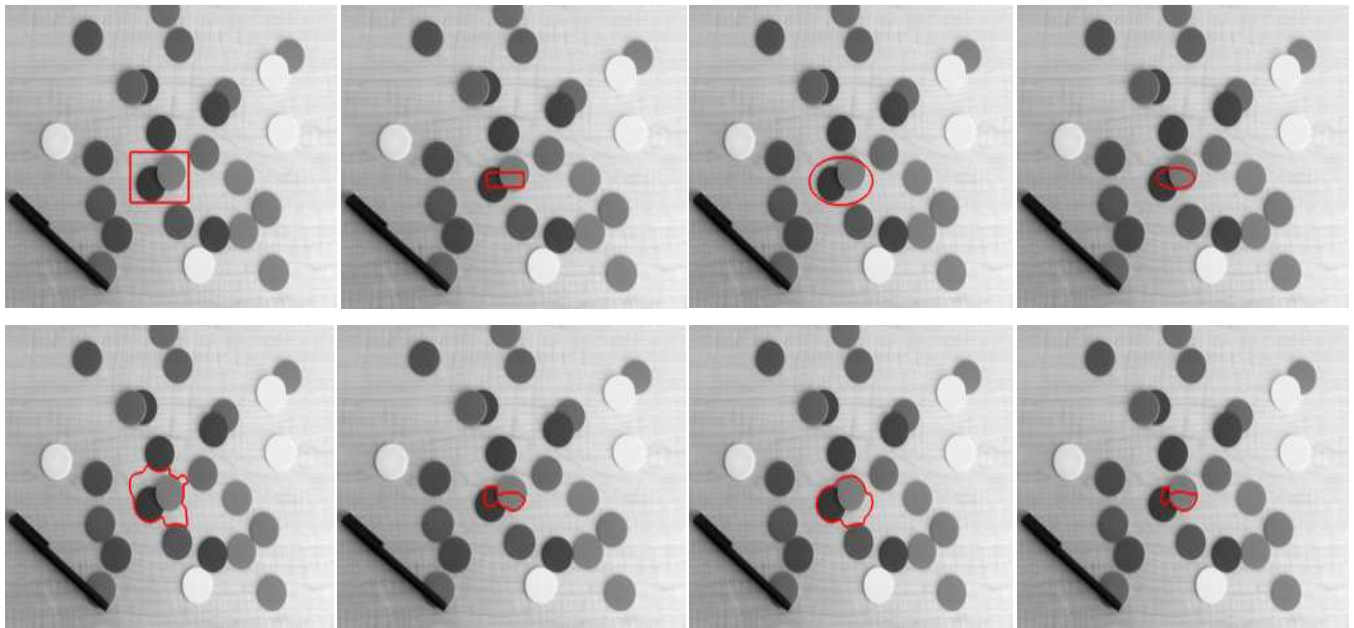
Arrêt à 73 itr

Arrêt à 59 itr

Arrêt à 200 itr

Arrêt à 67 itr

Figure III.2: Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image S_1 .



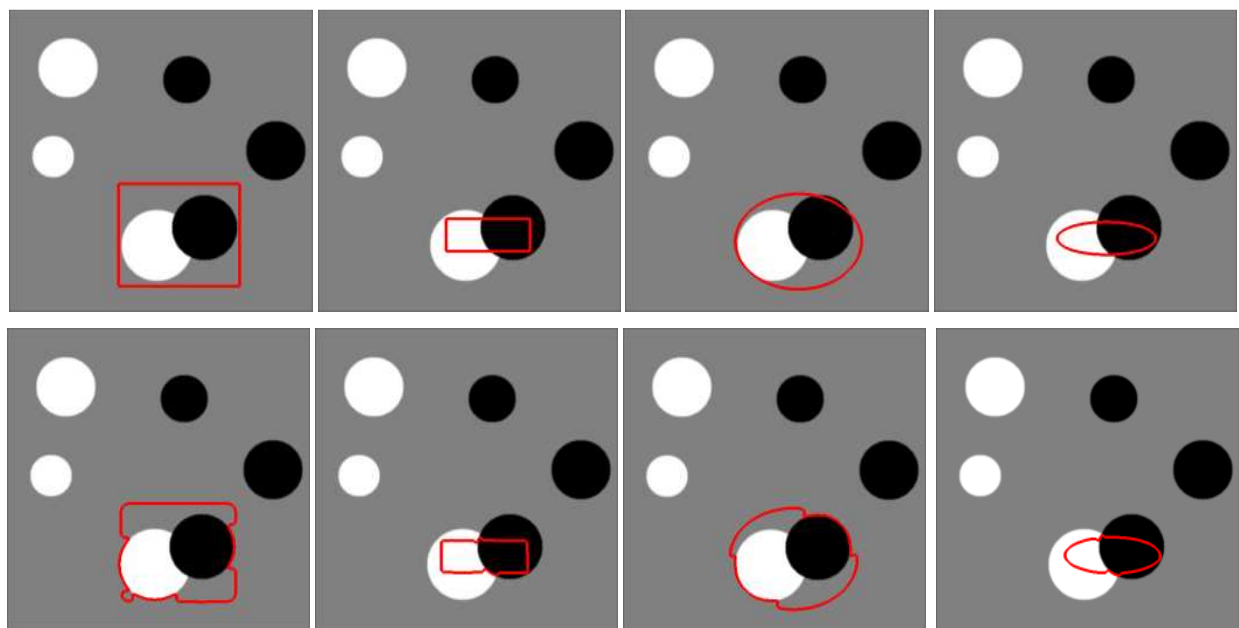
Arrêt à 131 itrs

Arrêt à 78 itrs

Arrêt à 182 itrs

Arrêt à 146 itrs

Figure III.3 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image S_2 .



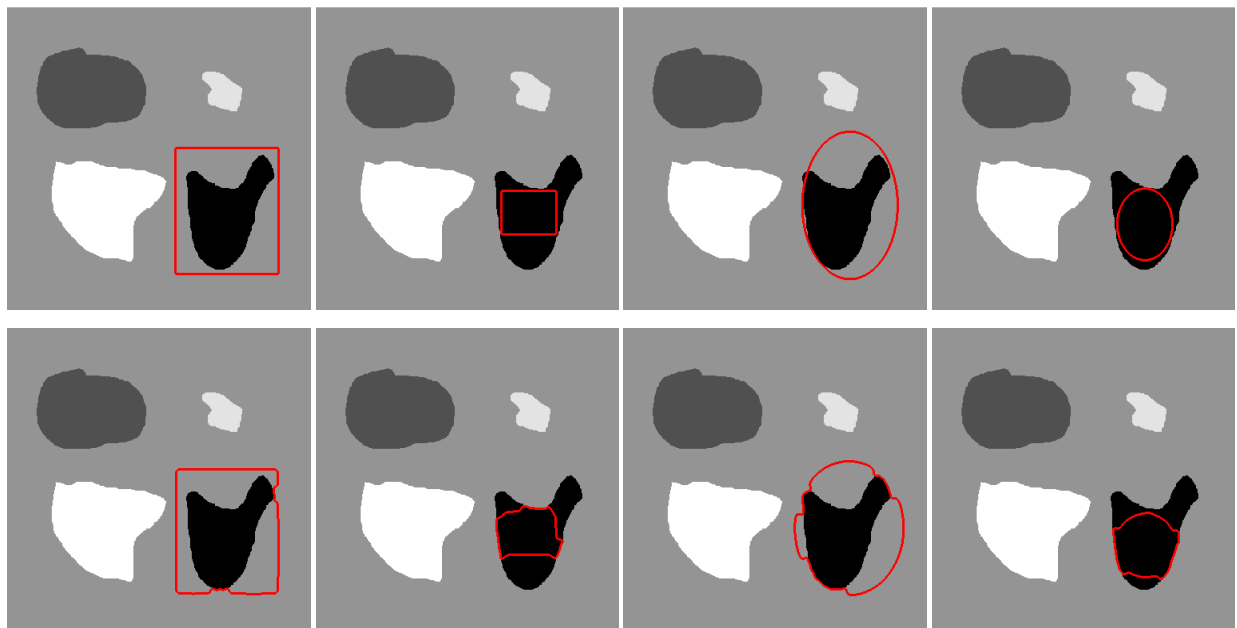
Arrêt à 571 itrs

Arrêt à 72 itrs

Arrêt à 586 itrs

Arrêt à 49 itrs

Figure III.4 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image S_3 .



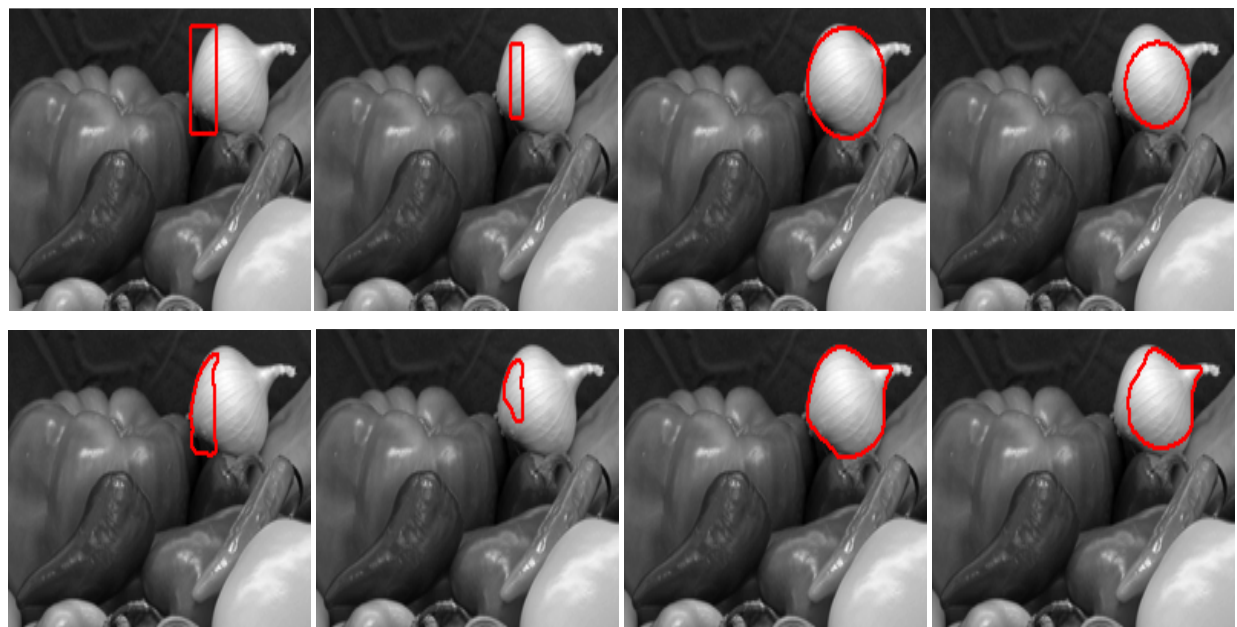
Arrêt à 86 itrs

Arrêt à 216 itrs

Arrêt à 319 itrs

Arrêt à 176 itrs

Figure III.5 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image S_4 .



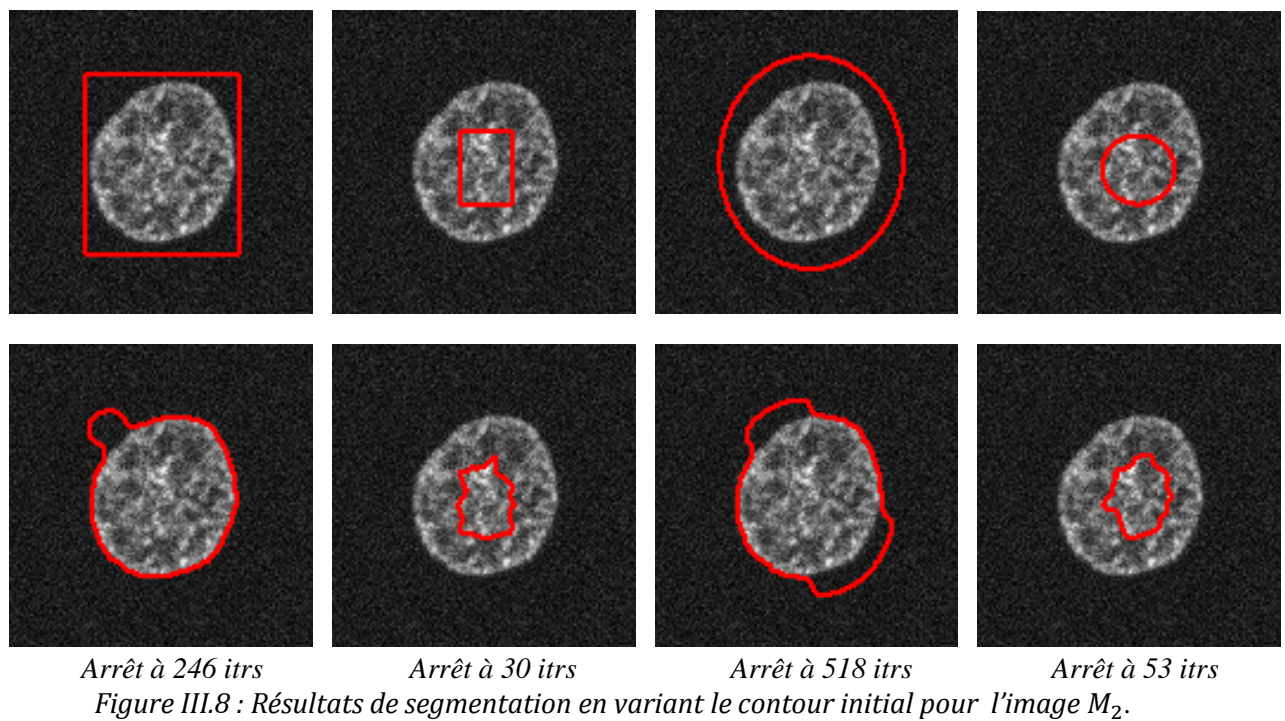
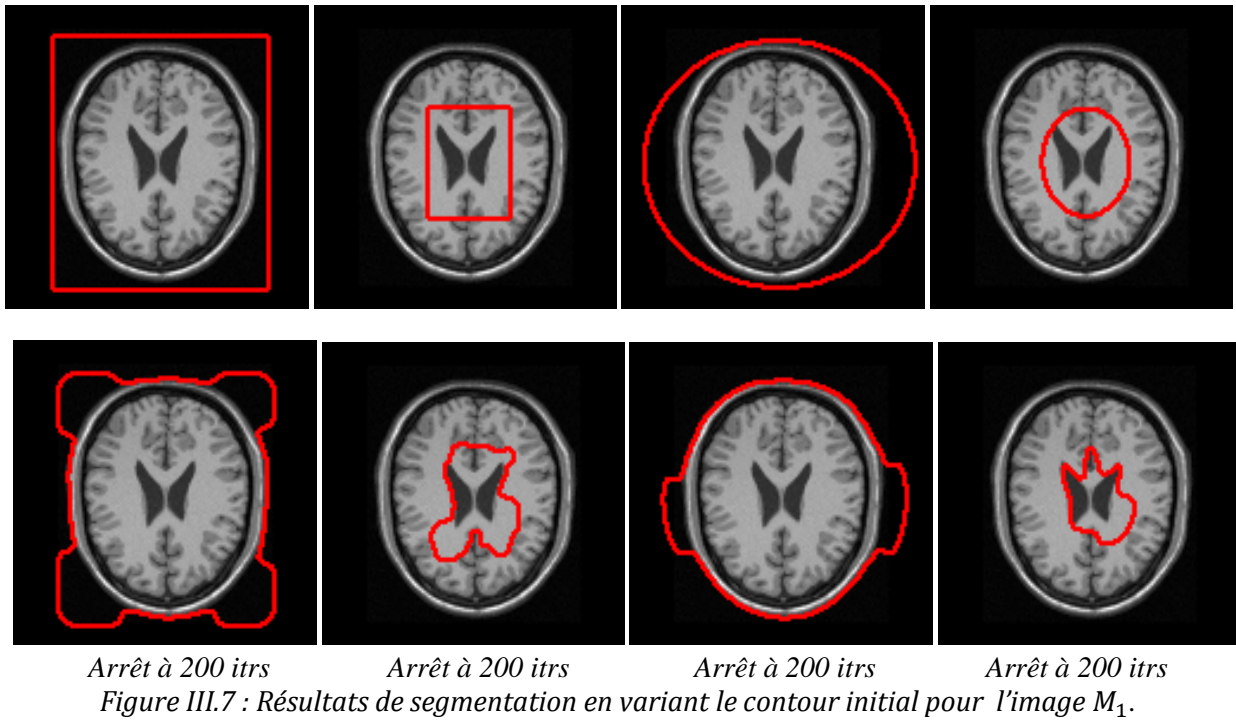
Arrêt à 69 itrs

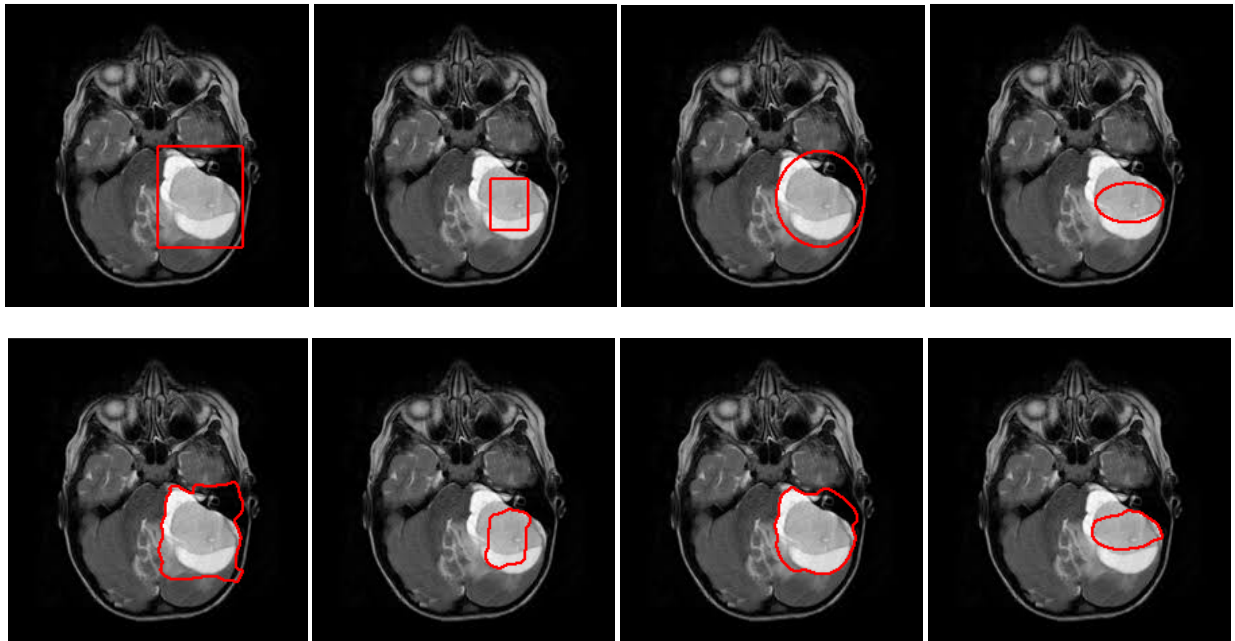
Arrêt à 71 itrs

Arrêt à 52 itrs

Arrêt à 108 itrs

Figure III.6 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image S_5 .





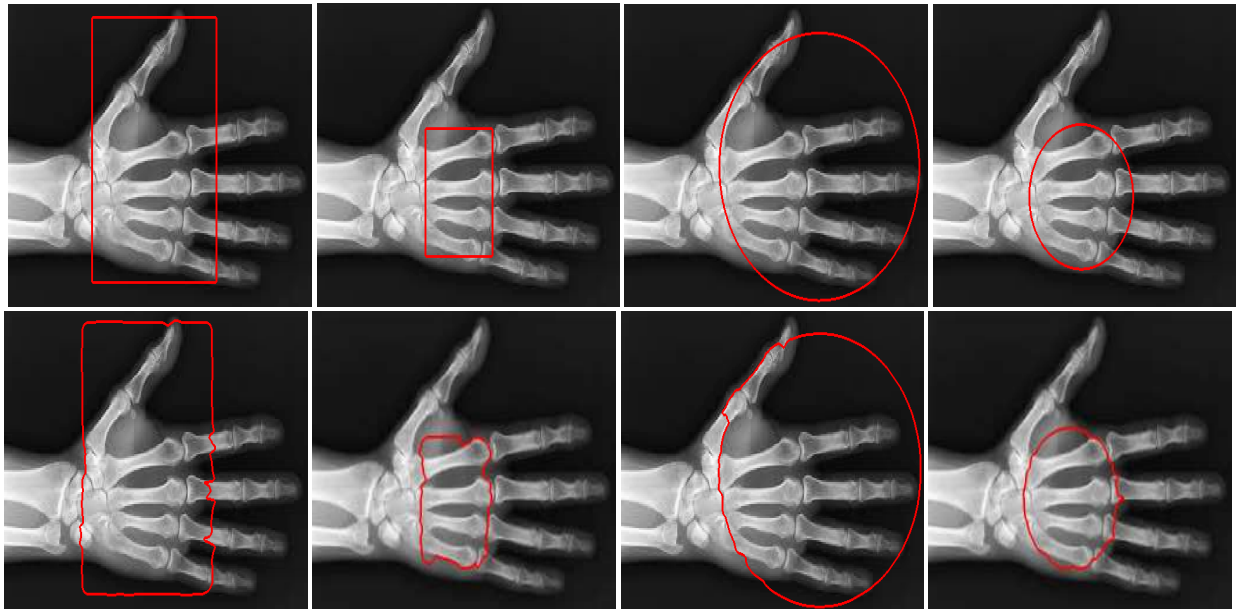
Arrêt à 201 itr

Arrêt à 82 itr

Arrêt à 102 itr

Arrêt à 59 itr

Figure III.9 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image M_3 .



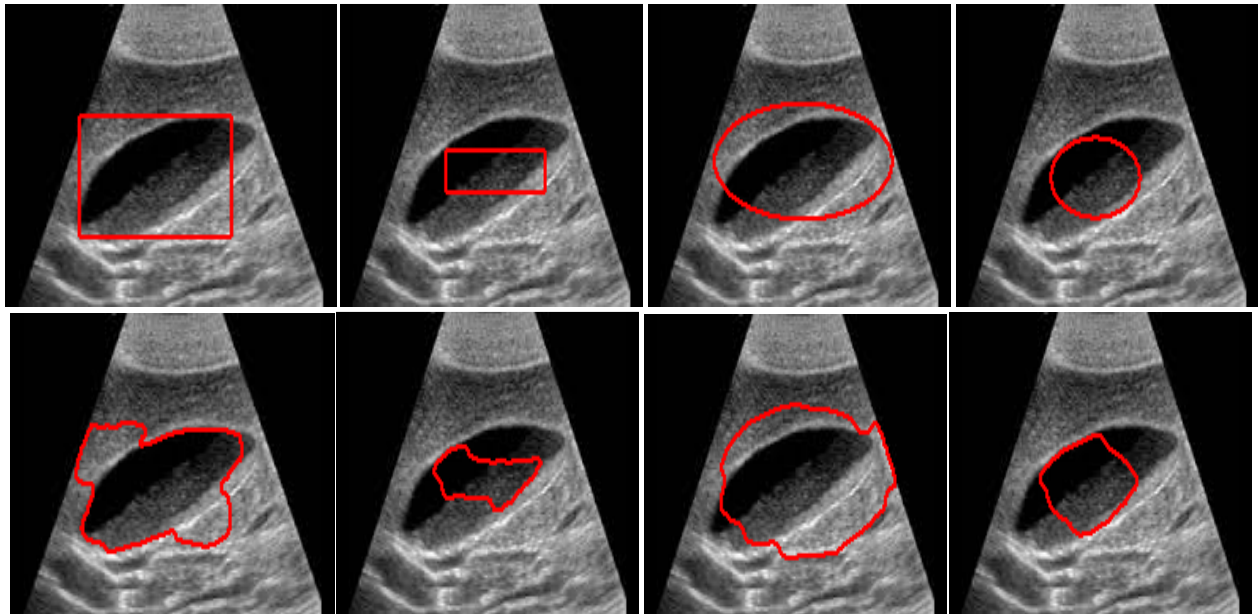
Arrêt à 201 itr

Arrêt à 374 itr

Arrêt à 188 itr

Arrêt à 120 itr

Figure III.10 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image M_4 .



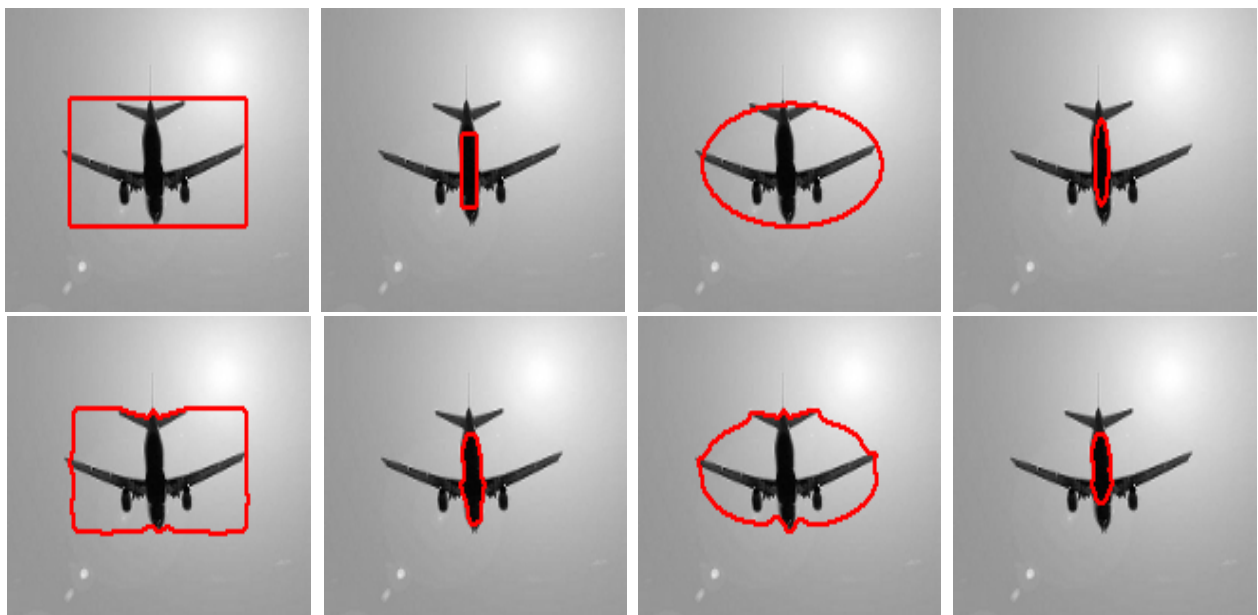
Arrêt à 204 itrs

Arrêt à 110 itrs

Arrêt à 144 itrs

Arrêt à 77 itrs

Figure III.11: Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image M_1 .



Arrêt à 49 itrs

Arrêt à 48 itrs

Arrêt à 127 itrs

Arrêt à 31 itrs

Figure III.12 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image R_1 .



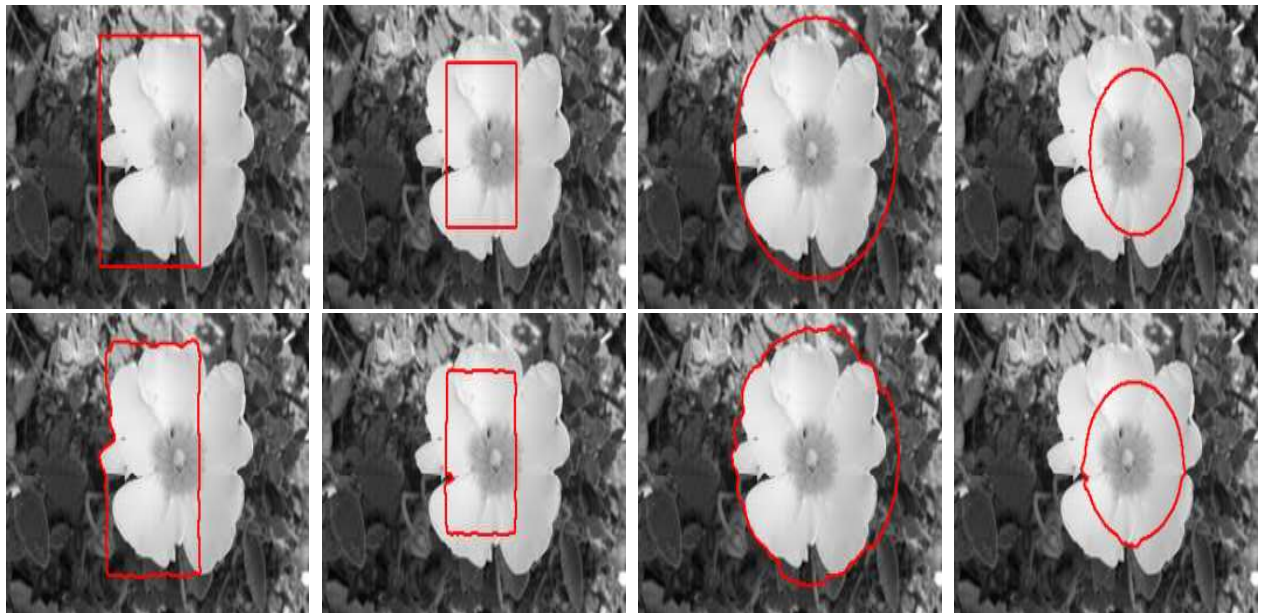
Arrêt à 77 itrs

Arrêt à 109 itrs

Arrêt à 298 itrs

Arrêt à 95 itrs

Figure III.13 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image R_2 .



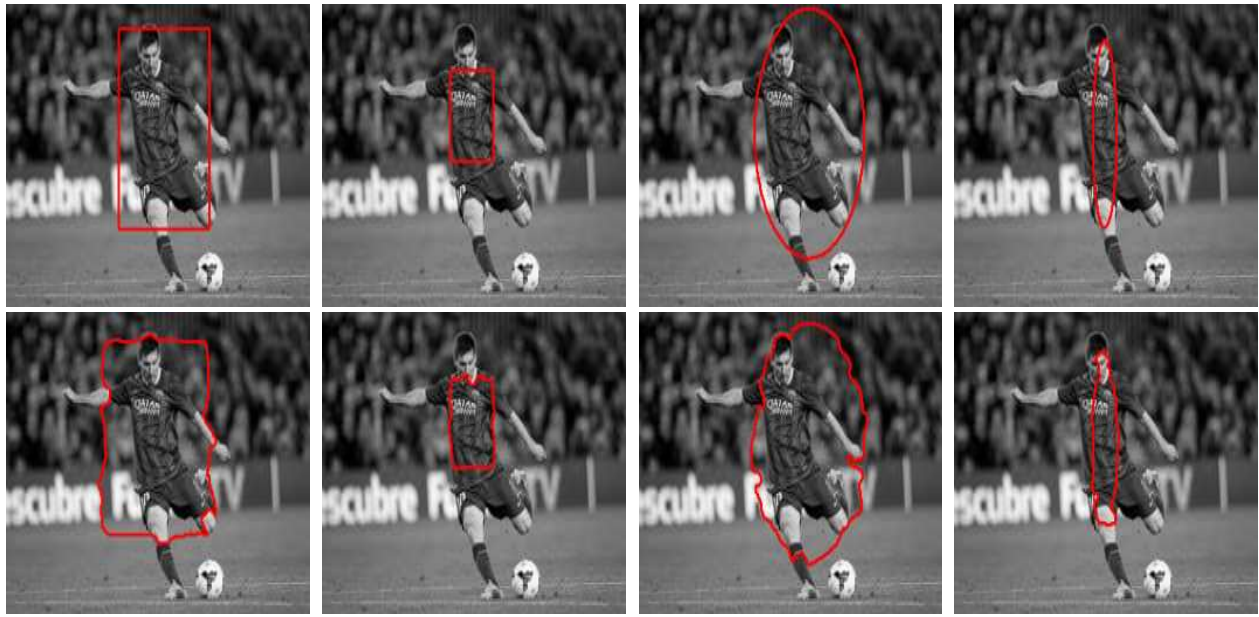
Arrêt à 59 itrs

Arrêt à 29 itrs

Arrêt à 200 itrs

Arrêt à 90 itrs

Figure III.14 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image R_3 .



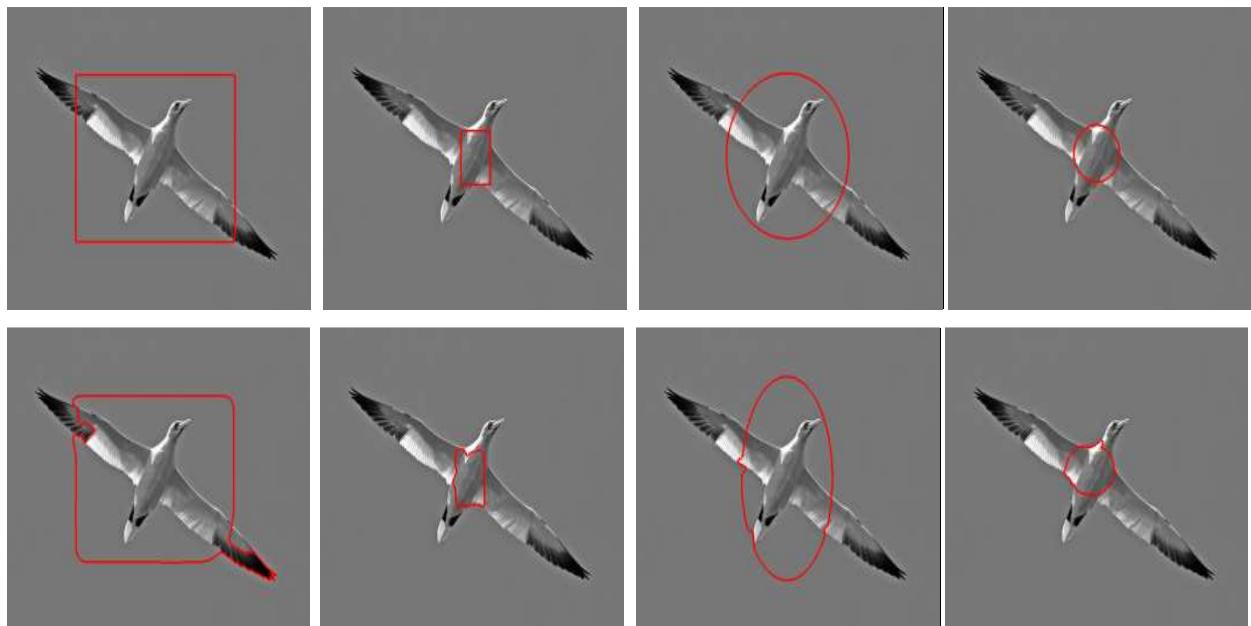
Arrêt à 157 itrs

Arrêt à 34 itrs

Arrêt à 197 itrs

Arrêt à 149 itrs

Figure III.15 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image R_4 .



Arrêt à 170 itrs

arrêt à 91 itrs

arrêt à 245 itrs

arrêt à 145 itrs

Figure III.16 : Résultats de segmentation en variant le contour initial pour l'image R_5 .

Discussion

Nous remarquons dans la plupart des images testés un meilleur résultat pour une initialisation « cercle à l'extérieur » de l'objet (la 3^{ème} colonne des différentes images). Toutefois, et pour la figure III.11, l'initialisation carrée est aussi bonne, vu qu'elle englobe l'objet d'intérêt.

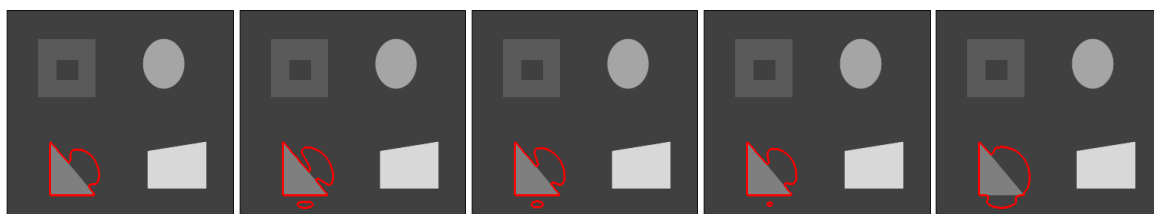
Au terme des différents résultats, nous pouvons conclure que cette méthode est très sensible à l'initialisation. Cela qui veut dire que le contour initial doit englober l'objet d'intérêt et il doit être proche de lui. Ce qui explique l'aspect local de la méthode.

III.3.2 Test 2 : Variation du poids de la courbure (λ)

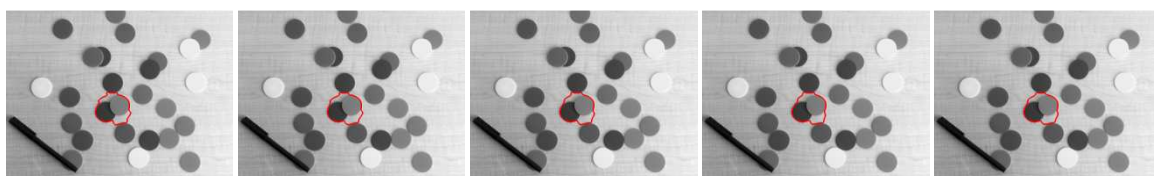
Dans ce test, nous allons varier le poids de la courbure en fixant les autres paramètres comme suit : nombre d'itérations =1500 itr, force =Yezzi, voisinage = carré, Rayon = 9.

Les différents résultats sont représentés de la figure III.17 jusqu'à la figure III.31. Les différentes colonnes de chaque figure représentent le résultat pour différentes valeurs de λ . Ainsi, les colonnes 1, 2, 3, 4 et 5 correspondent aux valeurs de λ égales à : 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 et 0.5, respectivement.

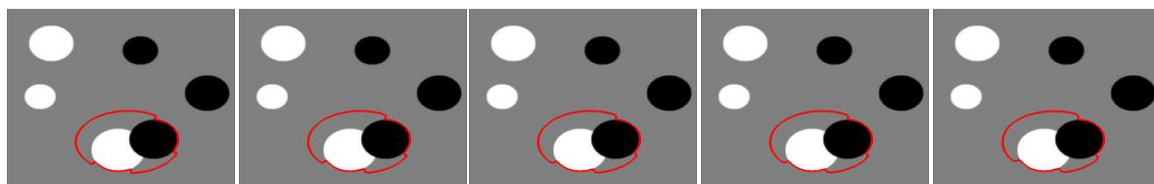
Remarque : la variation du poids de la courbure est arrêté à la valeur de 0.5 vu les mauvais résultats qu'elle donne au delà.



Arrêt à 641 itr Arrêt à 616 itr Arrêt à 686 itr Arrêt à 701 itr Arrêt à 179 itr
Figure III.17 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image S_1 .



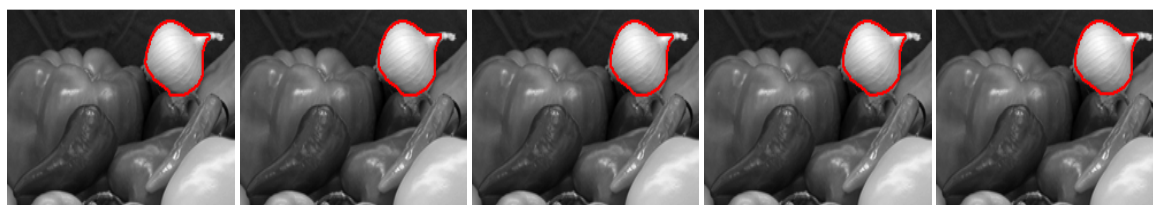
Arrêt à 238 itr Arrêt à 194 itr Arrêt à 270 itr Arrêt à 330 itr Arrêt à 234 itr
Figure III.18 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image S_2 .



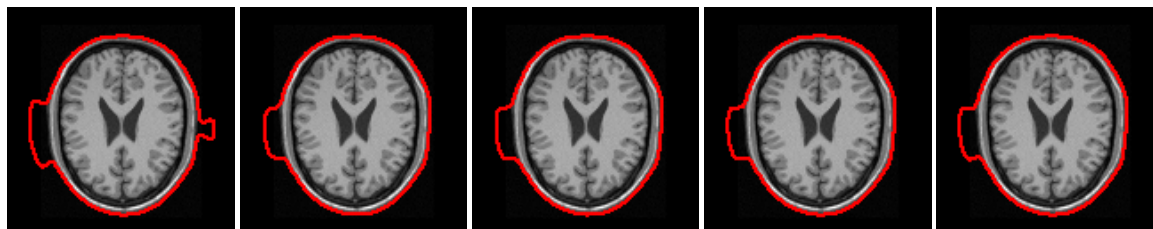
Arrêt à 422 itr *Arrêt à 567 itr* Arrêt à 498 itr Arrêt à 498 itr Arrêt à 660 itr
 Figure III.19 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image S_3 .



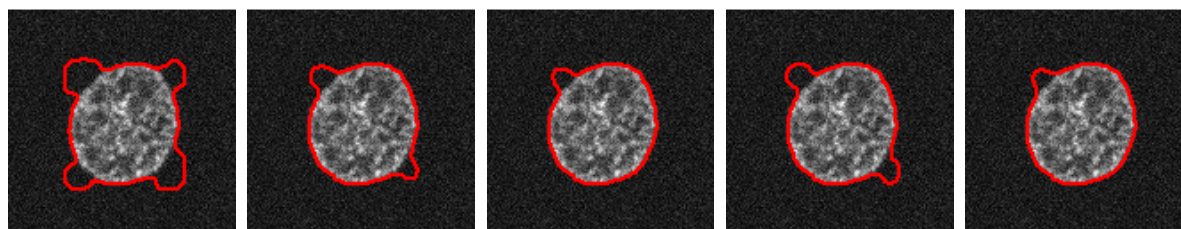
Arrêt à 1233 itr Arrêt à 1500 itr Arrêt à 560 itr Arrêt à 415 itr Arrêt à 398 itr
 Figure III.20 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image S_4 .



Arrêt à 75 itr Arrêt à 65 itr Arrêt à 57 itr Arrêt à 69 itr Arrêt à 77 itr
 Figure III.21 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image S_5 .



Arrêt à 346 itr Arrêt à 402 itr Arrêt à 372 itr Arrêt à 355 itr Arrêt à 350 itr
 Figure III.22 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image M_1 .



Arrêt à 192 itr Arrêt à 455 itr Arrêt à 535 itr Arrêt à 393 itr Arrêt à 432 itr
 Figure III.23 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image M_2 .



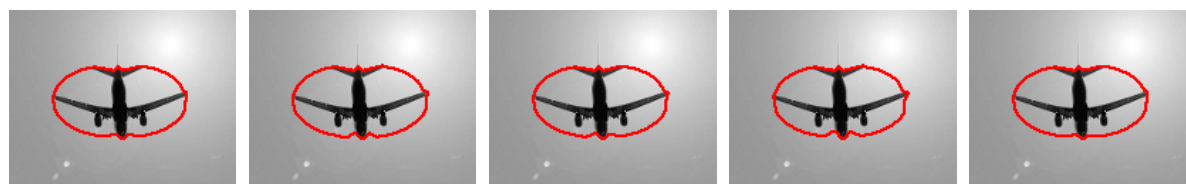
Arrêt à 111 itr arrêt à 133 itr arrêt à 103 itr arrêt à 120 itr arrêt à 131 itr
 Figure III.24 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image M_3



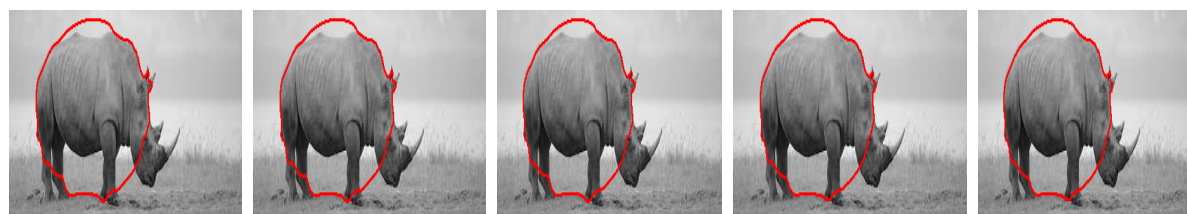
Arrêt à 425 itr Arrêt à 205 itr Arrêt à 792 itr Arrêt à 326 itr Arrêt à 969 itr
 Figure III.25 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image M_4 .



Arrêt à 157 itr Arrêt à 244 itr Arrêt à 221 itr Arrêt à 279 itr Arrêt à 316 itr
 Figure III.26: Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image M_5 .



Arrêt à 50 itr Arrêt à 121 itr Arrêt à 66 itr Arrêt à 57 itr Arrêt à 50 itr
 Figure III.27 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image R_1 .



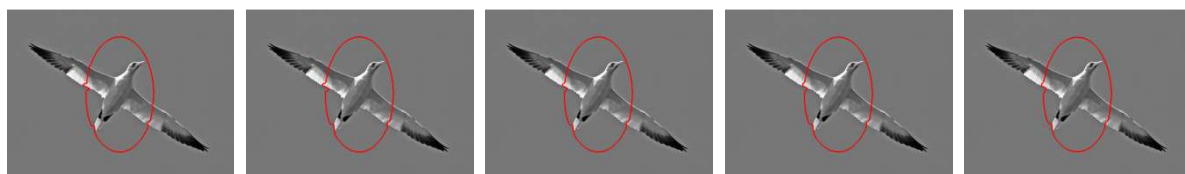
Arrêt à 250 itr Arrêt à 260 itr Arrêt à 330 itr Arrêt à 230 itr Arrêt à 249 itr
 Figure III.28 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image R_2



Arrêt à 367 itrs Arrêt à 331 itrs Arrêt à 547 itrs Arrêt à 280 itrs Arrêt à 535 itrs
 Figure III.29 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image R_3 .



Arrêt à 50 itrs Arrêt à 121 itrs Arrêt à 66 itrs Arrêt à 57 itrs Arrêt à 50 itrs
 Figure III.30 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image R_4 .



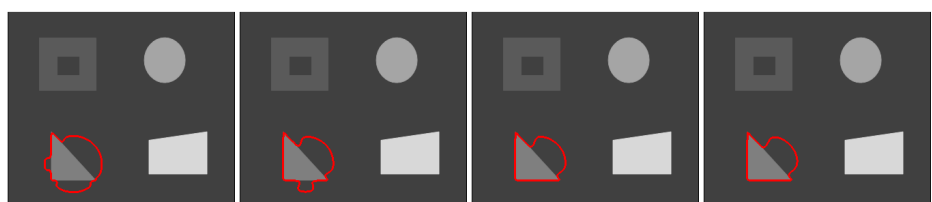
Arrêt à 155 itrs Arrêt à 245 itrs Arrêt à 190 itrs Arrêt à 237 itrs Arrêt à 288 itrs
 Figure III.31 : Résultats de segmentation en variant le poids de la courbure pour l'image R_5 .

Discussion

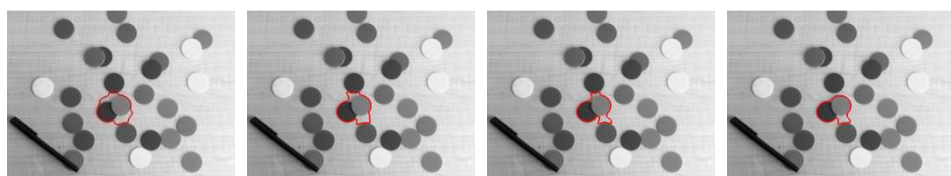
D'après ce test, l'impact de la variation de ce terme n'apparaît pas, très bien, sur les différentes images. Cependant, vu que, théoriquement, le poids de courbure concerne le poids de l'énergie interne. Ainsi, si l'énergie interne est grande par rapport à l'énergie externe le contour actif se rétracte de plus en plus dans l'image jusqu'à sa disparition. Par contre, si l'énergie externe est plus grande que l'énergie interne, le contour se développe et se disperse dans toute l'image. Ceci est bien illustré dans les figures III.26 et III.23.

III.3.3 Test 3 : Variation du rayon

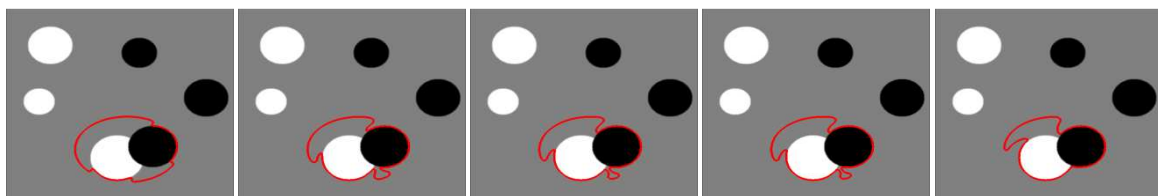
Nous allons faire varier la taille du rayon en fixant les autres paramètres comme suit : Nombre d'itérations=1500 itrs, force=Yezzi, voisinage= carré, $\lambda=0.2$. Les figures allant de III.32 jusqu'aux III.46 montrent les résultats obtenues.



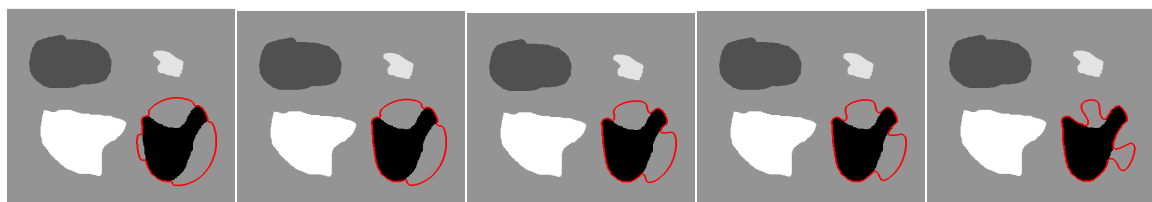
$R=9$ $R=15$ $R=20$ $R=25$
 Arrêt à 155 itrs Arrêt à 428 itrs Arrêt à 307 itrs Arrêt à 289 itrs
 Figure III.32 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image S_1 .



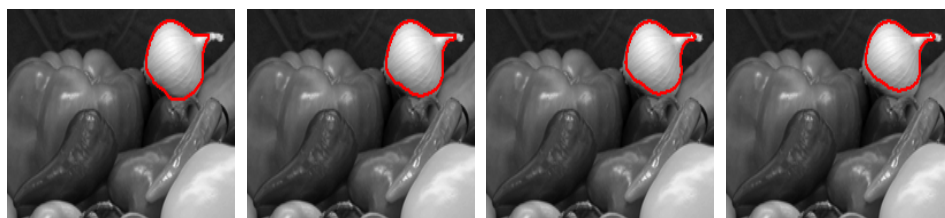
$R=9$ $R=15$ $R=20$ $R=25$
 Arrêt à 194 itrs Arrêt à 212 itrs Arrêt à 322 itrs Arrêt à 195 itrs
 Figure III.33 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image S_2 .



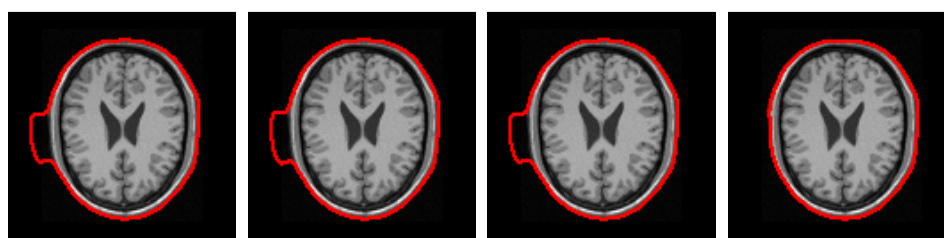
$R=9$ $R=15$ $R=20$ $R=25$ $R=30$
 Arrêt à 567 itrs Arrêt à 1461 itrs Arrêt à 1074 itrs Arrêt à 1287 itrs Arrêt à 1315 itrs
 Figure III.34 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image S_3 .



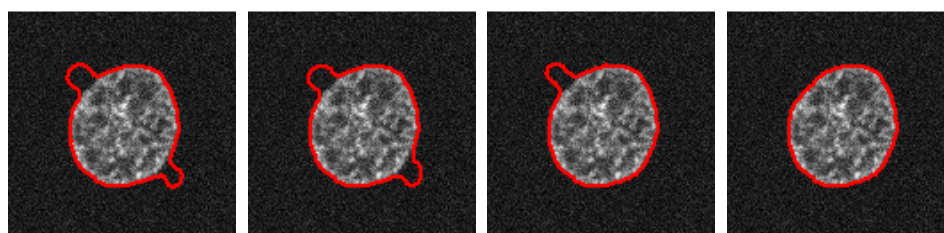
$R=9$ $R=15$ $R=20$ $R=25$ $R=30$
 Arrêt à 237 itrs Arrêt à 277 itrs Arrêt à 657 itrs Arrêt à 674 itrs Arrêt à 1500 itrs
 Figure III.35 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image S_4 .



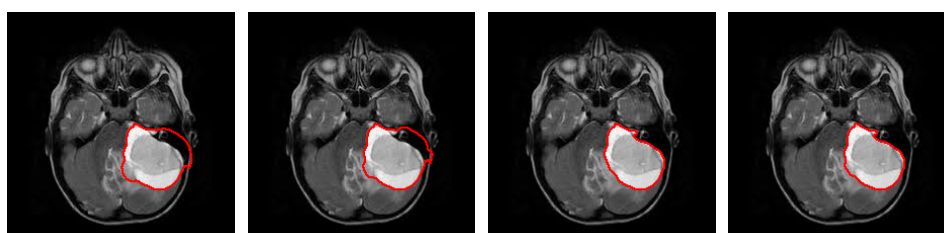
$R=9$ $R=15$ $R=20$ $R=25$
 Arrêt à 65 itrs Arrêt à 89 itrs Arrêt à 84 itrs Arrêt à 95 itrs
 Figure III.36 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image S_5 .



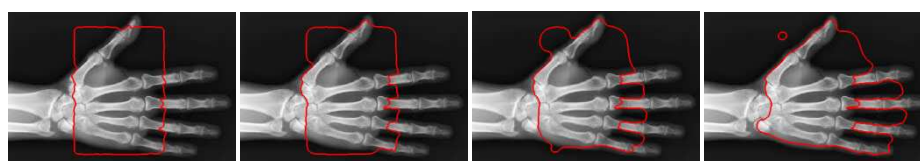
$R=9$ $R=10$ $R=11$ $R=12$
 Arrêt à 402 itr Arrêt à 606 itr Arrêt à 833 itr Arrêt à 1062
 Figure III.37 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image M_1 .



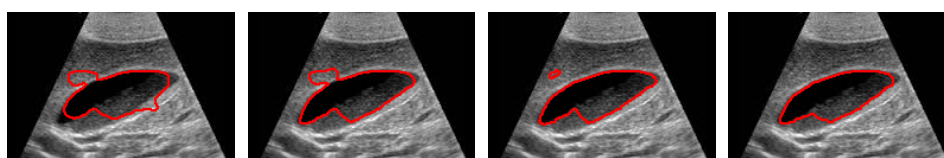
$R=9$ $R=11$ $R=15$ $R=17$
 Arrêt à 455 itr Arrêt à 340 itr Arrêt à 218 itr Arrêt à 201 itr
 Figure III.38 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image M_2 .



$R=9$ $R=13$ $R=16$ $R=20$
 Arrêt à 133 itr Arrêt à 122 itr Arrêt à 300 itr Arrêt à 139 itr
 Figure III.39 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image M_3 .



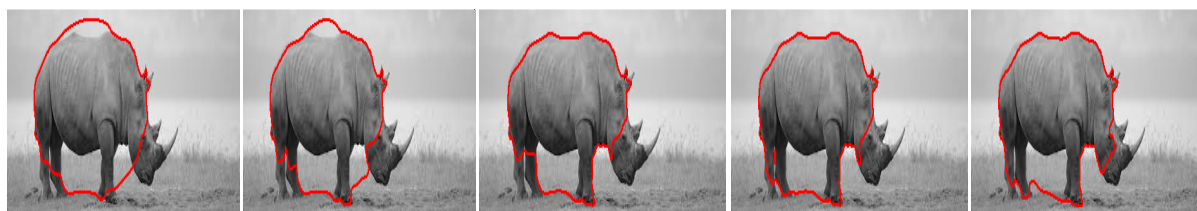
$R=9$ $R=12$ $R=18$ $R=30$
 Arrêt à 205 itr Arrêt à 885 itr Arrêt à 1500 itr Arrêt à 1500 itr
 Figure III.40 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image M_4 .



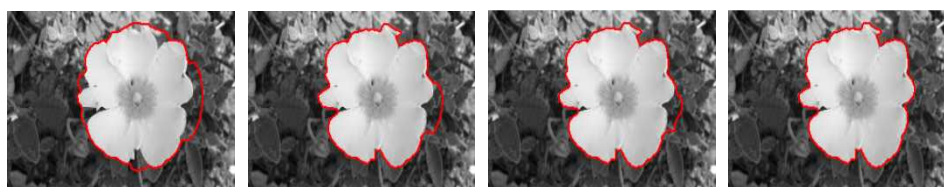
$R=9$ $R=11$ $R=14$ $R=18$
 Arrêt à 244 itr Arrêt à 269 itr Arrêt à 237 itr Arrêt à 213itr
 Figure III.41 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image M_5 .



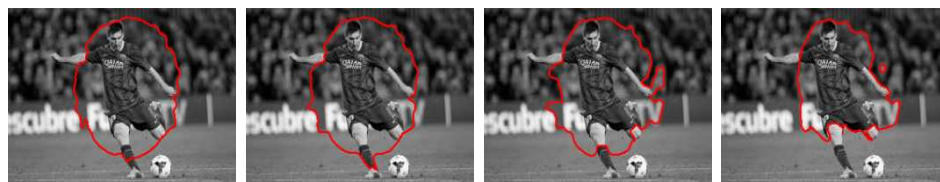
$R= 9$ $R= 13$ $R= 25$ $R= 30$
 Arrêt à 121 itrs Arrêt à 184 itrs Arrêt à 520 itrs Arrêt à 308 itrs
 Figure III.42 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image R_1 .



$R= 9$ $R= 15$ $R= 20$ $R= 25$ $R= 30$
 Arrêt à 260 itrs Arrêt à 407 itrs Arrêt à 552 itrs Arrêt à 740 itrs Arrêt à 505 itrs
 Figure III.43 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image R_2 .



$R= 9$ $R= 15$ $R= 20$ $R= 25$
 Arrêt à 331 itrs Arrêt à 491 itrs Arrêt à 329 itrs Arrêt à 337itrs
 Figure III.44 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image R_3 .



$R= 9$ $R= 15$ $R= 20$ $R= 25$
 Arrêt à 150 itrs Arrêt à 281 itrs Arrêt à 267 itrs Arrêt à 1281 itrs
 Figure III.45 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image R_4 .



$R= 9$ $R= 15$ $R= 20$ $R= 25$ $R= 30$
 Arrêt à 245 itrs Arrêt à 255 itrs Arrêt à 297 itrs Arrêt à 544 itrs Arrêt à 671 itrs
 Figure III.46 : Résultats de segmentation en variant le rayon pour l'image R_5 .

Discussion

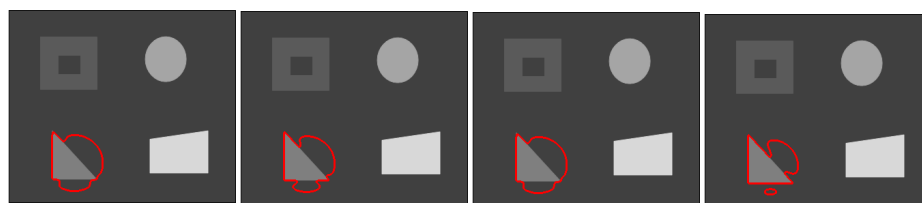
Le rayon est un paramètre très important à prendre en considération. Les résultats obtenus montrent que plus le rayon augmente, plus la qualité de la segmentation est très satisfaisante. Nous remarquons que pour les images médicales un intervalle de rayon entre 12 pixels et 20 pixels est suffisant pour obtenir des résultats corrects. Pour les images synthétiques et réelles, un rayon compris entre 20 et 30 pixels est nécessaire.

Nous pouvons conclure que le rayon nécessaire pour obtenir la segmentation désirée dépend de la simplicité et la complexité de l'image. En plus, nous avons constaté, aussi, que chaque fois que le rayon augmente le temps de calcul diminue. Cela est dû à l'obtention de plus d'informations à partir de la zone locale.

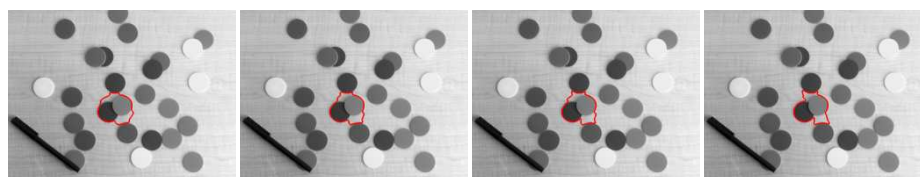
III.3.4 Test 4 : Variation de la force et du voisinage

Dans ce test, nous allons varier la force et le voisinage, en fixant les autres paramètres comme suit : nombre d'itérations = 1500 itrs, $\lambda = 0.2$, Rayon = 9. Les résultats sont montrés de la figure III.47 jusqu'à la figure III.61.

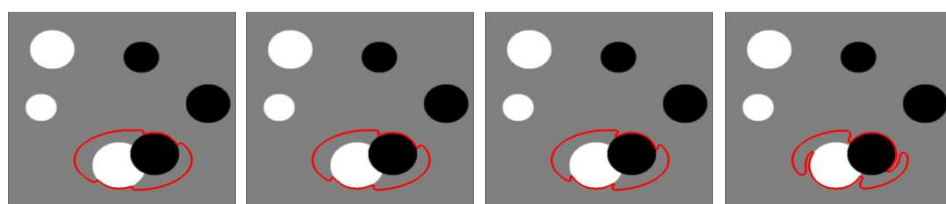
Pour les différentes figures, la 1^{er} colonne désigne la force de *Yezzi* avec un voisinage cercle, la 2^{ème} colonne désigne la force de *Yezzi* avec un voisinage carré, la 3^{ème} colonne désigne la force de *Chan-Vese* avec un voisinage cercle, la 4^{ème} colonne désigne la force de *Chan-Vese* avec un voisinage carré.



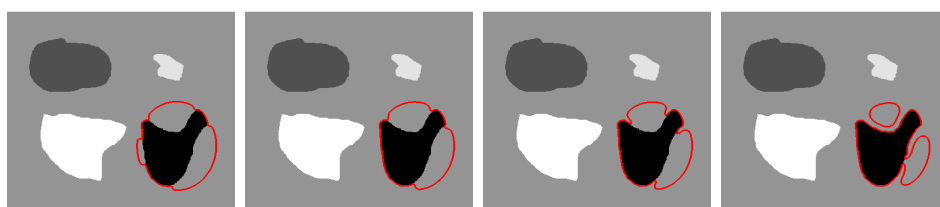
Arrêt à 196 itrs Arrêt à 196 itrs Arrêt à 313 itrs Arrêt à 616 itrs
Figure III.47 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image S_1



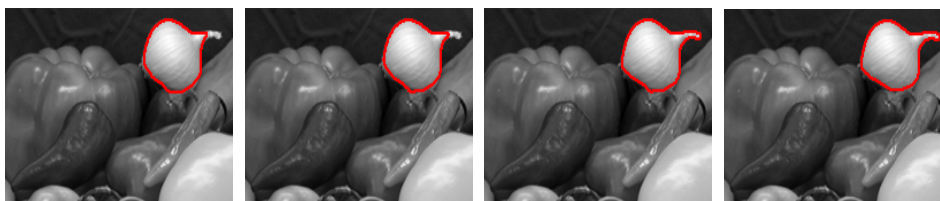
Arrêt à 194 itrs Arrêt à 249 itrs Arrêt à 341 itrs Arrêt à 415 itrs
Figure III.48 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image S_2



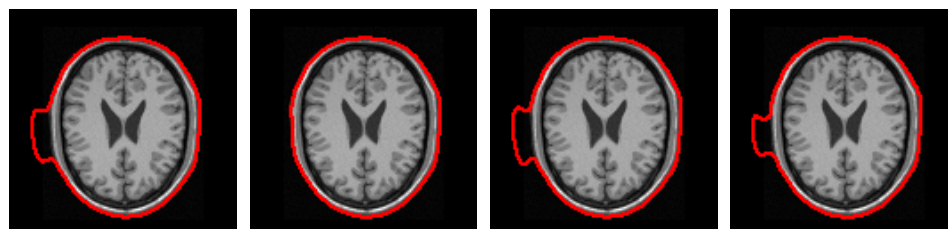
Arrêt à 271 itr Arrêt à 417 itr Arrêt à 443 itr Arrêt à 1500 itr
 Figure III.49 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image S_3



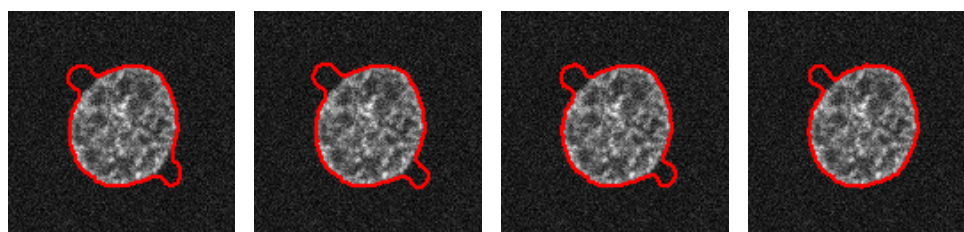
Arrêt à 237 itr Arrêt à 542 itr Arrêt à 626 itr Arrêt à 1500 itr
 Figure III.50 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image S_4



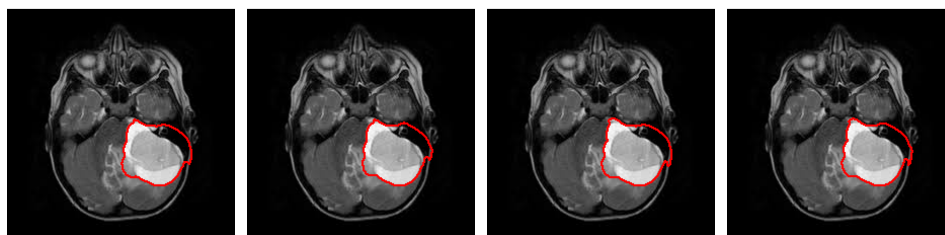
Arrêt à 65 itr Arrêt à 75 itr Arrêt à 103 itr Arrêt à 105 itr
 Figure III.51 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image S_5



Arrêt à 402 itr Arrêt à 411 itr Arrêt à 319 itr Arrêt à 237 itr
 Figure III.52 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image M_1



Arrêt à 455 itr Arrêt à 312 itr Arrêt à 406 itr Arrêt à 388 itr
 Figure III.53 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image M_2



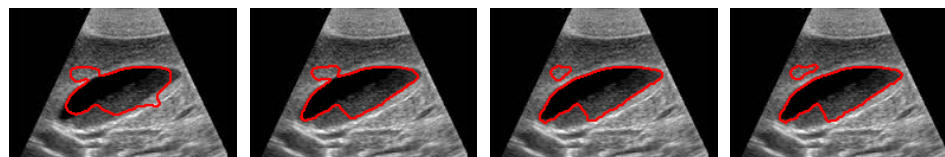
Arrêt à 133 itr Arrêt à 140 itr Arrêt à 125 itr Arrêt à 100 itr

Figure III.54 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image M_3



Arrêt à 205 itr Arrêt à 466 itr Arrêt à 877 itr Arrêt à 1344 itr

Figure III.55 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image M_4



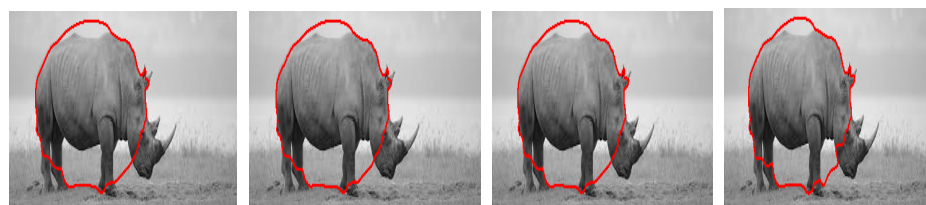
Arrêt à 244 itr Arrêt à 301 itr Arrêt à 328 itr Arrêt à 246 itr

Figure III.56 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image M_5



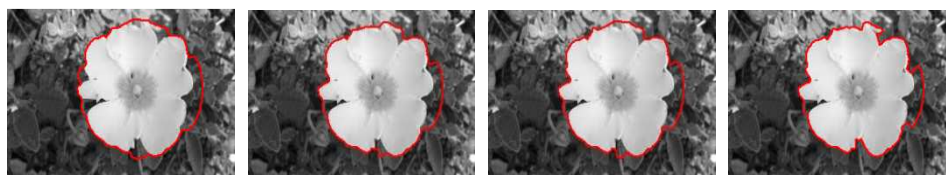
Arrêt à 121 itr Arrêt à 202 itr Arrêt à 266 itr Arrêt à 214 itr

Figure III.57 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image R_1



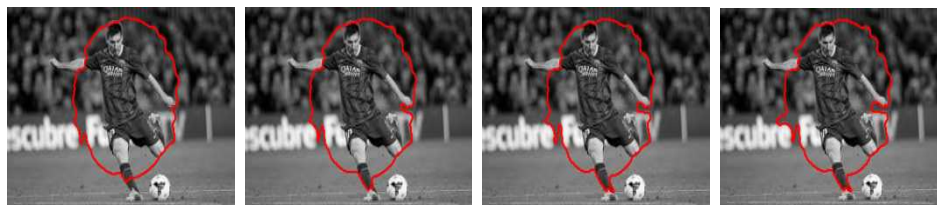
Arrêt à 260 itr Arrêt à 173 itr Arrêt à 195 itr Arrêt à 349 itr

Figure III.58 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'image R_2



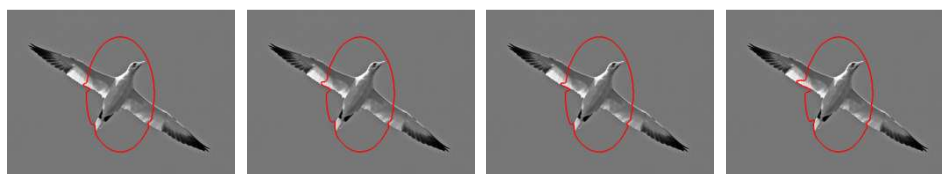
Arrêt à 331 itrs Arrêt à 395 itrs Arrêt à 457 itrs Arrêt à 530 itrs

Figure III.59 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'imageR₃



Arrêt à 150 itrs Arrêt à 314 itrs Arrêt à 359 itrs Arrêt à 370 itrs

Figure III.60 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'imageR₄



Arrêt à 245 itrs Arrêt à 345 itrs Arrêt à 189 itrs Arrêt à 360 itrs

Figure III.61 : Résultats de segmentation en variant la force et le voisinage pour l'imageR₅

Discussion

D'après les résultats obtenus de ce test, nous constatons que la force de *Chan-Vese* donne une bonne segmentation par rapport à la force de *Yezzi* et cela revient à la façon dont chaque force travaille.

La force de *Yezzi* travaille sur le principe d'avoir deux intensités, l'une est l'intensité de la région intérieure du contour et l'autre l'intensité de l'arrière plan. Ces deux intensités doivent avoir la plus grande différence possible pour l'optimisation totale de l'énergie. Par contre, la force de *Chan-Vese* travaille sur le principe d'avoir deux sous forces presque uniformes (revoir la section I.3.2.2 du chapitre I).

D'autre part, le voisinage carré est mieux que le voisinage cercle. Cela est dû au nombre de voisins autour du centre x . Ce qui permet d'obtenir plus d'informations sur la zone à détecter.

III.4 Conclusion

Dans de ce chapitre, nous avons fait une multitude de tests. En premier lieu, nous avons testé l'initialisation avec différents contours initiaux. Nous avons remarqué que l'initialisation doit être proche du contour de l'objet à identifier. Deuxièmement, nous avons constaté que le poids de la courbure est un paramètre qui met au devant l'influence des deux termes d'énergie (E_{int} et E_{ext}). Troisièmement, nous avons constaté que la force de *Chan-Vese* est plus efficace en le comparant à la force de *Yezzi*. Au final, le paramètre le plus important est le rayon. Sa valeur détermine la qualité de la segmentation : plus le rayon augmente plus le résultat obtenu sera satisfaisant.

Tous les résultats obtenus dans ce chapitre sont évolués qualitativement. En effet, notre objectif était d'étudier l'influence des différents paramètres et non d'évaluer, au sens propre du terme, le modèle. Toutefois, l'efficacité du modèle doit être étudiée. Ainsi, le chapitre suivant sera consacré à cette étude.

Chapitre IV

Etude comparative

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié l'influence des paramètres de l'approche adoptée sur des différentes images. Afin d'évaluer cette méthode, nous allons faire une étude comparative avec d'autres méthodes de contours actifs qui sont le modèle de *Chan-Vese*, le *snake* et un modèle de contours actifs à distribution gaussienne [13].

IV.2 Evaluation des résultats

Afin d'évaluer les performances de l'approche adoptée, en plus de l'évaluation qualitative, une évaluation quantitative est nécessaire. Ainsi, nous allons utiliser deux critères d'évaluations qui sont le Dice et l'erreur quadratique moyenne.

IV.2.1 Le Dice

C'est une mesure de chevauchement des contours ou de recouvrement des régions. La valeur du Dice est toujours comprise entre 0 et 1. Sa valeur est calculée selon l'équation [13] :

$$Dice = 2 A_{am} (A_a + A_m)^{-1} \quad (IV.1)$$

Avec: A_a correspond au nombre de 1 dans le masque de référence, A_m correspond au nombre de 1 dans le masque du contour segmenté manuellement, et A_{am} leur intersection.

Plus la valeur du Dice se rapproche de 1, plus la segmentation est bonne.

IV.2.2 L'erreur quadratique moyenne (EQM)

Le paramètre noté EQM permet de calculer la valeur moyenne des différences entre le l'image segmenté et l'image de référence. L'équation de l'erreur quadratique moyenne est donnée comme suit [14] :

$$EQM = \frac{1}{M*N} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} [s(i,j) - r(i,j)] \quad (IV.2)$$

Avec : s l'image segmenté, r l'image de référence et $M*N$ la taille de l'image

Une petite valeur de l'EQM signifie que le résultat de segmentation est bon. Plus la valeur de l'EQM augmente plus le résultat obtenus est mauvais. En effet, elle nous donne la différence de pixels entres la segmentation de référence (r) et la segmentation obtenue (s) pour une image de taille $N*M$.

IV.3 Evaluation comparative

IV.3.1 Comparaison entre l'approche adoptée avec le modèle de *Chan-Vese* et le *snake*

Pour ce test, nous allons faire une comparaison entre l'approche adoptée (Que nous appellerons dans ce chapitre, par référence à son auteur, *Lankton [8]*), le modèle de *Chan-Vese* et le *snake*. Pour cela, nous avons choisi l'initialisation manuelle (initialisation par points).

Les différents paramètres fixés pour chaque modèle sont :

- Le modèle de *Chan-Vese* : $\lambda=0.2$
- Le *snake* : $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.0005$; $\gamma = 1$; $\rho = 3$
- Pour l'approche adoptée les paramètres pour chaque image sont :
 Image S_2 : force= Chan Vese, voisinage= cercle, $\lambda =0.5$, rayon=30
 Image S_5 : force= Chan Vese, voisinage= cercle, $\lambda =0.2$, rayon=20
 Image M_3 : force= Yezzi, voisinage= carré, $\lambda =0.4$, rayon=20
 Image M_4 : force= Chan Vese, voisinage= carré, $\lambda =0.2$, rayon=25
 Image R_2 : force= Chan Vese, voisinage= cercle, $\lambda =0.2$, rayon=25
 Image R_3 : force= Chan Vese, voisinage= cercle, $\lambda =0.4$, rayon=30

Les figures IV.1 -- IV.6 montrent les résultats obtenus.

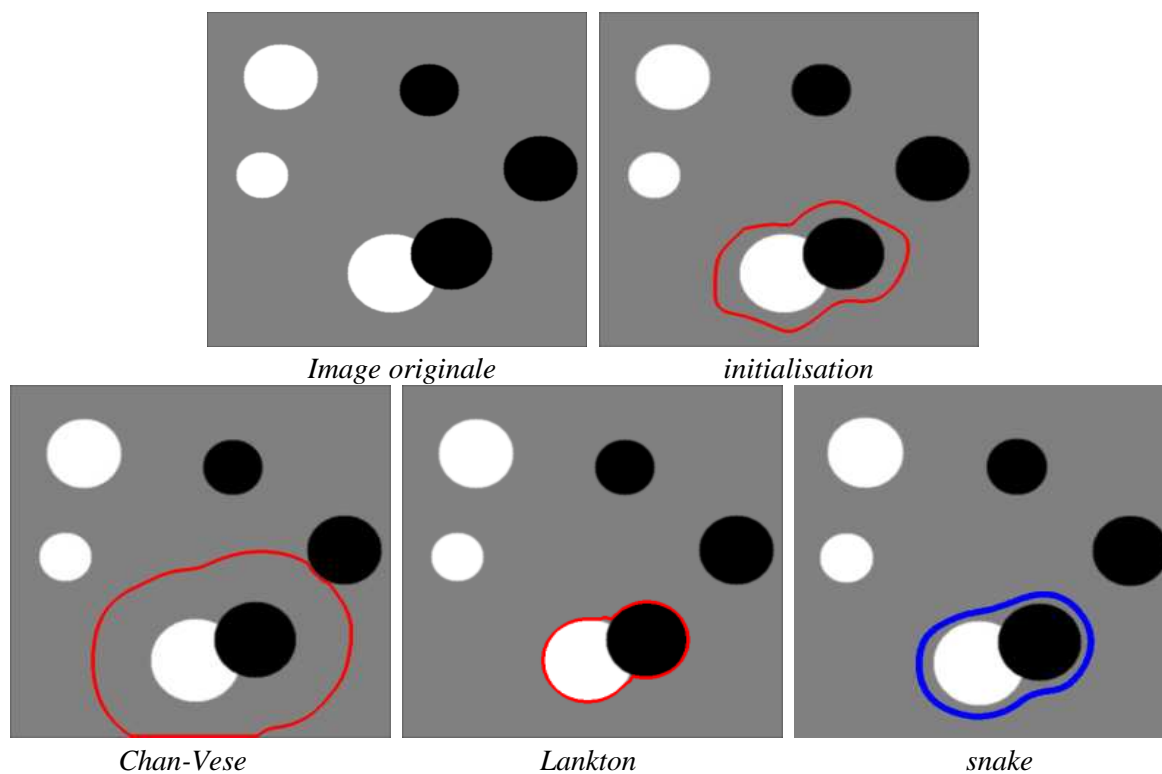


Figure IV.1 : Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image S_2 .

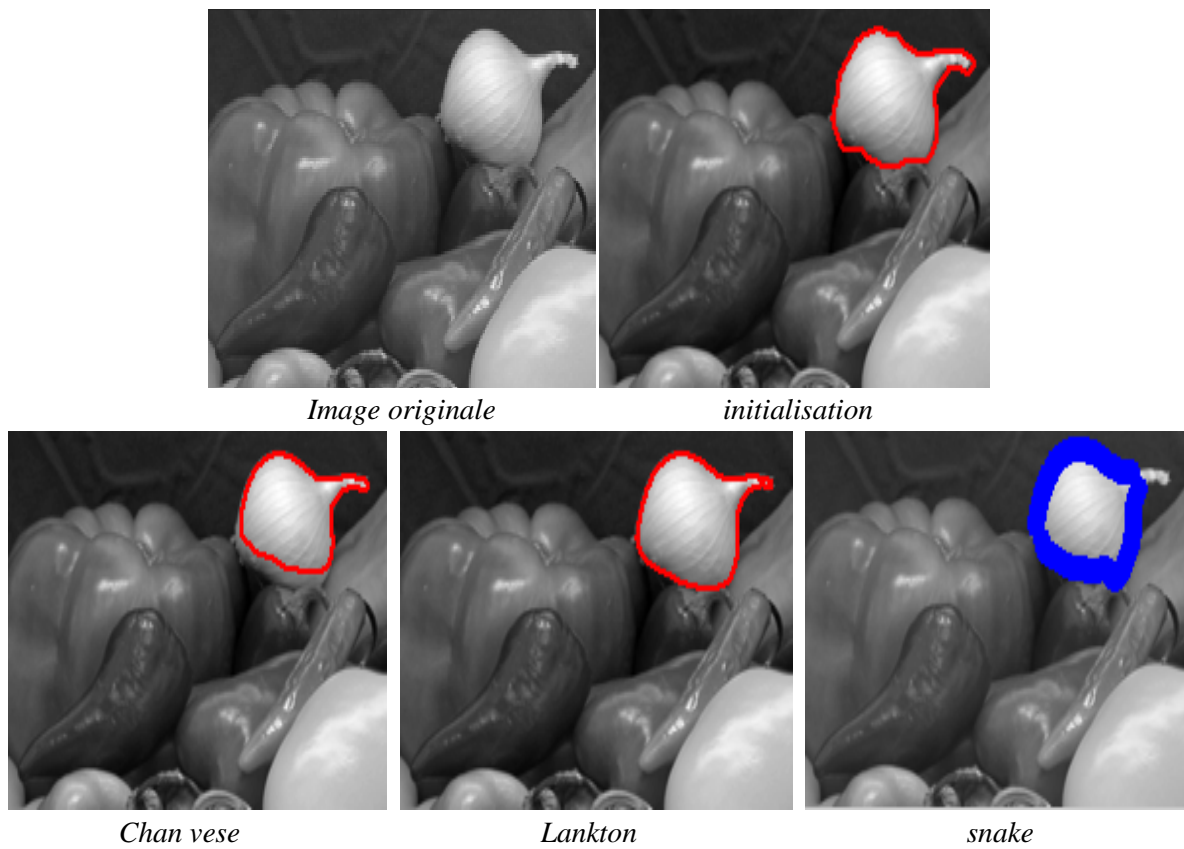


Figure IV.2 : Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image S_5 .

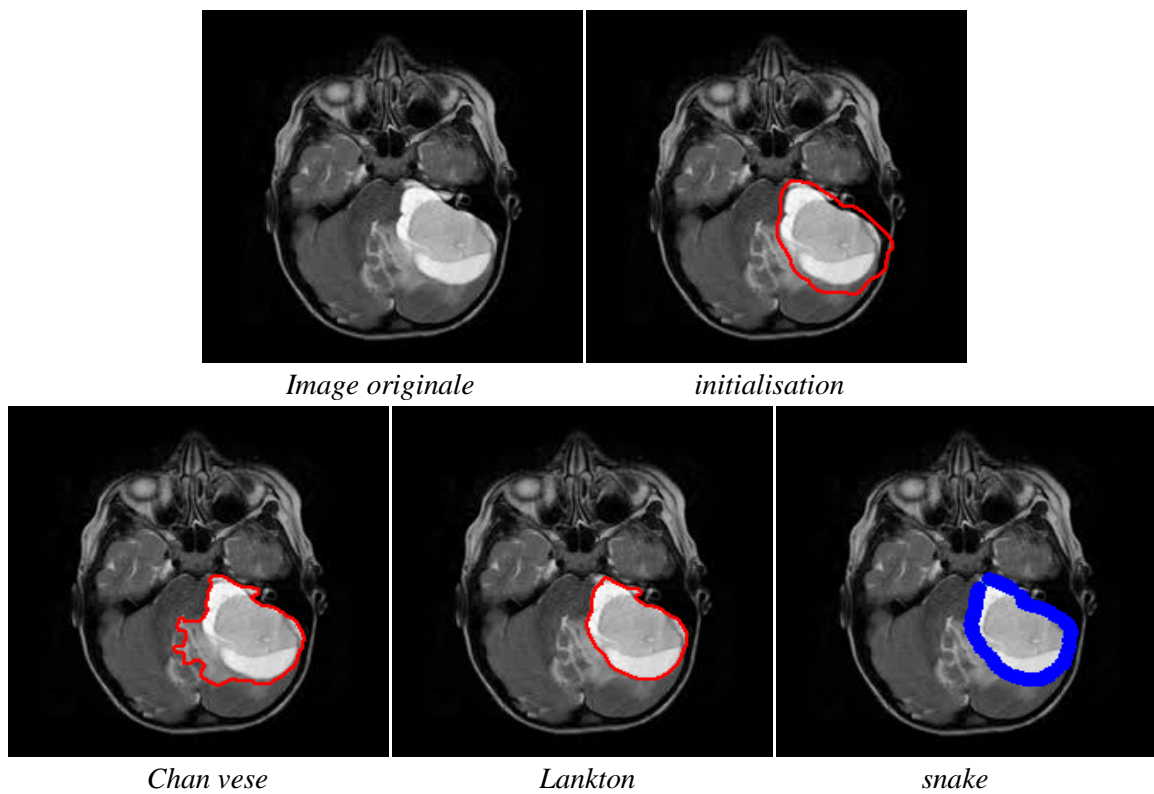


Figure IV.3 : Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image M_3 .

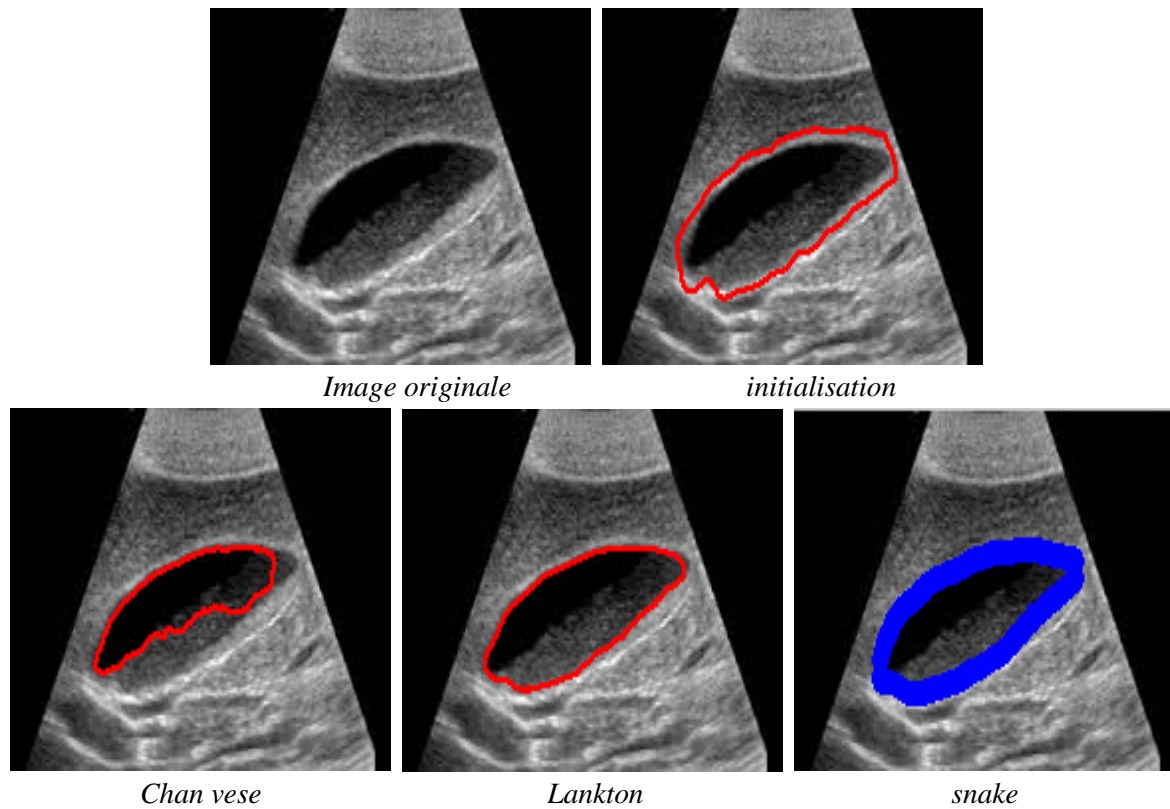


Figure IV.4 : Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image M_4 .

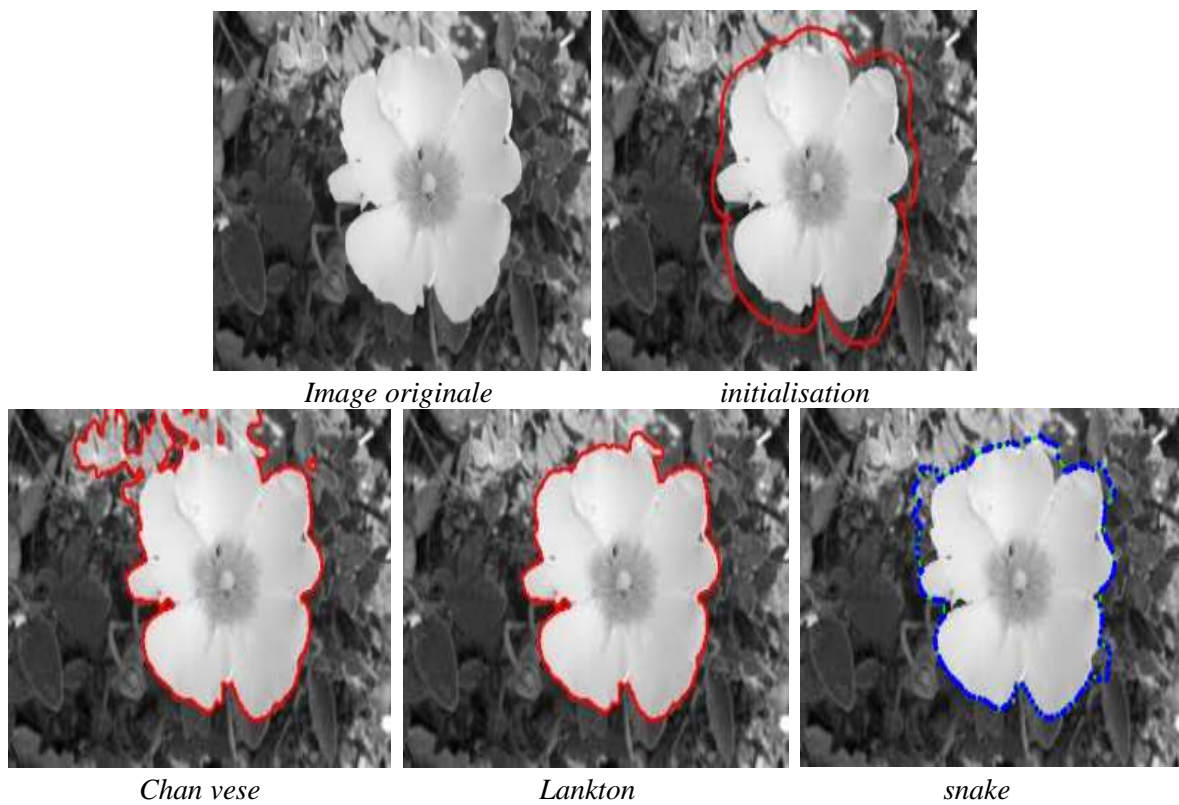


Figure IV.5: Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image R_3 .

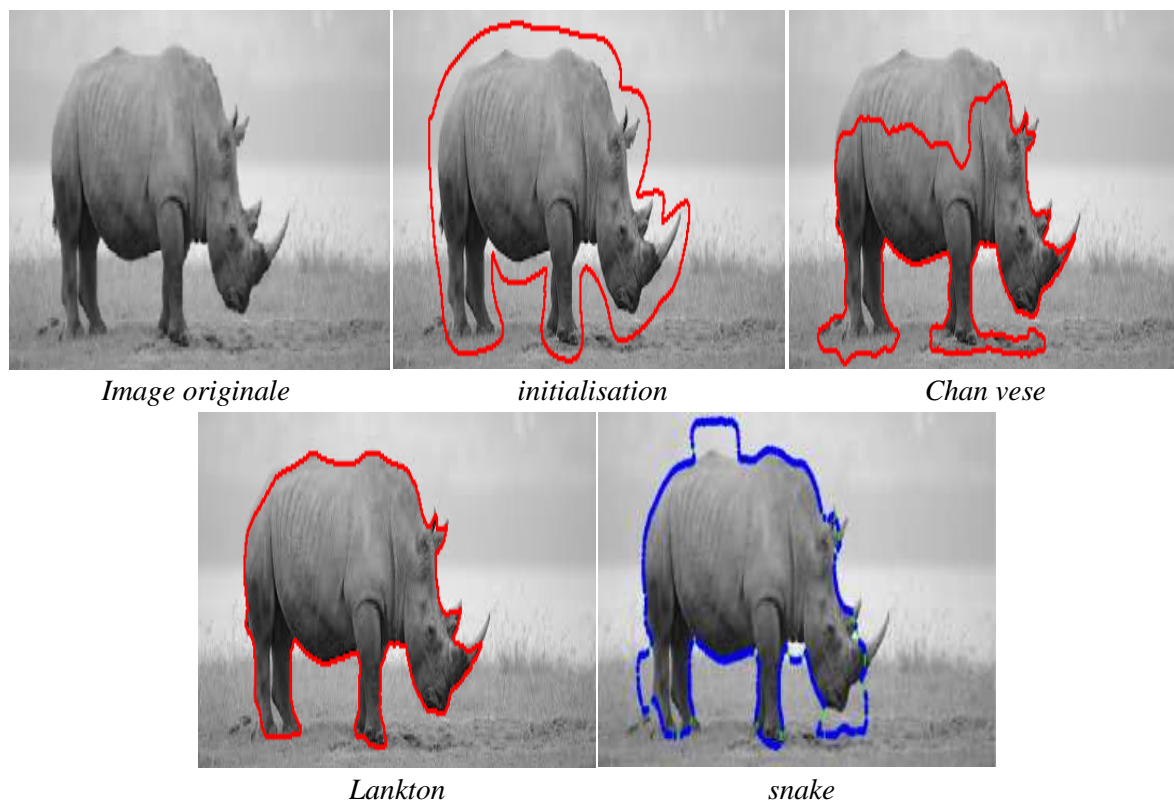


Figure IV.6 : Résultats de segmentation par différents modèles pour l'image R_2 .

Le tableau IV.1 regroupe tout les résultats quantitatifs pour les différents modèles et images:

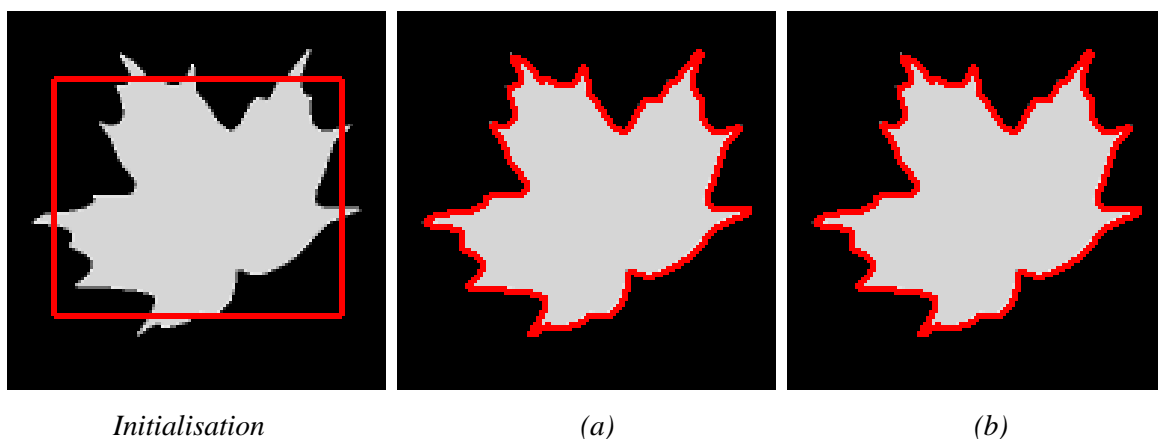
	Méthodes	Nombres d'itérations	Arrêt d'exécution	Le temps de calcul (s)	Dice	EQM
Image 1	<i>Chan-Vese</i>	1000	524	137.96	0.41	5406.88
	<i>Lankton</i>	1000	1000	189.22	0.98	5.61
	<i>Snake</i>	1000	1000	56.37	0.80	296.47
Image 2	<i>Chan-Vese</i>	1000	91	0.82	0.89	13.01
	<i>Lankton</i>	1000	52	0.98	0.98	1.82
	<i>Snake</i>	1000	1000	13.0455	0.92	18.9713
Image 3	<i>Chan-Vese</i>	1000	200	2.79	0.81	124.52
	<i>Lankton</i>	1000	109	0.87	0.97	2.74
	<i>Snake</i>	1000	1000	7.66	0.96	2.36
Image 4	<i>Chan-Vese</i>	1000	177	1.04	0.77	54.24
	<i>Lankton</i>	1000	68	2.34	0.96	2.48
	<i>Snake</i>	1000	1000	17.20	0.94	3.93
Image 5	<i>Chan-Vese</i>	1000	482	22.41	0.79	190.19
	<i>Lankton</i>	1000	831	163.95	0.96	164.51
	<i>Snake</i>	1000	1000	54.52	0.92	41.92
Image 6	<i>Chan-Vese</i>	1000	155	16.32	0.90	327.58
	<i>Lankton</i>	1000	599	32.97	0.98	5.42
	<i>Snake</i>	1000	1000	31.55	0.94	26.66

Tableau IV.1 : Résultats quantitatifs obtenus pour les différents modèles

Interprétation

La comparaison des résultats à la fois entre l'approche adoptée (*Lankton*), le modèle de *Chan-Vese* et le *snake*, nous montre que l'approche adoptée donne de meilleurs résultats pour la plupart des images testées. Pour le modèle de *Chan-Vese*, qui est une méthode globale, il trouve des difficultés à segmenter un seul objet dans l'image malgré l'initialisation proche de celui-ci. Pour le *snake*, comme c'est connu, il est sensible aux minimums locaux.

Pour le temps de calcul, l'approche adoptée était rapide dans la segmentation de la plupart des images. Certes, *Chan-Vese* est plus rapide puisqu'il utilise bande étroite. La figure IV.7 montre un exemple de segmentation avec *Chan-Vese* sans et avec bande étroite.



Initialisation (a) (b)
 Figure IV.7 : Comparaison des résultats de segmentation avec la méthode de Chan-Vese :
 (a) avec bande étroite, (b) sans bande étroite.
 Pour un temps de calcul : (a) 8.71s et (b) 22.45s

IV.3.2 Comparaison entre l'approche adoptée et le modèle local de Wang

Le modèle de *Wang* est un modèle de contour actif qui basé sur la distribution gaussienne locale [13]. Pour plus d'informations sur ce modèle, le lecteur peut se référer au mémoire de l'autre binôme [16]. Ainsi, notre modèle adoptée (*Lankton*) et celui de *Wang* travaillent localement. Nous allons, donc, comparer ces deux modèles en les testant sur quatre images différentes.

Les paramètres par défaut sont attribué au modèle de *Wang* [15]. Pour notre modèle, nous avons fixé les paramètres comme suit :

- Pour l'image de la figure IV.8 : force=*Yezzi*, voisinage=cercle, $\lambda=0.2$, Rayon=9.
- Pour l'image de la figure IV.9 : force=*Chan-Vese*, voisinage=carré, $\lambda=0.5$, Rayon=17.
- Pour l'image de la figure IV.10 : force=*Yezzi*, voisinage=cercle, $\lambda=0.2$, Rayon=9.
- Pour l'image de la figure IV.11 : force=*Chan-Vese*, voisinage=carré, $\lambda=0.4$, Rayon=30.

Les figures IV.8 -- IV.11 montrent les différents résultats. Les résultats quantitatifs sont énoncés dans le tableau IV.2.

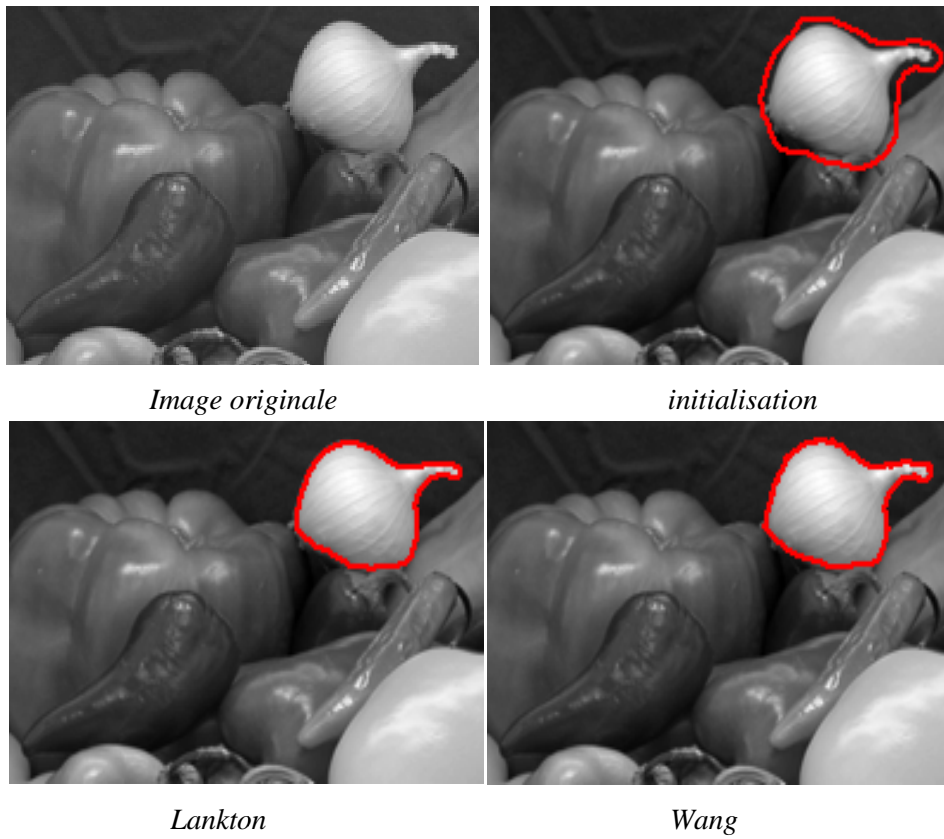


Figure IV.8 : Résultats de segmentation entre Lankton et Wang pour l'image S_5 .

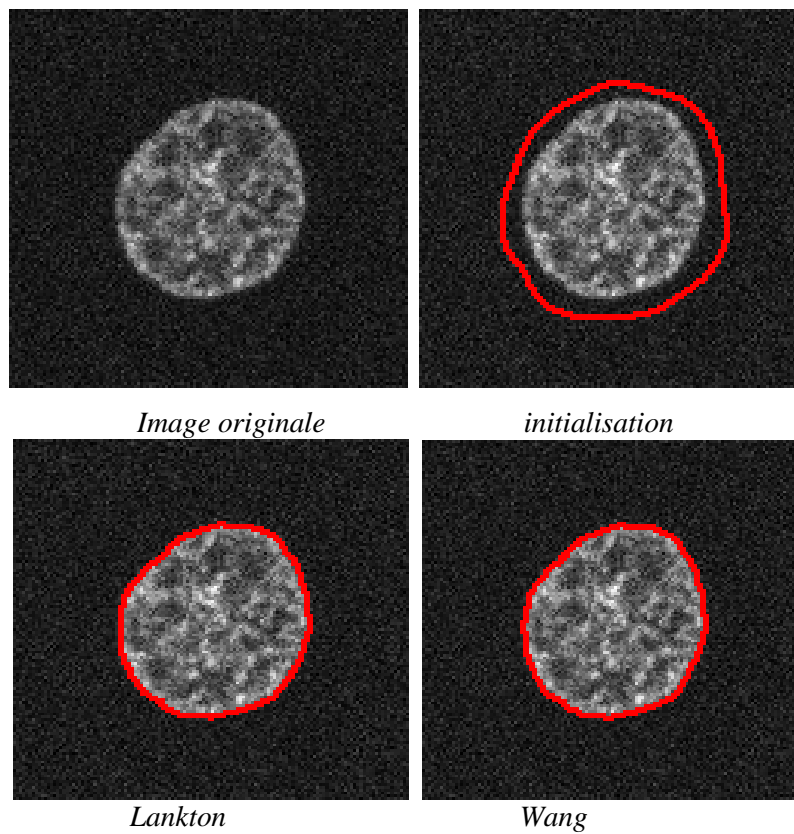


Figure IV.9 : résultats de segmentation entre Lankton et wang pour l'image M_2 .

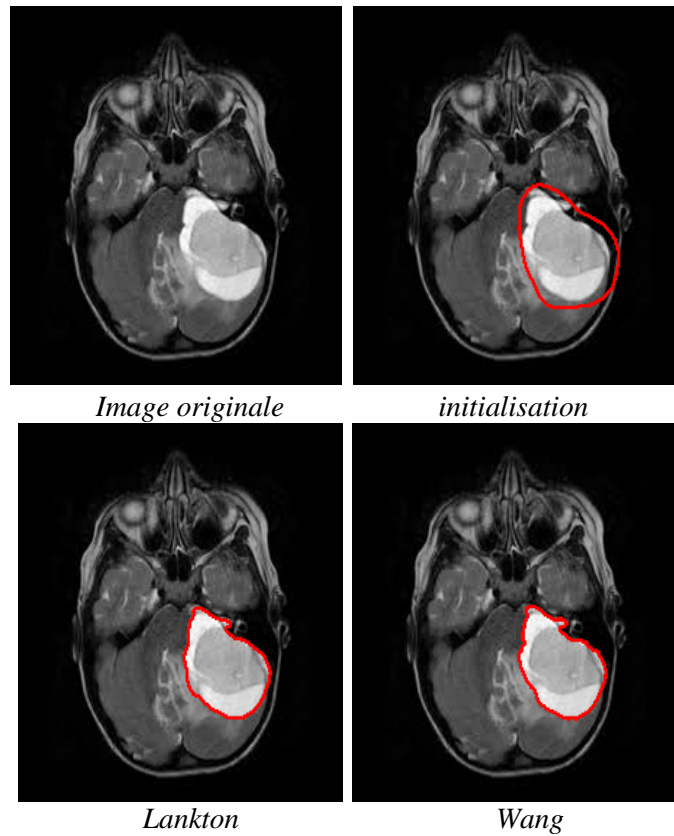


Figure IV.10 : résultats de segmentation entre Lankton et Wang pour l'image M_3 .

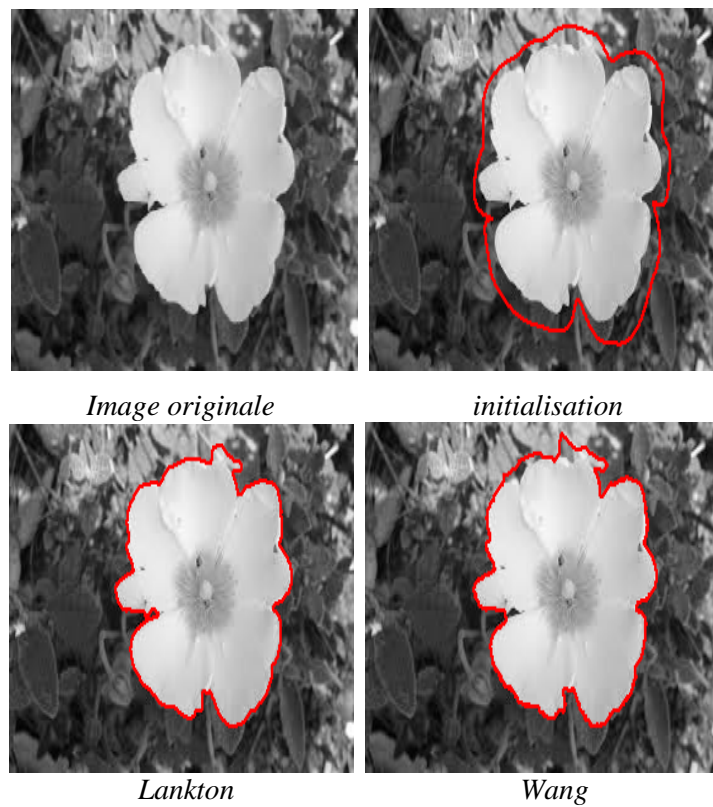


Figure IV.11 : résultats de segmentation entre Lankton et Wang pour l'image R_3 .

image	méthode	Nombre D'itérations	Arrêt D'exécution	Temps D'exécution (s)	Dice	EQM
Image S_5	<i>Lankton</i>	200	127	4.99	0.96	2.76
	<i>Wang</i>	200	200	10.06	0.95	2.93
Image M_2	<i>Lankton</i>	200	70	2.33	0.98	1.91
	<i>Wang</i>	200	200	2.56	0.98	2.08
Image M_3	<i>Lankton</i>	200	114	3.47	0.95	5.58
	<i>Wang</i>	200	200	10.84	0.95	4.86
Image R_3	<i>Lankton</i>	1500	191	38.32	0.98	5.17
	<i>Wang</i>	1500	1500	16.97	0.97	10.22

Tableau VI.2 : Résultats quantitatives obtenues de la comparaison entre *Lankton* et *wang*.

Interprétation

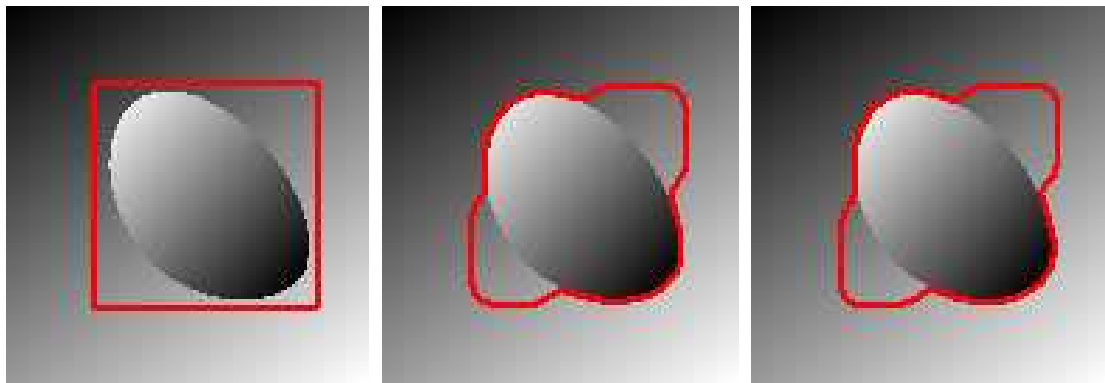
Un constat que nous pouvons faire du tableau précédant est que les deux méthodes donnent de bons résultats (vu les valeurs de Dice et EQM), avec une légère supériorité de la méthode *Lankton* (modèle adopté), surtout pour la première et la quatrième image. Tandis que, dans la troisième image le *Wang* donne un meilleur résultat que celui de *Lankton* selon la valeur de l'EQM. Le temps de calcul est meilleur avec *Lankton* que celui de *Wang* pour les trois premières images. Toutefois, nous constatons que notre approche s'arrête avant d'atteindre le nombre d'itérations fixé. A la différence de celle de *Wang* qui consomme tout le nombre d'itérations.

IV.3.3 Variation de la fonction disque

Dans cette étape, nous avons remplacé la fonction carrée dans l'approche adoptée (*Lankton*) par une fonction de pondération gaussienne inspirée du modèle de *Wang* [15]. Nous avons comparé le modèle avec les deux fonctions, et les figures IV.12 jusqu'à IV.15 montrent les différents résultats. Les résultats quantitatifs sont montrés au tableau IV.3. Les différents paramètres du modèle sont choisis tel que:

- Image 1 : force=*Yezzi*, voisinage=carré, $\lambda=0.3$, rayon $R=9$. Ici, nous avons prie image synthétique de taille 128×128 , de format PNG.
- Image S_3 : force=*Yezzi*, voisinage=carré, $\lambda=0.3$, rayon $R=25$.
- Image S_4 : force=*Yezzi*, voisinage=carré, $\lambda=0.3$, rayon $R=25$.

- Image M_4 : force=Yezzi, voisinage=carré, $\lambda=0.5$, rayon $R=12$.

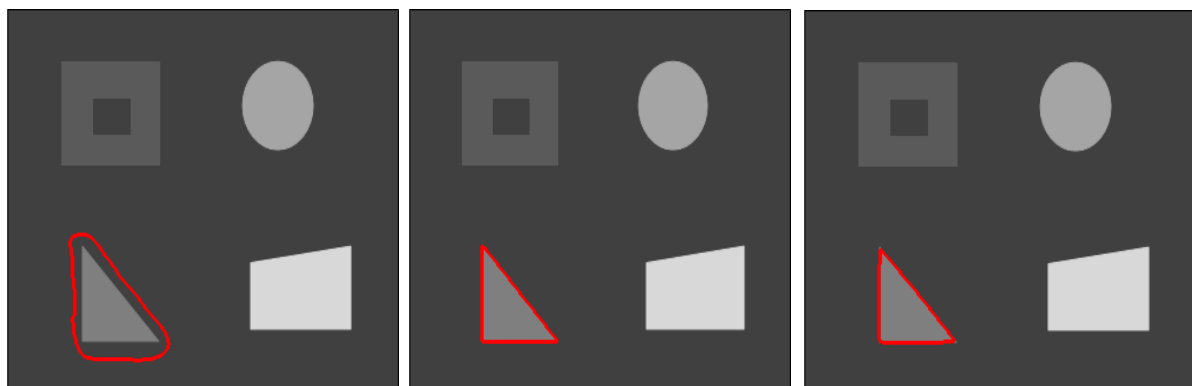


Initialisation

disque

Gaussienne

Figure IV.12 : Résultats de segmentation pour différentes fonctions de pondérations de l'image 1



Initialisation

disque

Gaussienne

Figure IV.13 : résultats de segmentation pour différentes fonction de pondérations de l'image S_3



Initialisation

disque

Gaussienne

Figure IV.14 : résultats de segmentation pour différentes fonctions de pondérations de l'image S_4

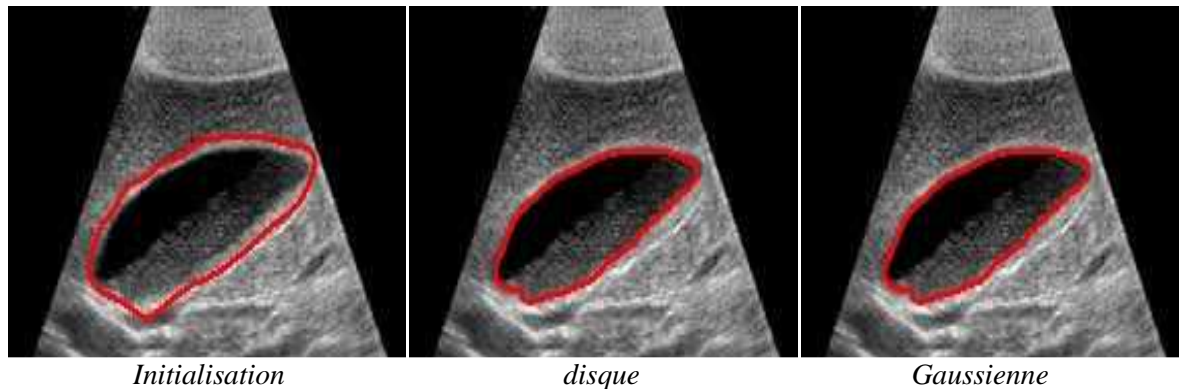


Figure IV.15 : résultats de segmentation pour différentes fonction de pondérations de l'image M_4

image	fonction	Nombre D'itérations	Arrêt D'exécution	Temps D'exécution (s)	Dice	MSSD
Image 1	Disque	500	228	8.0550	0.84	102.3906
	Gaussienne	500	167	211.5341	0.84	106.3721
Image2	Disque	200	88	8.1197	0.9674	2.0302
	Gaussienne	200	97	400.1169	0.9506	3.3869
Image 3	Disque	200	179	36.6295	0.9831	2.9615
	Gaussienne	200	113	450.3778	0.9831	2.9615
Image 4	Disque	200	123	4.3264	0.9565	3.2714
	Gaussienne	200	89	98.9578	0.9589	3.0184

Tableau IV.3 : Résultats de l'évaluation quantitative de la comparaison entre la fonction Disque et la fonction Gaussienne

Interprétation

Les résultats de ce test nous montrent qu'il y a des cas où la fonction gaussienne améliore la qualité de segmentation (Figure IV.15), et il ya des cas où elle la diminue. D'après les résultats quantitatifs du tableau IV.3, nous remarquons que, pour les trois premières images, la fonction disque donne des meilleurs résultats en la comparant à la gaussienne. Par contre pour, l'image échographique (Figure IV.15), nous remarquons que la gaussienne a amélioré la qualité de la segmentation. Nous pouvons expliquer ça par le fait que la fonction gaussienne joue un rôle filtrant, ce qui a permis de bien segmenter les images bruitées.

Pour le temps de calcul, la gaussienne est très lente par rapport à l'approche adoptée.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait une étude comparative en utilisant deux critères d'évaluation, le Dice et l'erreur quadratique moyenne.

La première comparaison concerne l'apport du modèle par rapport aux modèles classiques explicite (*Snake*) et implicite (*Chan-Vese*). La méthode de *Chan-Vese* est une méthode globale ce qui implique sa difficulté à segmenter un seul objet dans l'image, tandis que le *snake* est très sensible au bruit. Le modèle de *Lankton* remédie à tous ceci.

Enfin, nous pouvons avancer que le changement de fonction de pondération peut apporter des améliorations dans certaines images comme il peut diminuer la qualité de segmentation dans d'autres.

Conclusion générale

Nous nous sommes intéressés dans ce travail à la segmentation d'objets par la méthode des contours actifs. En premier lieu, nous avons défini cette méthode avec les différents concepts qui lui sont associés tel que ses différentes énergies et ses deux types (basé contour et basé région) en mettant l'accent surtout sur le type basé région.

Nous avons, ensuite exposé une approche basée région des contours actifs qui permet une segmentation de l'objet d'intérêt, en utilisant les bénéfices des statistiques locales pour guider le contour actif. En effet, toutes les informations, dont aura besoin le contour actif pour évoluer, seront extraites d'une région locale autour du point considéré du contour. Cette région locale prend la forme d'un disque (ou un carré) autour du ledit point.

Lors de l'étude de cette méthode et après avoir effectuée plusieurs tests sur différents types d'images, nous avons constaté que cette approche présente une robustesse à la fois aux attributs hétérogènes et à la présence du bruit dans l'image, mais elle présente certains problèmes. En effet, la sensibilité du modèle à l'initialisation du contour, nous retourne au problème d'initialisation des *snakes*. Encore, un mauvais choix des paramètres induit, le plus souvent, au blocage du contour actif dans le minimum local. Par exemple, pour obtenir une bonne segmentation, il est indispensable de choisir la bonne taille du rayon ou de la région locale. Nous avons, ensuite, comparé cette approche avec d'autres méthodes de contours actifs à savoir, le *snake*, le modèle globale de *Chan* et *Vese* et un modèle local. Les résultats étaient intéressants que se soit en qualité de segmentation ou en temps de calcul.

Toutefois, il nous paraît judicieux d'adapter l'aspect local sur d'autres forces à part celle de *Chan-Vese* et *Yezzi* et voir l'apport de ce principe. Il serait, aussi, intéressant, de réfléchir à étendre ce modèle aux images en couleurs et poursuivre, ainsi, les tests.

Enfin, nous espérons que ce modeste travail pourra servir à d'autres finalités.

Annexe

images		Tailles	Formats
synthétiques	S_1	334× 283	PNG
	S_2	519×391	PNG
	S_3	512×512	PNG
	S_4	198× 135	PNG
	S_5	380× 375	PNG
Médicales	M_1	128× 128	PNG
	M_2	225× 225	JPEG
	M_3	128× 128	GIF
	M_4	192×130	JPEG
	M_5	479×328	PNG
Réelles	R_1	160× 128	JPEG
	R_2	368× 137	JPEG
	R_3	282× 179	JPEG
	R_4	498×329	PNG
	R_5	484×361	PNG

Tableau 1 : présentation des données images.

Bibliographie

Bibliographie

1. ROUSSELLE J-J., " *Les contours actifs, une méthode de segmentation application à la l'imagerie médicale*", thèse de doctorat en informatique, Université François Rabelais de tours, France, Juillet 2003 ;
2. BENDAOU M H., " *Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris* ", thèse de doctorat en physique, université Mohammed BOUDHIAF d'Oran, Algérie, février 2017.
3. HERBULOT A., " *Mesures statistiques non paramétriques pour la segmentation d'image et de vidéo et minimisation par contours actifs*", thèse de doctorat, Traitement du Signal et des Images, Université de Nice Sophia – Antipolis CNRS, France, Octobre 2007 ;
4. BOUAZZA F., " *Les contours actifs en segmentation d'images texturées* ", mémoire d'ingénieur en Automatique, Faculté de Génie Electrique et d'Informatique, Université Mouloud MAMMARI de TIZI OUZOU, Algérie, Juillet 2009 ;
5. GUEDIRI S., " *La détection de contours par level set une approche proposée pour son amélioration* ", mémoire de master en mathématique et informatique, université d'El Oued, Algérie, juin 2014
6. DALI L, DEBIANE M A., " *Etude des contours actifs et introduction aux multi-objets*", mémoire de master en automatique, université de Mouloud MAMMARI de TIZI-OUZOU, Algérie, septembre 2012.
7. CHAN T. et VESE L., " *An active contour model without adges*", IEEE transaction on image processing, vol.10, no.2, pp. 266-277, février 2001.
8. LANKTON S. et TANNENBAUM A., " *localizing region-based active contours*", IEEE Trans. Image Process, vol. 17, no 11, pp.2029-2039, 2008.
9. AIT FARES W., " *détection et suivi d'objet par vision fondés sur segmentation par contour actif basé région* ", thèse de doctorat en systèmes embarqués, université de Toulouse III, France, juillet 2013.
10. AIT FARES W, HERBULOT A, DEVY M, BOUYAKH E.H, et FEGRAGUI F, " *A novel region-based active contour approach relying on local and global information*", in proc. IEEE int. Conf. On image processing (ICIP) (Bruxelles), pp. 1049-1052, 2011.

Bibliographie

11. YEZZI J A, TSAI A, et WILLSKY A, "A fully global approach to image segmentation via coupled curve evolution equations", *J. vis. Comm. Image rep.* Vol. 13, no. 1, pp. 195-216, mars. 2002.
12. MILLE J., " Modèles déformables pour la segmentation et suivi en imagerie 2D et 3D", thèse de doctorat en informatique, université de Tours, France, décembre 2007.
13. MAKNI N., " Méthodes d'identification, d'aide au diagnostic et de planification utilisant de l'imagerie multi-modalité pour les thérapies focales du cancer de la prostate", thèse de doctorat en automatique, université des sciences et technologies de Lille 1, France, décembre 2010.
14. NGUYEN K., "Evaluation objective de la compression en imagerie médicale", mémoire de master en signaux et images en biologie et médecine, université d'Angers, France, Aout 2007.
15. W.LI , H.LEI , M.ARABINDA , C. Li , " Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy " ,*Signal Processing* .vol. 89,pp.2435–2447 ,2009.
16. BOUALI R, DJOUAHER S., "Etude d'un contour actif guidé par la distribution gaussienne locale", mémoire de master en automatique, université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, Algérie, juillet 2017.

Résumé

La segmentation d'objets par la méthode des contours actifs basée région permet une segmentation de l'objet d'intérêt, en utilisant les bénéfices des statistiques locales pour guider le contour actif. Toutes les informations, dont aura besoin le contour actif pour évoluer, seront extraites d'une région locale autour du point considéré du contour. Cette région locale prend la forme d'un disque (ou un carré) autour du ledit point. Lors de l'étude de cette méthode et après avoir effectuée plusieurs tests sur différents types d'images, nous avons constaté que cette approche présente une robustesse à la fois aux attributs hétérogènes et à la présence du bruit dans l'image, mais elle présente certains problèmes. En effet, la sensibilité du modèle à l'initialisation du contour, nous retourne au problème d'initialisation des *snakes*. Encore, un mauvais choix des paramètres induit, le plus souvent, au blocage du contour actif dans le minimum local. Par exemple, pour obtenir une bonne segmentation, il est indispensable de choisir la bonne taille du rayon ou de la région locale. Nous avons, ensuite, comparé cette approche avec d'autres méthodes de contours actifs à savoir, le *snake*, le modèle globale de *Chan* et *Vese* et un modèle local. Les résultats étaient intéressants que se soit en qualité de segmentation ou en temps de calcul.

Mots clés : contours actifs, hétérogènes, région d'intérêt, moyenne d'intensité locale, énergie, Lankton, rayon, initialisation, courbure.