

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la 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
Sabrina DJOUAHER
Ryma BOUALI

Mémoire dirigée par Ouardia CHILALI

Thème

**Etude d'un contour actif guidé par la
distribution gaussienne 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

Au terme de ce modeste travail,

Nous remercions tout d'abord, Dieu tout puissant qui nous a armés de courage, de volonté, et surtout de patience.

Nous adressons nos plus vifs remerciements et toute notre reconnaissance et gratitude à notre promotrice Melle Chilali Ouardia pour les conseils avisés qu'elle nous a toujours prodigués, pour les connaissances dont elle nous a fait bénéficier, son aide, ses qualités humaines, son suivi attentif et sa confiance qui nous a été très précieuse. Mais aussi nous tenons à la remercier pour nous avoir fait l'honneur de nous encadrer.

Nos remerciements les plus sincères vont à l'ensemble des membres du jury qui nous ont fait l'honneur de juger ce travail.

Nous tenons à remercier, également, l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation ainsi qu'aux administrateurs du département d'automatique.

Nos sincères remerciements vont, aussi, à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Nous voudrions enfin remercier, en particulier, toute la promotion d'automatique 2016/2017.

Ryma et Sabrina

Dédicaces

A mes très chers parents

*Qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance
Et qu'ils, j'espère, trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout
mon amour*

A ma sœur et mon frère à qui je souhaite un avenir radieux plein de réussite

A toute ma famille

*A ma binôme **Ryma** qui sans elle, le travail n'aurait pas été fait, et **Lila** et
Thiziri avec les quelles on débattrait notre thème*

*A ma promotrice **Mlle Chilali Ouardia***

*A tous mes amis, en particulier, **Ahmed** qui nous a été d'une grande aide*

*A tous ce qui, par amour, m'ont donné la force de continuer, et à tout ce qui me
sont chers.*

Sabrina

Dédicaces

A mes très chers parents

Qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance

Et qu'ils, j'espère, trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour

A mes sœurs et mon frère à qui je souhaite un avenir radieux plein de réussite

A toute ma famille

*A ma binôme **Sabrina** qui sans elle, le travail n'aurait pas été fait, et **Lila** et **Thiziri** avec les quelles on débattrait notre thème*

*A ma promotrice **Mlle Chilali Ouardia***

*A tous mes amis, en particulier, **Ahmed** qui nous a été d'une grande aide*

A tous ce qui, par amour, m'ont donné la force de continuer, et à tout ce qui me sont chers.

Ryma

A decorative horizontal scroll graphic with a light blue border and rounded ends. The scroll is slightly curved, with the top edge appearing to be unrolled. The word "Sommaire" is centered on the scroll in a dark blue, elegant serif font.

Sommaire

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

Partie 1 : ETUDE THEORIQUE

CHAPITRE I : Les contours actifs

I.1 .	Introduction	3
I.2 .	Définition du contour actif	3
I.3 .	Les énergies du contour actif	5
I.3.1.	Energie interne	5
I.3.2.	Energie externe	5
I.3.3.	Energie de contexte	6
I.4 .	Equation d'évolution du contour actif.....	6
I.4.1.	Approche variationnelle.....	6
I.4.2.	Approche géométrique.....	6
I.4.3.	Approche géodésique.....	7
I.5 .	Approches de contours actifs selon l'énergie externe.....	7
I.5.1.	Contour actif basé contour	7
I.5.2.	Contour actif basé région	7
I.6 .	Approches des contours actifs selon la représentation du contour.....	8
I.6.1.	Approche explicite : les modèles paramétriques	8
I.6.1.1.	Définition	8
I.6.1.2.	Contour actif paramétrique « Snakes »	8
I.6.1.3.	Avantages et inconvénient de l'approche explicite.....	10
I.6.2.	Approche implicite :Level set.....	11
I.6.2.1.	Définition	11
I.6.2.2.	Modèle de Chan & Vese	13
I.6.2.3.	Avantages et inconvénients de l'approche implicite.....	16
I.7 .	Conclusion.....	18

1 CHAPITRE II : L'approche adoptée

II.1.	Introduction	20
II.2.	C'est quoi une fonction Gaussienne ?	20
II.3.	Distribution gaussiennes locale et énergie du contour actif.....	22
II.3.1.	Formulation Level Set.....	24
II.3.2.	Equation d'évolution.....	25
II.4.	Algorithme de l'approche adopté.....	26
II.5.	Conclusion.....	26

Partie 1 : ETUDE PRATIQUE

CHAPITRE III : Etude de l'influence des paramètres

III.1. Introduction	28
III.2. Présentation du langage de programmation Matlab	28
III.3. Présentation des données	28
III.4. Variation des paramètres	28
III.4.1. Initialisation	30
III.4.2. Nombre d'itérations	35
III.4.3. Ecart type σ	36
III.4.4. Pondération de l'énergie externe λ_1	39
III.4.5. Pondération du terme de l'élasticité du contour λ_2	43
III.4.6. Pondération du terme de régularisation de la fonction level set λ_3	45
III.5.L'approche adoptée et l'inhomogénéité	48
III.6. Conclusion.....	49

CHAPITRE IV : Evaluation de l'approche adoptée

IV.1. Introduction	50
IV.2. Critères d'évaluation	50
IV.2.1. Dice	50
IV.2.2. L'erreur quadratique moyenne (EQM)	50
IV.3. Tests et résultats	51
IV.3.1. Comparaison avec le modèle de Chan et Vese et le <i>snake</i>	51
IV.3.2. Comparaison avec un modèle local	55
IV.3.3. Variation de la fonction de pondération.....	57
IV.4. Conclusion.....	59

Conclusion générale.....	60
--------------------------	----

Annexe

Bibliographie

A decorative horizontal scroll graphic with a blue outline and rounded ends. The scroll is unrolled in the center, with the text 'Introduction générale' written in a blue, italicized serif font. The scroll has a light blue shadow on the left and right sides, giving it a three-dimensional appearance.

Introduction générale

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

Le processus de segmentation consiste à isoler une ou plusieurs structure(s) d'intérêt présente(s) dans une image. Cependant, il est souvent évident, pour n'importe lequel d'entre nous, de dessiner les bords d'un objet dans une image. En revanche, dans toute sa généralité, cette tâche de segmentation est très difficile à réaliser, automatiquement, par des moyens informatiques. C'est un paradoxe bien connu du traitement d'images où les tâches, que l'homme réalise naturellement, sont souvent les plus difficiles à automatiser. Au delà de cette remarque, la segmentation constitue une étape fondamentale dans le traitement et l'analyse d'images.

Parmi les nombreuses méthodes de segmentation existantes : les approches par contours actifs apparaissent comme une technique prometteuse. Les contours actifs sont des techniques de segmentation permettant d'extraire un objet d'intérêt d'une image. Cette segmentation n'est pas immédiate, elle requiert une phase dynamique du contour (d'où la dénomination "actif" qui évoluera itérativement au cours du temps, de sa position initiale vers les bords de l'objet à extraire. Une telle évolution peut se formaliser mathématiquement sous la forme d'une équation d'évolution exprimant explicitement ou implicitement la vitesse du contour actif. Il est courant de classer les contours actifs en deux catégories : les contours actifs basés contours et contours actifs basés régions. L'approche contour aborde la

segmentation comme la recherche des frontières entre les objets et le fond. Elle ne prend en compte que des informations sur le contour des objets correspondant aux zones de fortes variations d'intensité. A l'inverse, l'approche région réalise la segmentation en partitionnant l'image en zones vérifiant un critère d'homogénéité en utilisant un descripteur de la région. Ces deux approches présentent des avantages et des inconvénients. Une exploitation des avantages de chaque approche est une issue très intéressante dans la mesure où cela permettra d'améliorer davantage le modèle de contour actif. C'est cette démarche que nous adoptons dans ce travail. En effet, nous allons explorer un modèle de contour actif qui se base sur l'information région, afin d'en tirer ses avantages, et l'aspect local des contours actifs basés frontières, qui permettent une segmentation individuelle d'objets.

Compte tenu de cet objectif, nous avons organisé notre travail selon deux parties comme suit :

Partie I : consacrée à l'étude théorique. Elle est divisée en deux chapitres :

- Dans le **chapitre 1**, nous nous intéresserons aux modèles des contours actifs d'une manière générale, tout en exposant leurs principes, les différents types et approches.
- Dans le **chapitre 2**, nous présenterons le modèle de l'approche adoptée tout en expliquant son principe, ainsi que son algorithme d'implémentation.

Partie II : consacrée à l'étude pratique, qui est aussi divisée en deux chapitres:

- Le **chapitre 3** sera consacré à l'étude de l'influence des différents paramètres de l'approche adoptée.
- Les différentes comparaisons avec d'autres modèles de contours actifs seront présentées dans le **chapitre 4**. Il sera clôturé par l'étude de l'influence du choix de la zone locale.

Ce mémoire se terminera par une conclusion générale portant sur le travail effectué.

A decorative graphic of a scroll with a blue outline and grey shading on the top and bottom edges, containing the text.

Partie 1:
Etude théorique

A decorative horizontal scroll graphic with a blue outline and rounded ends, containing the chapter title. The scroll has a slight 3D effect with a light blue shadow on the left side.

Chapitre I

I.1 . Introduction

Les contours actifs tirent leurs origines des modèles élastiques, publiés par *Burr* en 1981, mais les travaux connus sont ceux de *Kass* et *Terzopoulos* en 1987, qui introduisent les courbes minimisantes ou *snakes*. Depuis la publication de cette équipe, plusieurs modèles ont vu le jour. De très nombreuses équipes s'y sont intéressées de manière plus au moins approfondie, et les domaines d'utilisation sont nombreux tant en 2D qu'en 3D tels : la reconnaissance de formes, la segmentation d'images, le tracking, etc.

Dans ce chapitre, nous allons faire un tour d'horizon de cette technique, tout en exposant son principe, ses différents types et son évolution.

I.2 . Définition et principe du contour actif

Un contour actif est un ensemble de points qui se déplacent pour épouser une forme précise (Fig. I.1).

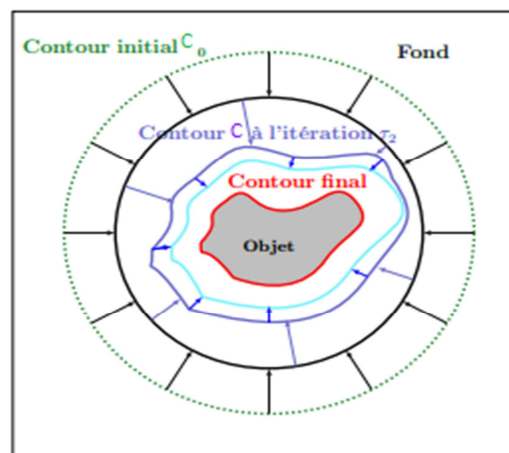


Fig. I.1 : Représentation schématique de l'évolution du contour actif C .

Le principe de fonctionnement d'un contour actif est de faire évoluer, dans l'image, les points du contour jusqu'à ce qu'ils convergent vers les zones de fort gradient, tout en conservant les caractéristiques comme la courbure du contour, la répartition de ses points ou d'autres contraintes liées à la disposition de ses points.

Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il se rétracte pour en épouser au mieux sa forme (Fig. I.2). De la même manière un contour actif peut aussi se dilater et tenter de remplir une forme. Il sera alors situé à l'intérieur de celle-ci au démarrage de l'algorithme. Ce dernier s'arrêtera lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement (critère de déformation est constant ou inférieur à un

seuil entre deux itérations successives); ou simplement quand le nombre maximum d'itérations aura été atteint.

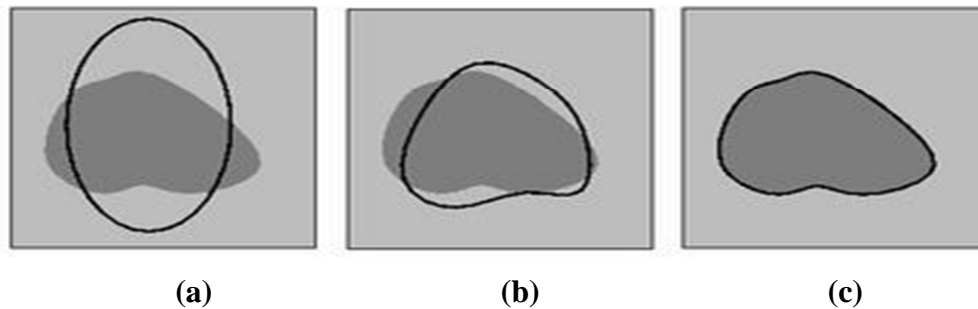


Fig. I.2 : Principe du contour actif : (a) initialisation, (b) évolution, (c) convergence.

Il existe trois formes de contours actifs couramment utilisés (Fig. I.3) :

- Les contours actifs fermés (le point de départ est celui d'arrivée) (Fig. I.3.a) ;
- Les contours actifs ouverts à extrémités libres (tous les points sont susceptibles de bouger) (Fig. I.3.b) ;
- Les contours actifs ouverts à extrémités fixes (les points de départ et d'arrivée sont fixes) (Fig. I.3.c).

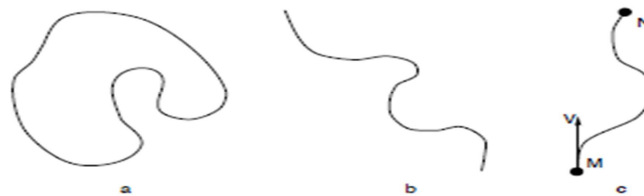


Fig .I.3 : Différentes formes du contour actif.

Chaque point du contour actif subit des forces internes et externes, issues du critère à minimiser. Ces forces tirent la courbe vers les contours de l'objet d'intérêt et sont définies afin d'imposer, respectivement, des contraintes sur la forme du contour (énergie interne), et sur sa position dans l'image (énergie externe). Ainsi, le contour actif possède une certaine énergie qui est une combinaison de plusieurs énergies, tel que [1]:

$$E_{contour} = E_{interne} + E_{externe} + E_{contexte} \quad (I.1)$$

I.3 . Les énergies du contour actif

I.3.1. Energie interne

La fonction d'énergie interne détermine la régularité et la forme lisse du contour. Elle gère la cohérence de la courbe. Elle maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe, en empêchant des nœuds individuels sur le contour de se disperser trop loin de leurs nœuds voisins. Autrement dit, l'énergie interne ne dépend pas de l'image ni de la forme à segmenter, elle ne dépend que des points du contour. Elle regroupe des notions comme la forme ou la courbure du contour. Elle est définie, initialement, comme suit [1]:

$$E_{interne} = \int_0^1 [\alpha(s)|p'(s)|^2 + \beta(s)|p''(s)|^2] ds \quad (I.2)$$

Avec :

- s est l'abscisse curviligne ;
- Les termes p' (vitesse d'évolution du point) et p'' (son accélération) qui sont les dérivées première et seconde de p (position de la courbe) par rapport à s, respectivement ;
- $\alpha(s)$ est le coefficient d'élasticité ;
- $\beta(s)$ est le coefficient de rigidité ;

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

I.3.2. Energie externe

L'énergie externe est la force qui permet d'attirer la courbe C vers les frontières de l'objet. Elle nous donne sa position dans l'image. Elle doit, théoriquement, être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire.

Une des forces les plus utilisées est celle relative au gradient de l'image définie par [1]:

$$E_{externe}(\mathbf{p}) = -\int_0^1 \|\nabla I(\mathbf{p}(s))\|^2 ds \quad (I.3)$$

où $\nabla I(\mathbf{p}(s))$ représente le gradient de l'image I en $\mathbf{p}(s)$.

Très souvent, c'est le gradient gaussien qui est utilisé [1]:

$$E_{externe}(\mathbf{p}) = -\int_0^1 \|\nabla I(g_\sigma * I)(\mathbf{p}(s))\|^2 ds \quad (I.4)$$

où g_σ est la gaussienne centrée d'écart type σ .

Le signe négatif indique que les grandes valeurs du gradient minimiseront cette énergie et attireront le contour actif.

I.3.3. Energie de contexte

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

I.4 . Equation d'évolution du contour actif

Après l'initialisation du contour actif son déplacement vers l'objet d'intérêt est assuré par les énergies préalablement cités, et son évolution est régie par une équation d'évolution. Cette dernière peut être déduite par différentes approches. Cependant, il existe également des approches qui la définissent directement sans passer par la minimisation d'une énergie.

I.4.1. Approche variationnelle

Dans cette approche, l'équation d'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant l'objet d'intérêt [2].

L'avantage de cette approche est la rapidité d'implémentation mais, toutefois, limitée par plusieurs inconvénients :

- Le critère dépend de la paramétrisation du contour.
- Le contour initial doit être proche de l'objet pour que l'algorithme de minimisation converge.
- Un seul objet peut être segmenté.

I.4.2. Approche géométrique

L'approche géométrique introduite par *Osher* [3], puis *Caselles* [4] et *Malladi* [5], définit une équation d'évolution qui ne provient plus de la minimisation d'un critère, mais est basé sur la théorie de l'évolution des courbes en utilisant une formulation par ensembles de niveaux [3].

Cette formulation permet la segmentation de plusieurs objets de même propriété à partir d'un seul contour initial. Leur principal inconvénient est le temps de calcul qui est très important, et cela est dû au calcul qui est réalisé pour chaque pixel de l'image à chaque itération.

I.4.3. Approche géodésique

Les modèles des contours actifs géodésiques ont été proposés par *Caselles* en 1997 [6] immédiatement après le contour actif géométrique. Il a réconcilié l'approche variationnelle et celui par évolution de courbes. Dans ce modèle, résoudre le problème du contour actif est équivalent à chercher un chemin de distance minimale, appelé « courbe géodésique » [6].

Les contours actifs géodésiques ont les propriétés de la détection simultanée des frontières extérieures et intérieures de plusieurs objets, et le contour final ne dépend pas de l'initialisation. Cependant, le processus est sensible au bruit et l'image devra donc être filtrée au préalable.

I.5 . Approches de contours actifs selon l'énergie externe

Les contours actifs se divisent en deux grandes classes selon l'information extraite de l'image : les contours actifs basés contour et les contours actifs basés région.

I.5.1. Contour actif basé contour

Les contours actifs basés contours tiennent uniquement l'information présente sur les contours de l'objet d'intérêt. Les contours de l'objet sont définis en général par des valeurs élevées du gradient des intensités des pixels dans l'image. Ce type de modèles nécessite une initialisation de la courbe proche des contours de l'objet d'intérêt. Il ne prend en considération que l'information locale qui est assez sensible au bruit et en minimisant la fonctionnelle, il est fort probable de tomber dans un minimum local.

I.5.2. Contour actif basé région

Les modèles des contours actifs basés région visent à identifier la région d'intérêt en utilisant un descripteur de région tel que l'intensité, la couleur ou la texture, afin de guider le mouvement du contour actif [7]. Ces modèles sont souvent basés sur l'hypothèse que les intensités de l'image sont homogènes sur la région d'intérêt et éventuellement sur le fond (partie intérieure et extérieure de la région).

Les modèles basés régions ont tendance à s'appuyer sur l'information globale pour guider l'évolution du contour. Ces méthodes sont efficaces dans des cas simples où l'objet à segmenter est facilement séparable du fond [7].

I.6 . Approches des contours actifs selon la représentation du contour

Deux approches principales existent pour la mise en œuvre des contours actifs : les approches explicites et les approches implicites. Une approche explicite définit le contour directement à partir de paramètres tandis qu'une approche implicite définit le contour de manière implicite comme étant le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure.

I.6.1. Approche explicite : les modèles paramétriques

I.6.1.1. Définition

Un contour actif paramétrique est défini comme une courbe C (Fig.I.4), fermée ou non, qui est initialisée à proximité des frontières de l'objet à détecter, tel que :

$$C(s) \equiv \{p(s)\} = \{(x(s), y(s))\}; \quad 0 \leq s \leq 1 \} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (\text{I.5})$$

où $p(s)$ la position d'un point sur la courbe.

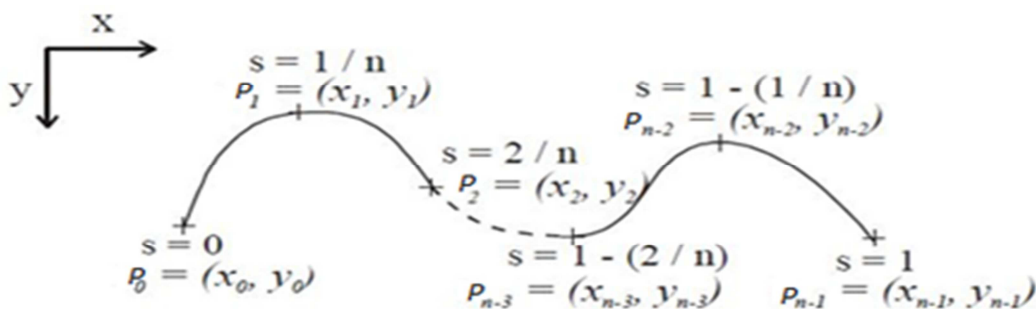


Fig. I.4 : Coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne d'un contour actif.

Les méthodes paramétriques définissent le contour actif à partir d'un ensemble de paramètres. Les propriétés intrinsèques du modèle sont choisies afin de minimiser au mieux la fonctionnelle. Les contours actifs sont définis comme des courbes polygonales soumises à des forces issues d'énergies basées notamment sur les propriétés du contour. Cette approche a l'inconvénient de nécessiter une courbe initiale proche de la solution.

I.6.1.2. Contour actif classique ou « Snakes »

Il est représenté comme un modèle élastique déformable contrôlé par une contrainte de continuité dont les mouvements de glissements lors de la déformation lui ont valu le nom de *snake* qui veut dire serpent. Historiquement, le *snake* a été introduits par Kass et Terzopoulos en 1988 dans leur article « Snakes : Active Contour Models » et fait figure de référence en la matière, car il représente le premier modèle de contour actif à être utilisé en traitement d'images pour la segmentation. Parmi les modèles paramétriques de contours actifs, on peut

considérer que les *snakes* représentent le premier exemple de structure de contour actif dont les propriétés intrinsèques (telles que la rigidité, l'élasticité, la courbure) sont choisies et, ou modifiées pour améliorer la minimisation de l'énergie [8].

Les principales étapes d'utilisation des *snakes* pour une application donnée sont :

- Définir une fonctionnelle à minimiser pour le problème donné.
- Dédire de la fonctionnelle d'énergie l'équation d'évolution du contour actif.
- Implémenter cette équation d'évolution avec des méthodes appropriées.

Ainsi, la fonctionnelle d'énergie est donnée par [9] :

$$E(v) = \alpha \int_0^1 |p'(s)|^2 ds + \beta \int_0^1 |p''(s)|^2 ds - \gamma \int_0^1 |\nabla I(p(s))|^2 ds \quad (I.6)$$

Où α , β et γ sont des constantes positives.

Les deux premiers termes sont des termes de régularisation du contour qui déterminent son élasticité et sa rigidité. Le dernier terme est un terme d'attache aux données. Il attire le contour vers les zones de fort gradient de l'image.

Au cours de la résolution de l'équation de *Snake*, l'opérateur va minimiser l'énergie totale pour minimiser cette énergie, on peut utiliser les équations d'Euler [9]:

$$-\alpha p''(s) + \beta p^{(4)} + \nabla P(p) = 0 \quad (I.7)$$

Où :

$$P(v) = -\gamma(s) |\nabla I(p(s))|^2 \quad (I.8)$$

$P(v)$ est l'énergie potentielle liée à l'image, afin de simplifier l'écriture, on pose [9] :

$$F(p) = -\nabla P(p) \quad (I.9)$$

L'équation de l'énergie à minimiser devient donc :

$$-\alpha p''(s) + \beta p^{(4)} = F(p(s)) \quad (I.10)$$

Les dérivées de l'équation de l'énergie sont résolues par la méthode de différences finie. En les mettant alors sous forme matricielle, on aura le schéma d'évolution suivant [9] :

$$AV = F \quad (I.11)$$

Avec A est une matrice à bande étroite dite penta-diagonale de taille $(n*n)$ en fonction des coefficients α et β [9]:

$$A = \begin{pmatrix} 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & 0 & 0 & \dots \\ -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & 0 & \dots \\ \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & \dots \\ 0 & \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \dots \\ 0 & 0 & \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots \end{pmatrix} \quad (I.12)$$

Cela a aboutit à l'équation suivante [9] :

$$(Id + \tau A)V^t = V^{t-1} + \tau F(V^{t-1}) \quad (I.13)$$

$$\text{Soit :} \quad V^t = (Id + \tau A)^{-1} (V^{t-1} + \tau F(V^{t-1})) \quad (I.14)$$

Où :

Id : est la matrice identité de taille $(n \times n)$.

τ : est le pas du temps qui contrôle la vitesse de déplacement du *Snake*.

1.6.1.3. Avantages et inconvénients de l'approche explicite

L'application de la formulation explicite présente quelques avantages comme sa simplicité et son extensibilité à de nombreuses applications telles que la segmentation, le suivi temporel de formes, etc. Elle combine la détection et le suivi de contours en une seule opération. Elle permet aussi l'interaction de l'utilisateur, son avantage principal est sa rapidité de convergence [10].

Cependant, elle présente quelques inconvénients propres à elle [11] :

- Le contour est très sensible à l'initialisation, qui doit être réalisée à proximité de l'objet à segmenter.
- Les points de la courbe ont tendance à se regrouper sur les zones de fort gradient, donnant lieu à des autos-intersections que le modèle est incapable de gérer.
- Seuls les formes convexes sont bien segmentées, le modèle est plus approximatif sur les formes concaves (Fig.I.5).
- Ne travail pas en inhomogénéité d'intensité (Fig.I.6).

-Incapacité du modèle à détecter plusieurs objets parce que ces derniers maintiennent la même topologie pendant la phase d'évolution. C'est-à-dire, les *Snakes* ne peuvent pas se diviser en une multitude de frontières à partir d'un contour initiale.

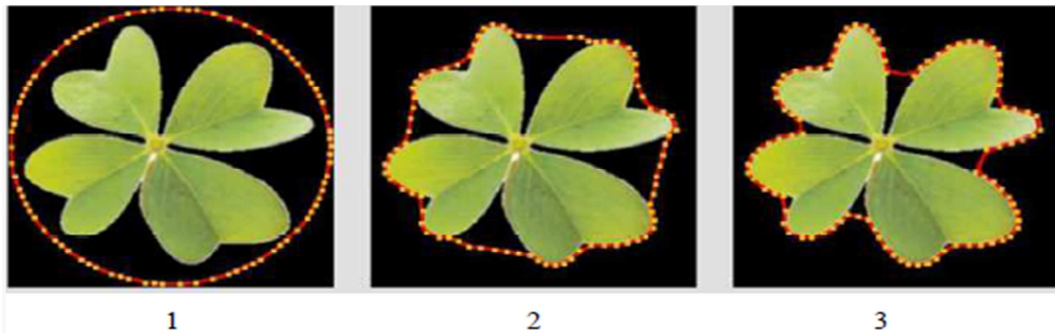


Fig .I.5: Illustration de l'incapacité des snakes à converger vers les concavités [1]

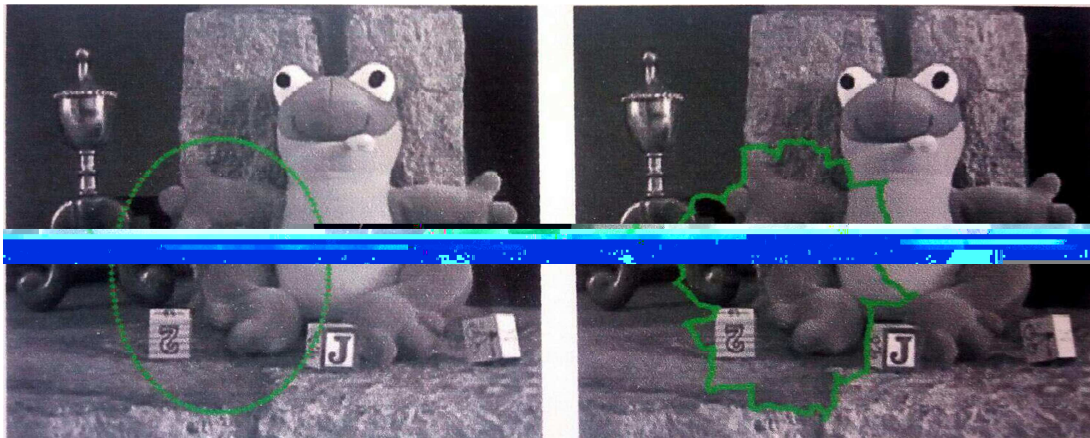


Fig. I.6: Application du snake sur une image inhomogène [1].

I.6.2. Approche implicite : *Level set*

Bien que la mise en œuvre des *snakes* soit parfois problématique, l'idée du contour actif, qui se déforme pour se diriger vers les frontières de l'objet à segmenter, semble tout à fait pertinente. Un autre genre de méthodes de segmentation fondée sur ce principe s'est donc développé en parallèle. Il s'agit des contours actifs implicites, ou non paramétriques, encore appelées courbes *ensembles de niveau*.

I.6.2.1. Définition

Dans cette approche, le contour est, implicitement, représenté par l'intermédiaire de fonction continue [12]. $\emptyset(x, y): \mathbf{R}^2 \longrightarrow \mathbf{R}$. $\emptyset(x, y)$ est appelée fonction *level set*. Un niveau particulier, qui est usuellement le niveau zéro (Fig.I.7) de la fonction $\emptyset(x, y)$, est défini comme le contour tel que :

$$C(t) = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y, t) = 0\} : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}^2 \quad (I.15)$$

où Ω est le plan entier de l'image.

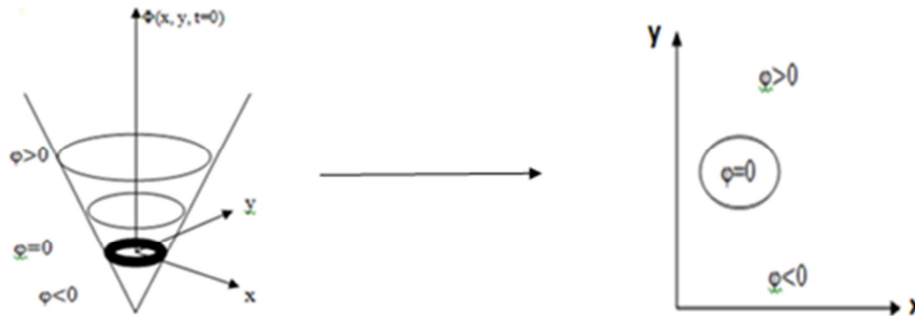


Fig. I.7: Représentation de la fonction level set.

L'avantage d'utiliser le niveau zéro (*level zéro*), est qu'un contour peut être défini comme la frontières entre une surface positive et une surface négative. Ainsi le contour peut être identifié par la vérification du signe de la fonction *level set* $\phi(x, y)$. La fonction *level set* $\phi_0(x, y)$ (initialisation de la fonction ϕ) est souvent prise comme la fonction distance signée du point (x, y) à la courbe $C(t)$ tel que [13]:

$$\phi_0(x, y) = \{\phi(x, y, t = 0)\} \equiv \pm D(x, y) \quad \forall (x, y) \in \Omega \quad (I.16)$$

Où $\pm D(a, b)$ est la distance signée entre le point a et b.

La figure I.8 (a) montre un exemple d'un contour initial C_0 et la figure I.8 (b) montre la fonction *level set* initiale $\phi_0(x, y)$ évaluée comme la distance signée calculée du contour initial C_0 .

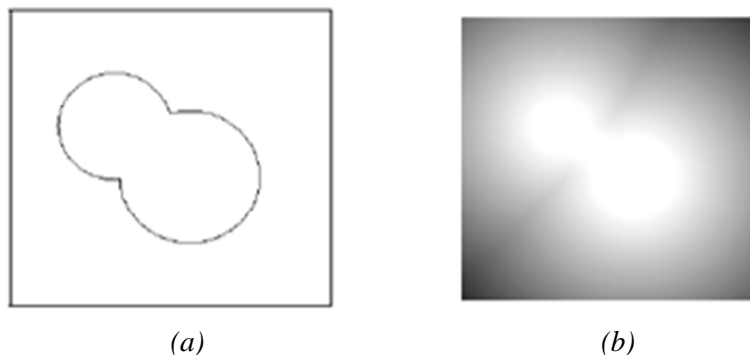


Fig. I.8: Un contour initial et sa distance signée correspondante :
(a) Le contour initial C_0 et (b) la fonction distance.

La fonction *level set* initiale $\phi_0(x, y)$ s'accroît et devient claire lorsqu'un pixel (x, y) est localisé à l'intérieur du contour initial C_0 , alors qu'elle décroît et devient foncée lorsqu'un

pixel est localisé à l'extérieur du contour initial C_0 . Naturellement, la fonction *level set* initiale est nulle sur les points du contour initial.

Par convention, les valeurs négatives de ϕ étant prise à l'intérieure du contour et les valeurs positives sont prises à l'extérieure (Fig. I.9) [14].

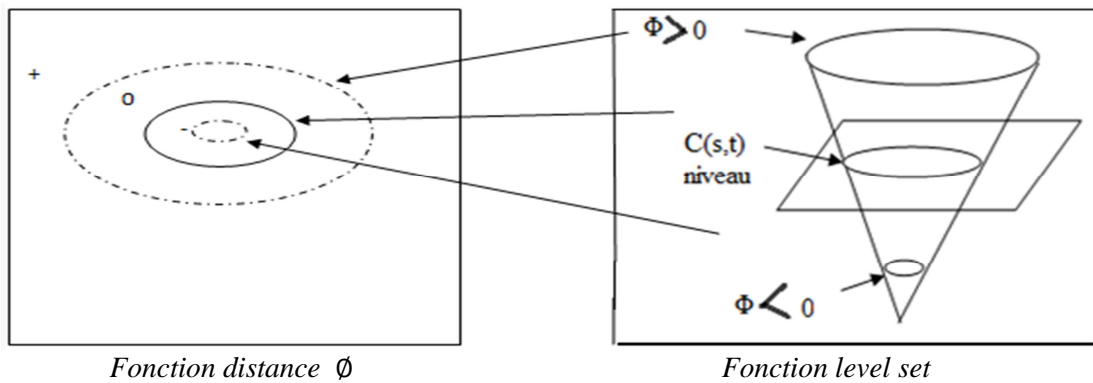


Fig. I.9 : Fonction distance signée ϕ au contour C

La figure I.10 (b) montre l'évolution de la fonction *level set* $\phi(x, y)$. La figure I.10 (a) montre la propagation du contour C [13].

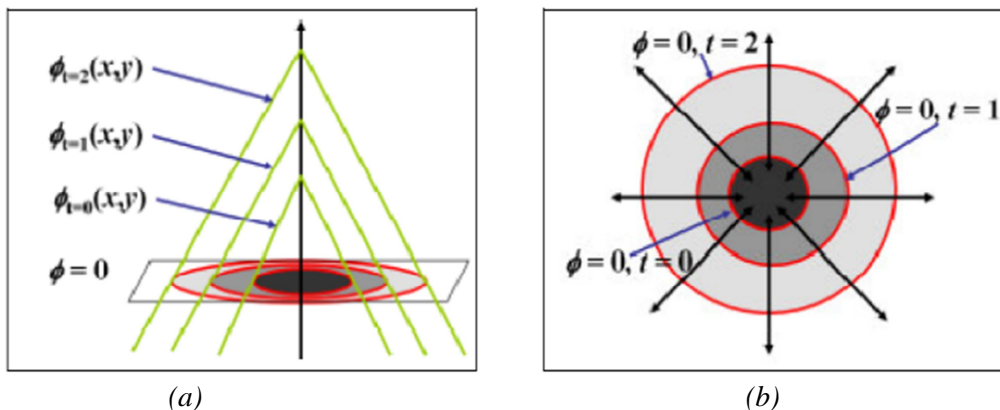


Fig. I.10 : Evolution de la fonction *level set* et la propagation du contour (a) l'évolution de $\phi(x, y)$ et (b) la propagation du niveau zéro $\phi(x, y)=0$.

Il existe plusieurs modèles utilisant ce type de représentation. Le modèle de *Chan* et *Vese* étant le meilleur exemple.

I.6.2.2. Modèle de Chan & Vese

La segmentation basée sur le modèle de *Chan* et *Vese* est un modèle basé région. Il ne prend pas en compte l'information des frontières des objets d'où son appellation « modèle sans frontière (model without edges) » [12]. Le modèle a été exposé dans sa 1ère version sous la forme biphasée, c'est à dire que l'image est segmentée en deux régions. La méthode a été, par la suite, étendue à plusieurs phases pour segmenter l'image en plusieurs régions.

Le terme de l'énergie de l'image, associé à ce modèle (en biphasé) est [12]:

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\Omega_{int}} |I(x,y) - C_1|^2 dx dy + \int_{\Omega_{ext}} |I(x,y) - C_2|^2 dx dy \quad (I.17)$$

Avec :

C_1, C_2 : Les moyens de niveau de gris , respectivement , à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe C.

De tel sorte que :

- $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est à l'extérieur de l'objet (Fig. I.11.a).
- $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) > 0$ si C à l'intérieur de l'objet (Fig .I.11.b).
- $F_1(C) > 0$ et $F_2(C) > 0$ si C est à l'intérieur de l'objet (Fig. I.11.c).
- $F_1(C) \approx 0$ et $F_2(C) \approx 0$ si C est sur le contour de l'objet (Fig. I.11.d).

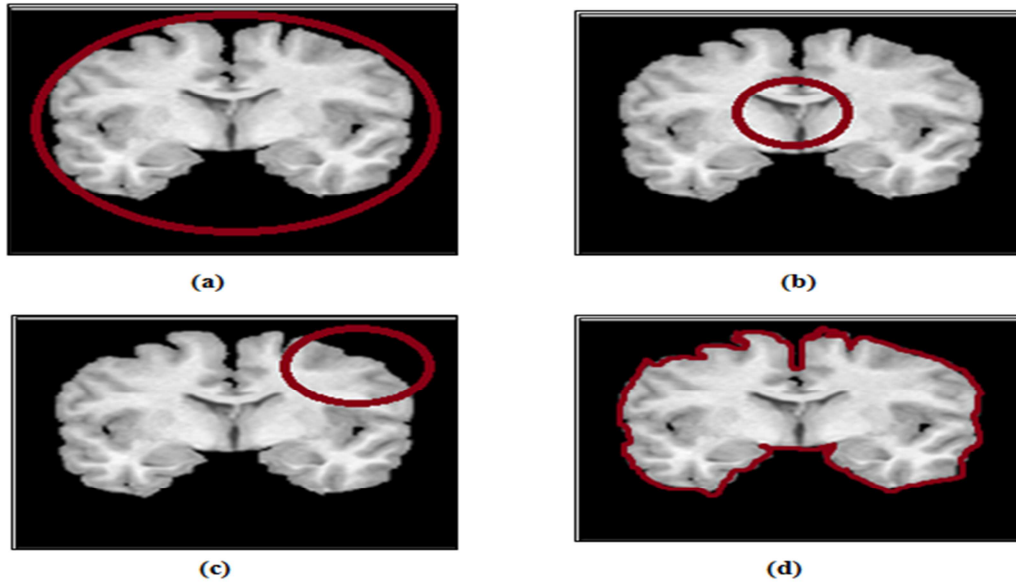


Fig .I.11 : Les positions de la courbe par rapport à l'objet (a) C à l'extérieur, (b) C à l'intérieur,(c) C à l'intérieur et l'extérieur ,(d) C sur le contour de l'objet.

Toutefois, un terme de l'énergie du contour (E_{ext}) est rajouté à la formulation globale de l'énergie de ce modèle. La nouvelle énergie considérés est donnée par [12] :

$$E(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{longueur}(C) + \nu \cdot \text{Aire}(\Omega_{int}) + \lambda_1 \int_{\Omega_{int}} |I(x,y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_{ext}} |I(x,y) - c_2|^2 dx dy \quad (I.18)$$

Avec :

- Longueur(C) : la longueur de la courbe C.
- Aire (Ω_{int}) : l'aire de la région Ω_{int} .

- $\nu \geq 0$ $\mu \geq 0$, $\lambda_1 \geq 0$, $\lambda_2 \geq 0$: des paramètres fixes.

La courbe $C(t)$ divise le domaine Ω en deux régions Ω_{int} et Ω_{ext} (Fig.I.12). Cette courbe est représentée par la fonction $\phi(x, y, t)$, qui est, habituellement, prise comme la fonction distance signée du point (x, y) à $C(t)$ tel que :

$$\begin{cases} \phi(x, y, t) > 0 & \text{pour } (x, y) \in \Omega_{\text{int}} \\ \phi(x, y, t) < 0 & \text{Pour } (x, y) \in \Omega_{\text{ext}} \\ \phi(x, y, t) = 0 & \text{pour } (x, y) \in C = \partial\Omega \end{cases}$$

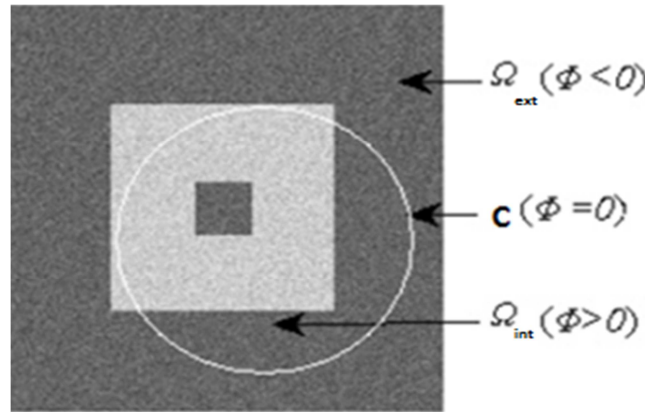


Fig. I.12 : Courbe initial $C(t)$ délimitant les différentes régions.

En utilisant la fonction *level set* ϕ et les fonctions *Heaviside* et *Dirac* (équation I.11), on pourra formuler les différents termes de l'énergie de l'équation (I.10) comme ceci [12]:

$$H(\phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \phi \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}, \quad \partial(\phi) = \frac{d}{dz} H(\phi) \quad (I.19)$$

$$\text{Aire } (\phi = 0) = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad (I.20)$$

$$\text{Longueur } (\phi = 0) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (I.21)$$

$$\int_{\Omega_{\text{int}}} |I(x, y) - C_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - C_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \quad (I.22)$$

$$\int_{\Omega_{\text{ext}}} |I(x, y) - C_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - C_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (I.23)$$

Ainsi :

$$E_{CV}(C_1, C_2, C) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy +$$

$$\lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - C_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - C_2|^2 (-H(\phi(x, y))) dx dy \quad (I.24)$$

avec :

$$C_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (I.25)$$

$$C_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (I.26)$$

Pour solutionner ce problème de minimisation on doit utiliser l'équation correspondante d'Euler-Lagrange. Cela conduit à une équation d'évolution qui s'exprime directement à l'aide de la fonction *level set* ϕ [12] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right] \quad (I.27)$$

Les fonctions *Heaviside* et *Dirac* employées sont des fonctions régularisées tel que, respectivement [12]:

$$H_{\varepsilon} = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \operatorname{atan} \left(\frac{\phi}{\varepsilon} \right) \quad (I.28)$$

$$\delta_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \quad (I.29)$$

H_{ε} : prend la valeur de 1 pour $\phi \geq 0$ et vaut 0 ailleurs.

I.6.2.3. Avantages et inconvénients de l'approche implicite

Le principal avantage des contours actifs représentés implicitement est leur capacité à gérer, naturellement, les changements de topologie. En effet, l'intérêt de la représentation implicite du modèle est que ce n'est plus le contour qui se déforme mais la fonction d'ensembles de niveaux. Ainsi, bien qu'un niveau change de topologie, la fonction en elle même reste dans la topologie de départ (Fig.I.13). Donc ce n'est pas le modèle déformé qui change de topologie à proprement parler, mais simplement le sous ensemble qui est observé (le contour actif) [11].

D'autres avantages enrichissent ce type de contours actifs, peuvent être cités [13] :

- Grandeurs géométriques intrinsèques faciles à calculer.
- Les résultats obtenus sont très précis.
- Extension à la 3D simple : il suffit d'ajouter une coordonnée à l'équation d'évolution de la fonction ϕ .

- Capacité à détecter plusieurs objets à la fois (Fig. I.14).
- Indépendance de l'initialisation du contour (Fig. I.15).

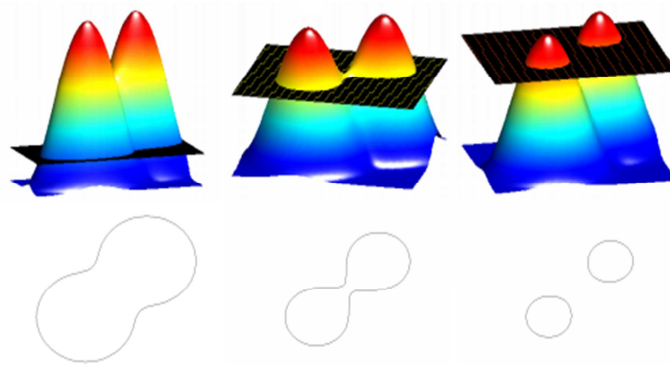


Fig. I.13 : Illustration de la gestion des changements de topologie de l'implémentation en ensembles de niveaux : la fonction Φ se déforme et, bien qu'elle ne change pas de topologie directement, le sous ensemble observé (son intersection avec le plan de niveau zéro) change de topologie en donnant deux contours distincts.



Fig. I.14 : Capacité des levels sets à détecter plusieurs objets [10].

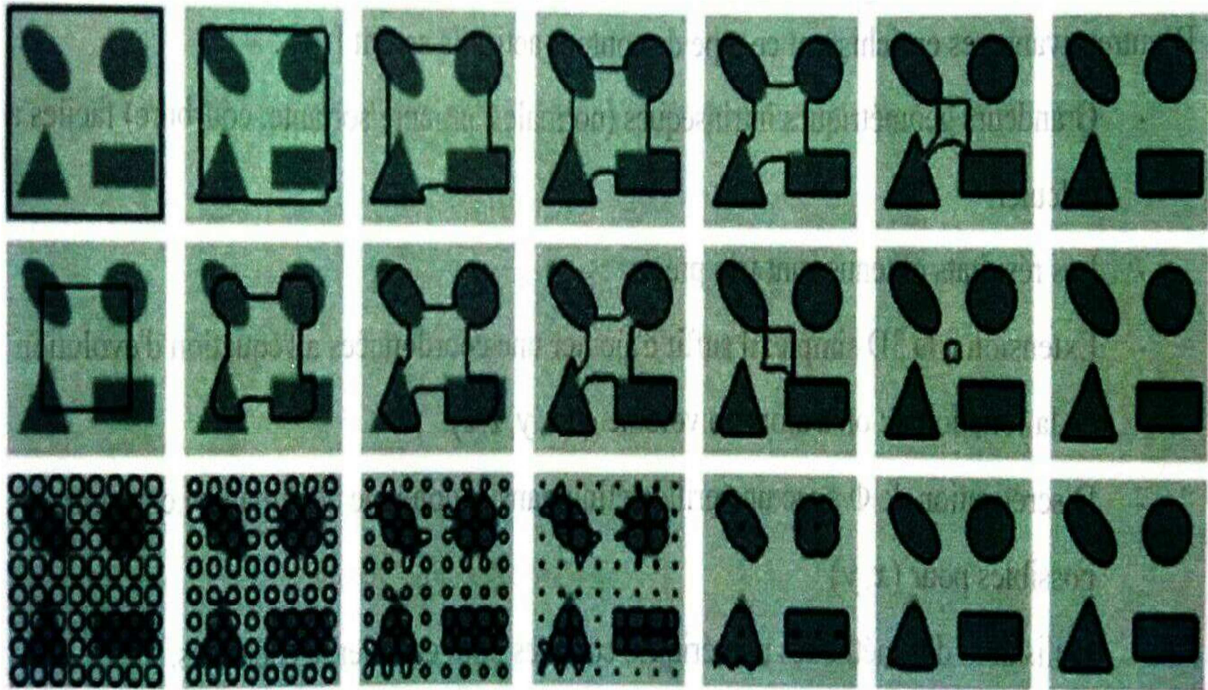


Fig. 1.15 : Plusieurs initialisation du contour initial qui convergent toutes vers le même résultat [15].

Toutefois, cette représentation présente un certain nombre d'inconvénients à savoir :

- La complexité algorithmique de son évolution.
- La construction de la fonction initiale $\phi(x, t) = 0$ doit être faite de manière à ce que son niveau zéro corresponde à la position initiale du contour.
- Ne travail pas en inhomogénéité d'intensités.
- Temps de calcul important.
- Ne détecte pas un seul objet.

I.7 . Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode des contours actifs, leurs énergies et leurs évolutions. Puis nous avons cité les approches les plus importantes pour avoir l'équation d'évolution à savoir l'approche variationnelle, géométrique et géodésique, en évoquant ses avantages et inconvénients. Par la suite, nous avons classé les deux grandes approches selon leurs énergie externe, soit l'approche basé contour et basé région ; et selon leurs représentation de contours, à savoir le modèle implicite et explicite. Nous avons cité pour les différentes classes leurs modèles basiques, leurs avantages et inconvénients.

En bénéficiant des avantages de l'un pour remédier aux inconvénients de l'autre, on pourra jumeler ces différentes classes. Ainsi, en tirant profit des modèles basés région et ceux basés frontières, on pourra, par exemple, minimiser le temps de calcul, segmenter un seul

objet dans une image et avoir une implémentation très simple. Indirectement, on parle d'exploiter les *level sets*, qui sont une méthode d'implémentation simple, pour une détection d'un seul objet dans une image.

En suivant cette démarche, le chapitre suivant exposera un modèle répondant à cet objectif.

A decorative horizontal scroll graphic with a blue outline and rounded ends, containing the chapter title. The scroll has a slight 3D effect with a light blue shadow on the top and bottom edges.

Chapitre II

II.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous exposons le concept de la segmentation basée sur la méthode de la distribution gaussienne qui est un nouveau modèle de contour actif basé région pour la segmentation d'images en niveaux de gris, bruitées, texturées.

Cette méthode utilise une fonction noyau pour définir l'adaptation de la distribution gaussienne locale aux données locales de l'image autour du voisinage d'un point, où les intensités locales sont décrites par des distributions gaussiennes avec des moyennes et des variances différentes. Le mouvement du contour vers les limites d'objet est assuré par différentes énergies qui constituent l'équation d'évolution.

II.2. C'est quoi une fonction Gaussienne ?

La fonction Gaussienne est très connue dans la nature, elle est souvent utilisée dans la distribution statique. Etant un algorithme d'amélioration d'images, il élimine les détails de hautes fréquences, qui contiennent toujours du bruit ; ce qui fait de cette approche une des plus adaptés pour le traitement d'images assez bruitées.

L'équation de la courbe Gaussienne est donnée par :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (II.1)$$

Sa courbe représentative est représentée à la figure II.1.

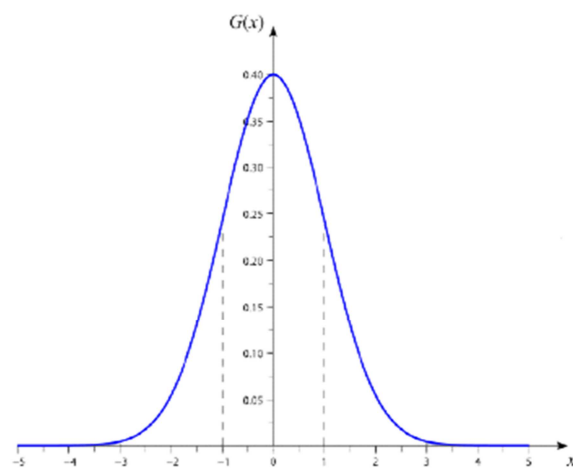


Fig. II.1 : Courbe de Gauss en 1D.

Tandis que le masque Gaussien (Fig. II.2), utilisé en traitement d'images 2D en général, est donné par :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu)^2+(y-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (II.2)$$

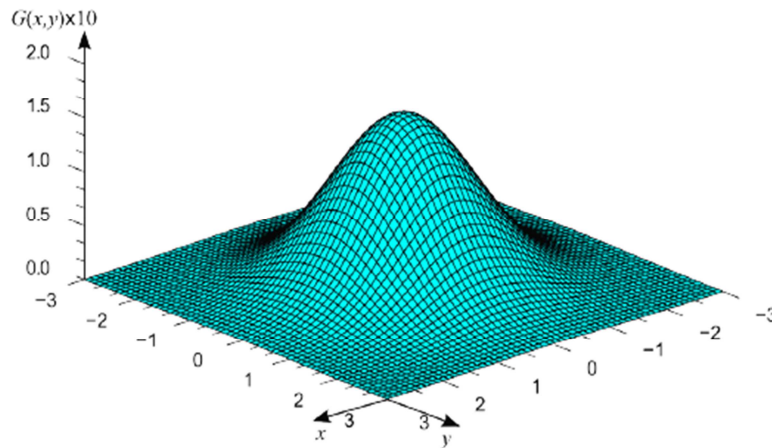


Fig. II.2 : Courbe de Gauss en 2D.

La figure II.3 donne la représentation 3D et 2D d'un noyau Gaussien.

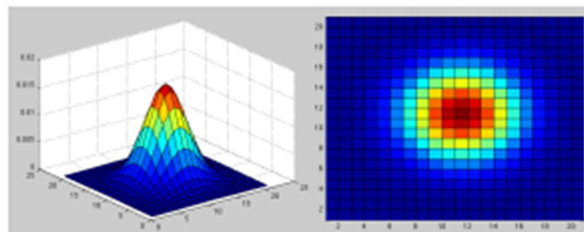


Fig.II.3 : Représentation 3D et 2D du noyau Gaussien.

Les deux équations II.1 et II.2 reposent sur l'estimation de deux paramètres statiques :

- Le paramètre σ qui est l'écart-type. Il détermine le degré de lissage et impose la taille du masque qui doit être impaire, et idéalement égale à $2(\text{round}(2\sigma)) + 1$.
- Le paramètre μ qui est la moyenne.

Remarque : La largeur du pic de la Gaussienne dépend de son écart type σ . Plus σ est grand, plus la taille du noyau est grande pour que celui-ci couvre le maximum du pic de la Gaussienne.

II.3. Distribution gaussiennes locale (Méthode de Wang) et énergie du contour actif

Soit une image constituée de 3 régions $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ (Fig. II.4). Pour chaque point 'x' dans le domaine d'image Ω , on considère un voisinage circulaire θ_x avec un petit rayon 'r' qui est définie comme :

$$\theta_x = \{y : |x-y| \leq r\} \tag{II.3}$$

θ_x est divisé en en trois sous régions $\Omega_1 \cap \theta_x$, $\Omega_2 \cap \theta_x$ et $\Omega_3 \cap \theta_x$. Soient $P(y \in \Omega_i \cap \theta_x | I(y))$ les probabilités *a posteriori* maximales des sous régions $\Omega_i \cap \theta_x$, en tenant compte des valeurs du niveau de gris ($I(y)$) et de son voisinage.

Selon la règle de *Bayes*, la probabilité est donnée comme suite [16]:

$$p(y \in \Omega_i \cap \theta_x | I(y)) = \frac{p(I(y) | y \in \Omega_i \cap \theta_x) p(y \in \Omega_i \cap \theta_x)}{p(I(y))} \tag{II.4}$$

Où :

- $P(I(y) | y \in \Omega_i \cap \theta_x)$, notée par $P_{i,x}(I(y))$, est la distribution de valeurs de gris dans chaque sous régions.
- $P(y \in \Omega_i \cap \theta_x)$ est la probabilité *a posteriori* maximale dans chaque sous région.
- $P(I(y))$ est la probabilité *a priori* de la valeur de gris $I(y)$. Elle est indépendante du choix de la région et peut être donc négligée [16].

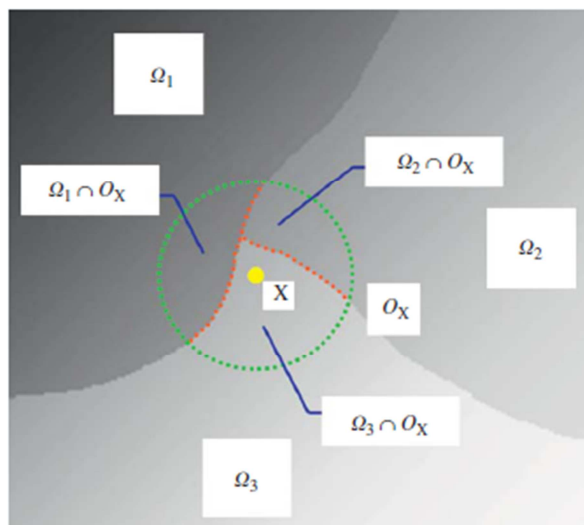


Fig .II.4 : Evolution de la fonction disque en chaque point x du contour.

Puisque toutes les partitions sont à priori également possible [17], c'est-à-dire,

$P(y \in \Omega_i \cap \theta_x) = \frac{1}{N}$ avec N est le nombre de régions, et le terme $P(y \in \Omega_i \cap \theta_x)$ est négligeable [16].

En supposant que les pixels à l'intérieure de chaque régions sont indépendants, la probabilité à *posteriori* maximale ne sera atteinte que si le produit de $P_{i,x}(I(y))$ à travers les régions est maximisé [16] :

$$\max \prod_{i=1}^N \prod_{y \in p(y \in \Omega_i \cap \theta_x)} P_{i,x}(I(y)) \quad (II.5)$$

En utilisant le logarithme, le max peut être convertit en minimum de l'équation suivante [16]:

$$E_x^{LGDF} = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i \cap \theta_x} -\log P_{i,x}(I(y)) dy \quad (II.6)$$

Les densités de probabilité $P_{i,x}(I(y))$ sont modélisées en utilisant la distribution gaussienne [16] :

$$P_{i,x}(I(y)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i(x)}} \exp\left(-\frac{(u_i(x)-I(y))^2}{2\sigma_i(x)^2}\right) \quad (II.7)$$

où : $u_i(x)$ Et $\sigma_i(x)$ sont des moyennes d'intensités locales et des écarts types, respectivement.

En introduisant une fonction de pondération dans l'équation (II.6), elle deviendra [16]:

$$E_x^{LGDF} = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -\omega(x-y) \log P_{i,x}(I(y)) dy \quad (II.8)$$

où $\omega(x-y)$ est la fonction de pondération non négative tel que $\omega(x-y)=0$ pour $|x-y| > r$ et $\int_{\theta_x} \omega(x-y) dy = 1$.

Bien que le choix de la fonction de pondération soit flexible, il est préférable d'utiliser une fonction de pondération $\omega(x-y)$ telle que des poids plus important soient affectées aux données (y) , les plus proche du centre 'x' du voisinage θ_x . Ainsi, la fonction de pondération ω est choisie comme noyau Gaussien spatial avec une propriété de localisation telle que $\omega(d)$ diminue et s'approche de zéro lorsque $|d|$ augmente [16].

$$\omega(d) = \begin{cases} \frac{1}{a} \exp\left(-\frac{|d|^2}{2\sigma^2}\right) & \text{if } |d| \leq r \\ 0 & \text{if } |d| > r \end{cases} \quad (II.10)$$

où $a = \sqrt{2\pi\sigma}$ est une constante, telle que $\int \omega(d) = 1$.

Le but ultime est de minimiser E_x^{LGDF} pour tous les points centraux 'x' dans le domaine d'image Ω . Ce qui amène à définir la fonction d'énergie intégrale double suivante [16].

$$E^{LGDF} = \int_{\Omega} E_x^{LGDF} dx = \int_{\Omega} \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -\omega(x-y) \log P_{i,x}(I(y)) dy \right) dx \quad (II.10)$$

Afin d'arriver à optimiser cette équation, la formulation *level set* et la plus appropriée [18, 19].

II.3.1. Formulation Level Set

Nous supposons que le domaine d'image peut être divisé en deux régions : objet et fond, noté Ω_1, Ω_2 . Ces deux régions peuvent être représentées comme les régions intérieure et extérieure de *Level set* ϕ , c-à-d $\Omega_1 = \{\phi > 0\}$ et $\Omega_2 = \{\phi < 0\}$.

Ainsi l'équation II.8 peut être réécrite [16]:

$$E_x^{LGDF} = \int_{\Omega_1} w(x-y) \log p_{1,x}(I(y)) H(\phi(y)) dy - \int_{\Omega_2} w(x-y) \log p_{2,x}(I(y)) (1 - H(\phi(y))) dy \quad (II.11)$$

$H(\phi(y))$ n'est autre que la fonction Heaviside.

Et l'énergie de l'équation II.10 peut se réécrire comme suite [16]:

$$E^{LGDF}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = \int_{\Omega} E_x^{LGDF}(\phi, u_1(x), u_2(x), \sigma_1(x)^2, \sigma_2(x)^2) dx \quad (II.12)$$

Pour un calcul plus précis impliquant la fonction *level Set* et son évolution, la régularisation de cette dernière s'effectue en limitant son écart par rapport à une fonction de distance signée [16]. Cette régularisation est caractérisée par la fonction énergétique [16]:

$$\mathcal{P}(\phi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)|)^2 dx \quad (II.13)$$

Afin d'obtenir un contour lisse, la régularisation du niveau zéro en limitant sa longueur et son élasticité pendant l'évolution est à prendre en considération [16]:

$$\mathcal{L}(\phi) = \int |\nabla H(\phi(x))| dx \quad (II.14)$$

Par conséquent, la fonction énergétique deviendra [16]:

$$\mathcal{F}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = \lambda_1 E^{LGDF}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) + \lambda_2 \mathcal{L}(\phi) + \lambda_3 \mathcal{P}(\phi) \quad (II.15)$$

Où : $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ sont des constantes de pondération des différents termes.

Dans le cadre le plus général, l'optimisation d'une fonction permet de rechercher l'ensemble de paramètres permettant d'obtenir le meilleur résultat. Plusieurs méthode peuvent être utilisé pour optimiser la fonctionnel d'énergie du contour actif, afin de trouver son équation d'évolution.

Pour minimiser l'énergie fonctionnelle $f_\varepsilon(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2)$, on utilise la méthode de descente de gradient est utilisée [16].

II.3.2. Equation d'évolution

Parmi des différentes techniques d'optimisation, il y'a la technique de descente de gradient [16] qui est utilisée pour déduire l'équation d'évolution du contour actif. Ce dernier tendra à minimiser l'énergie dont le minimum correspond à la segmentation de l'objet recherché dans l'image.

Par le calcul des variations, on peut montrer que μ_i et σ_i^2 qui minimise l'énergie fonctionnelle de l'équation II.11, satisfont les équations d'Euler Lagrange [16].

$$\int \omega(y-x)(u_i(x) - I(y))M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy = 0 \quad (II.16)$$

$$\int \omega(y-x)(\sigma_i(x)^2 - (u_i(x) - I(y))^2)M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy = 0 \quad (II.17)$$

Où :

$$M_{1,\varepsilon}(\phi(y)) = H_\varepsilon(\phi(y)) \quad \text{et} \quad M_{2,\varepsilon}(\phi(y)) = 1 - H_\varepsilon(\phi(y))$$

De l'équation II.16 et II.17 nous obtenons [16]:

$$u_i(x) = \frac{\int \omega(y-x)I(y)M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy}{\int \omega(y-x)M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy} \quad (II.18)$$

$$\sigma_i(x)^2 = \frac{\int \omega(y-x)(u_i(x) - I(y))^2 M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy}{\int \omega(y-x)M_{i,\varepsilon}(\phi(y))dy} \quad (II.19)$$

Qui minimise l'énergie fonctionnelle \mathcal{F} de l'équation II.15 pour un ϕ fixé.

La minimisation de la fonction énergétique \mathcal{F} (équation II. 15) par rapport à ϕ peut être obtenue en résolvant l'équation de descente du gradient [16]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\lambda_1 \delta_\varepsilon(\phi)(e_1 - e_2) + \lambda_2 \delta_\varepsilon(\phi) \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \lambda_3 (\nabla^2 \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)) \quad (II.20)$$

Où [16] :

$$e_1 = \int_{\Omega} \omega(\mathbf{y} - \mathbf{x}) \left[\log(\sigma_1(\mathbf{y})) + \frac{(u_1(\mathbf{y}) - I(\mathbf{x}))^2}{2\sigma_1(\mathbf{y})^2} \right] \quad (II.21)$$

$$e_2 = \int_{\Omega} \omega(\mathbf{y} - \mathbf{x}) \left[\log(\sigma_2(\mathbf{y})) + \frac{(u_2(\mathbf{y}) - I(\mathbf{x}))^2}{2\sigma_2(\mathbf{y})^2} \right] \quad (II.22)$$

Avec : $C = \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ est le terme de courbure. (II.23)

II.4. Algorithme de l'approche adoptée

Nous pouvons illustrer notre implémentation par l'algorithme de la figure II.5, montrant les étapes de l'approche adoptée.

- Introduire l'image ;
- Introduire les paramètres $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$;
- Initialiser la fonction distance signée $\Phi_0, k=0$;
- Définir le noyau Gaussien de la fonction de pondération;
- Introduire le nombre d'itérations ;

Tant que $i < \text{nombre d'itérations}$

- Calcul de la fonction Heaviside H_ε selon l'équation (I.28) ;
- Calcul de la fonction Dirac δ_ε selon l'équation (I.29) ;
- Calcul du terme de la courbure C selon l'équation (II.23) ;
- Calcul de la moyenne selon l'équation (II.18) ;
- Calcul de l'écart type selon l'équation (II.19) ;
- Calcul de l'énergie e_1 selon l'équation (II.21) ;
- Calcul de l'énergie e_2 selon l'équation (II.22) ;
- Mettre à jour Φ_k selon l'équation (II.20) ;

$i \leftarrow i+1$;

Jusqu'à $i = \text{nombre d'itérations}$ où $\Phi_{k+1} = \Phi_k$

Fig.II.5 : Illustration de l'algorithme de l'approche adoptée.

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche locale basée région des contours actifs permettant une segmentation de l'objet d'intérêt. Ce modèle utilise les intensités d'image locales qui sont décrites par la distribution gaussienne avec différentes moyennes et variances, dont l'évolution du contour est régie par les énergies internes et externes. Ces deux

énergies dépendent des paramètres qu'il faudra bien choisir de sorte à assurer une bonne convergence du modèle.

Nous allons, dans le chapitre suivant, effectuer plusieurs tests, consistants à faire varier les valeurs des paramètres pour montrer l'apport de cette approche, et surtout étudier pratiquement ce modèle de contours actifs.



Partie 2:
Etude pratique



Chapitre III

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous mettons en pratique le modèle de contour actif que nous avons abordé dans les chapitres précédents. Pour ce fait, nous allons le tester sur des images en niveaux de gris et de différentes nature (synthétique, médicales, réelles) en essayant de détecter différents objets.

Dans ce chapitre, nous étudierons l'influence de chaque paramètre du modèle sur le résultat final de segmentation. Mais avant nous présenterons le langage de programmation utilisé, ainsi que les différentes images retenues.

III.2. Présentation du langage de programmation Matlab

MATLAB est un langage initialement créé pour traiter des problèmes d'analyse numérique. Il est optimisé pour le calcul matriciel et convient donc parfaitement pour la manipulation et le traitement d'images numériques. Ces dernières sont, en effet, représentées par des tableaux à deux ou trois dimensions (2D ou 3D).

Dans notre travail, nous avons utilisé Matlab version 7.10.0. L'implémentation est effectuée sur un INTEL CORE i3 (CPU 2.0 GHz ,4 Go de RAM).

III.3. Présentation des données

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons considéré trois types d'images (Fig. III.1), à savoir, des images « synthétique », des images « médicales » et des images « réelles », 5 images respectivement. Ces images sont de tailles et de formats différents comme décrit dans l'Annexe.

III.4. Variation des paramètres

Cette partie vise à comprendre l'altitudes et comportement du modèle en variant ses différents paramètres afin de déduire l'influence de chacun d'entre eux. Ces paramètres, concernent : l'initialisation, le nombre d'itération, les poids de chaque terme de l'équation d'évolution ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$) et le sigma (σ) de la fonction de pondération.

Par défaut, les auteurs de l'article [16] les ont fixé à : nombres d'itérations =200, $\sigma =3$, $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$, $\lambda_3=0.1$. Nous allons donc faire varier ces paramètres en considérons ces valeurs par défauts comme point de départ.

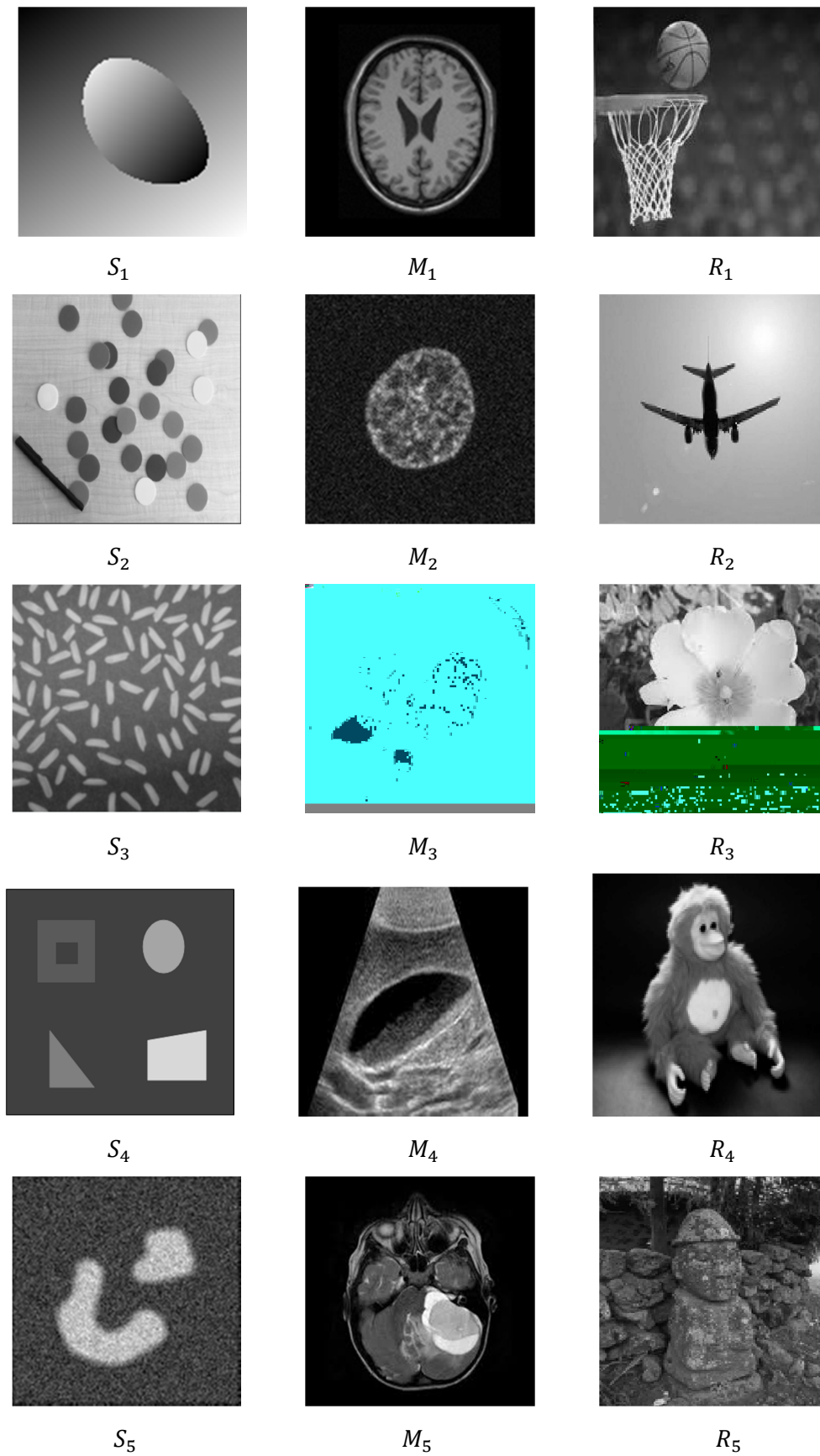


Fig. III.1 : Présentation des images utilisées : Synthétiques (1^{ère} colonne), Médicales (2^{ème} colonne), et Réelles (3^{ème} colonne),.

III.4.1. Initialisation

Nous allons faire varier l'initialisation en choisissant, tout d'abord, deux formes différentes : carré et cercle. Ensuite, nous les placerons à des positions différentes par rapport à l'objet à segmenter : extérieur, intérieur, milieu. Les figures III.2-16 montrent les résultats de convergence pour la différente initialisation.

Remarque : Les autres paramètres sont fixés par défaut.

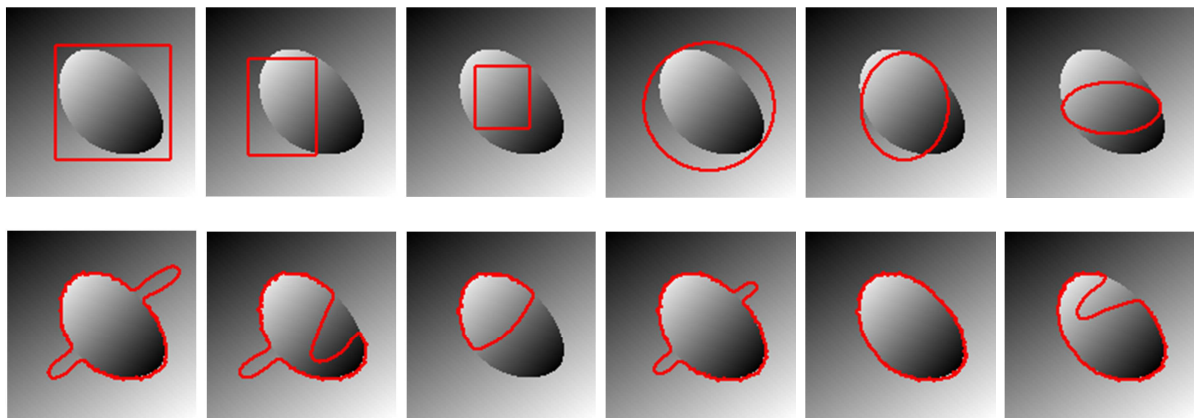


Fig. III.2 : Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_1

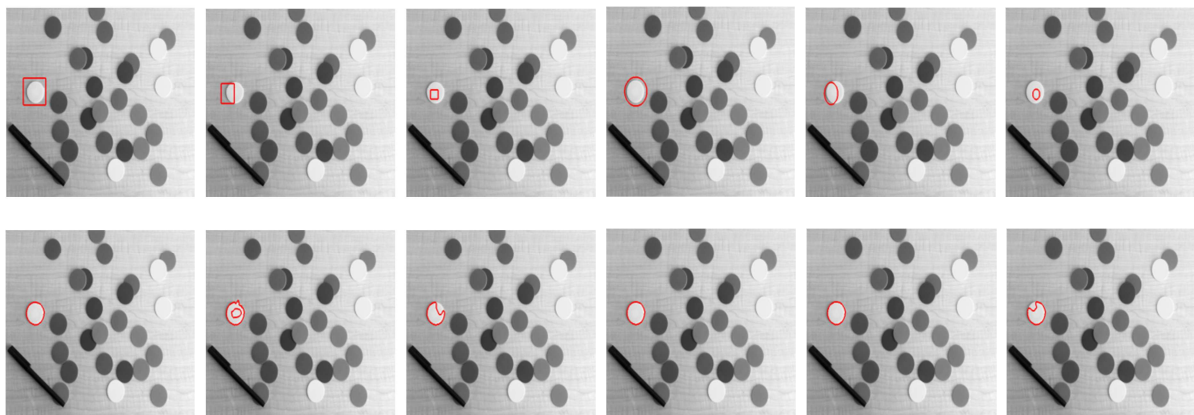


Fig. III. 3: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_2

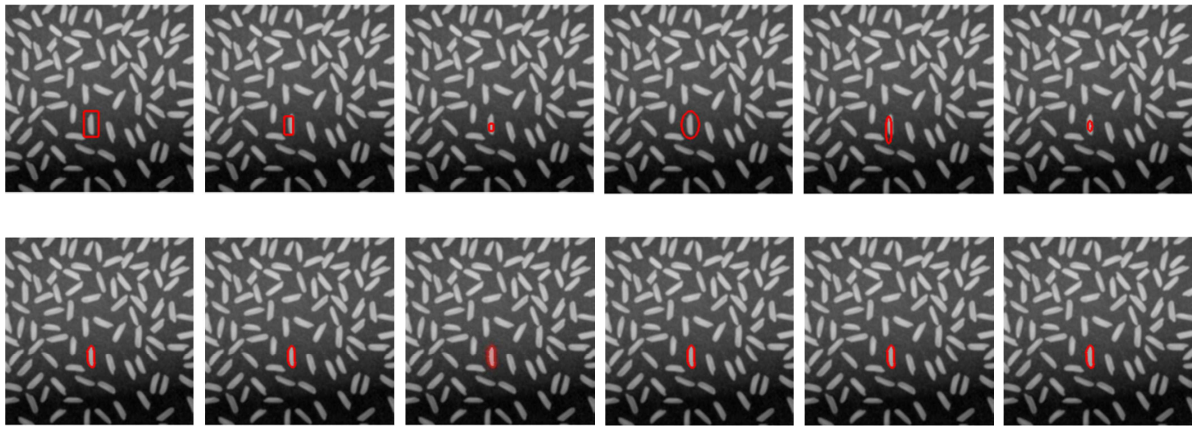


Fig. III.4: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_3

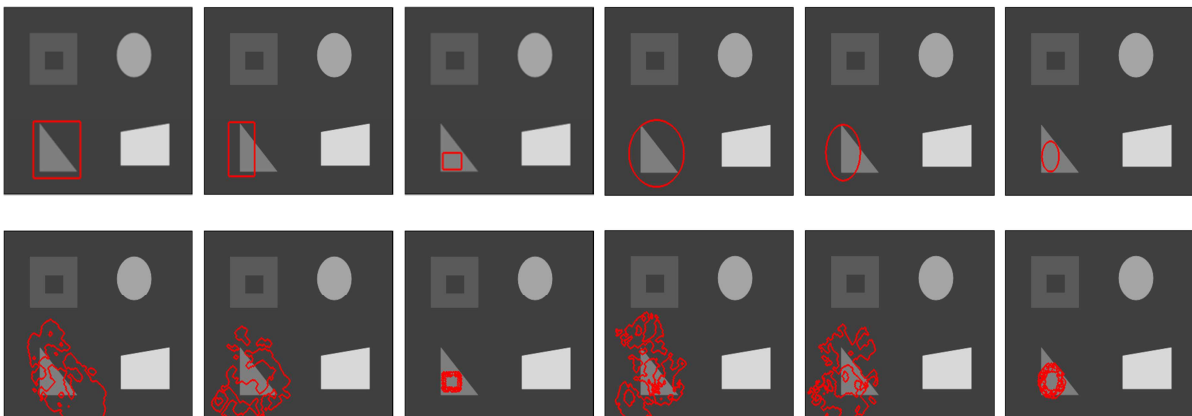


Fig. III.5 : Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_4 .

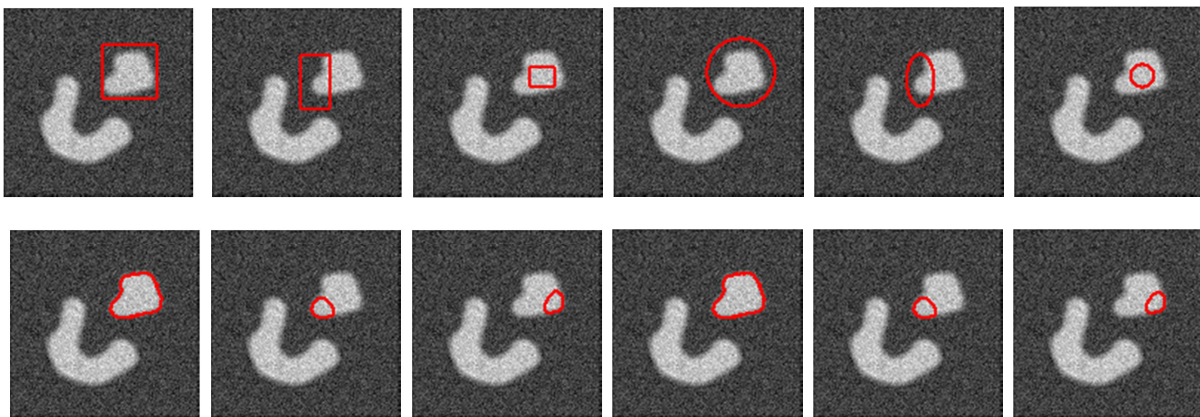


Fig. III.6: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_5 .

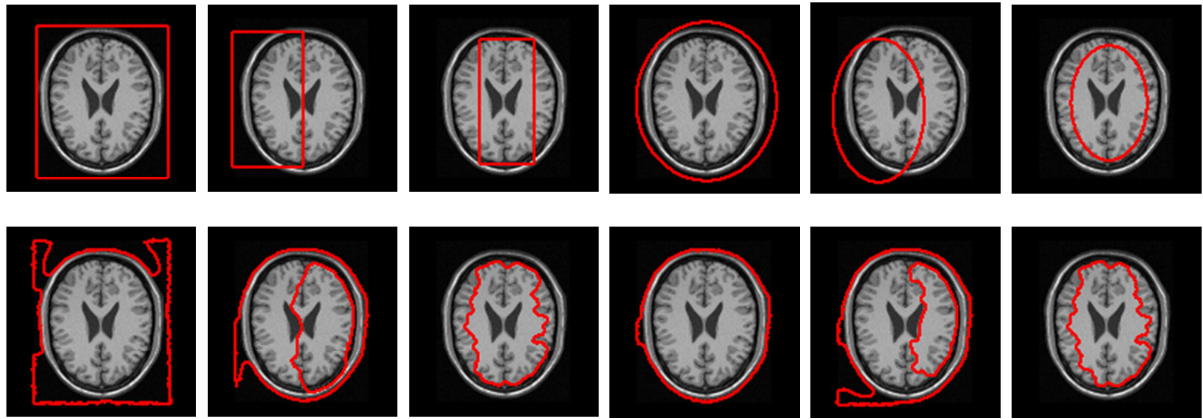


Fig. III.7: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image M_1 .

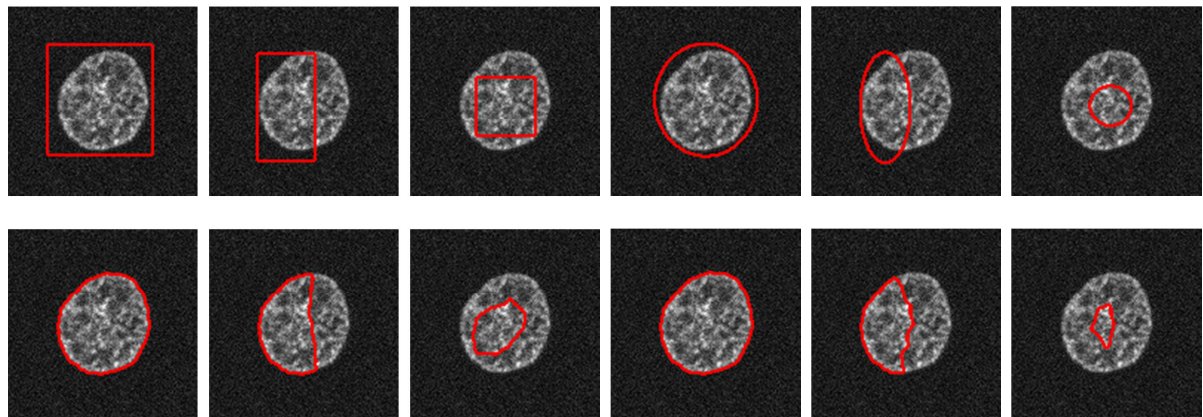


Fig. III.8 : Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image M_2 .

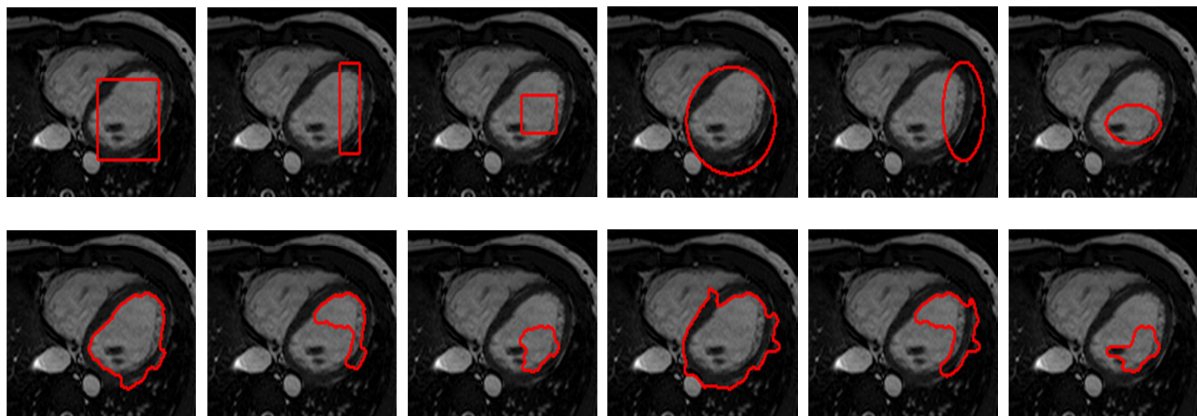


Fig.III.9: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image M_3 .

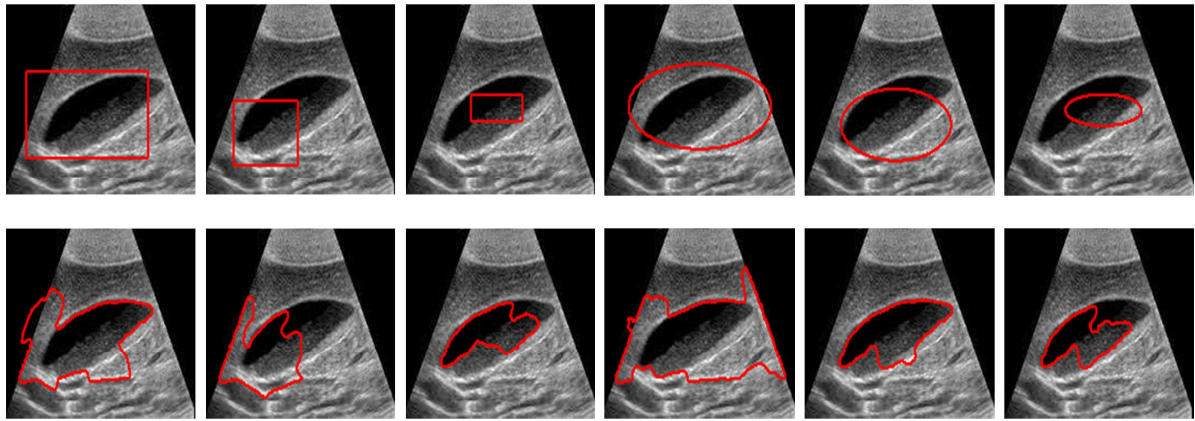


Fig. III.10: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image M_4 .

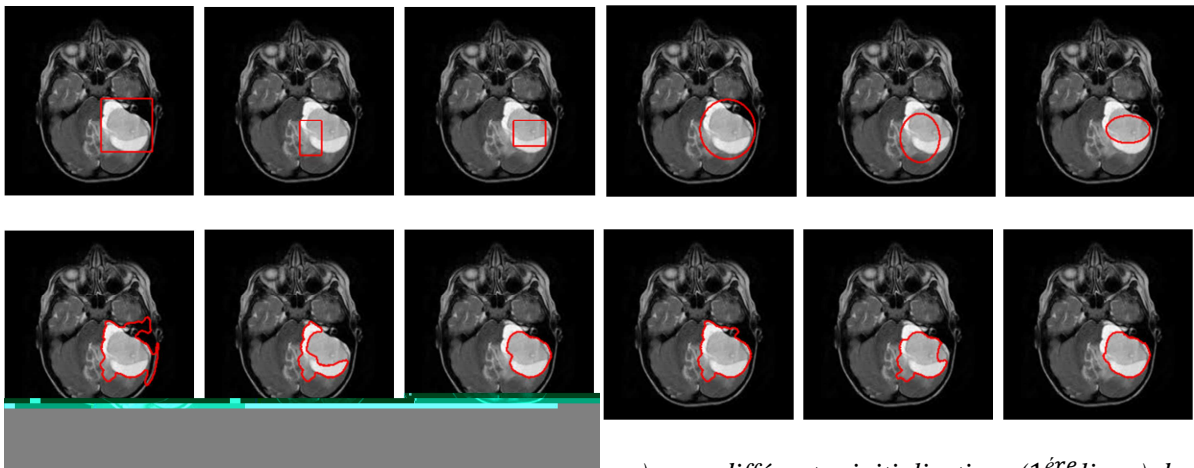


Fig. III.11: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image M_5 .

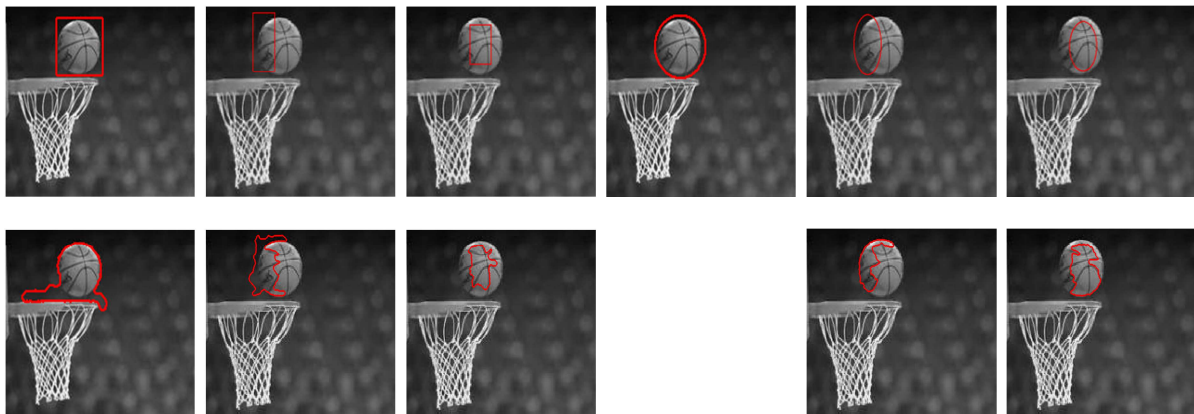


Fig. III.12: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image R_1 .

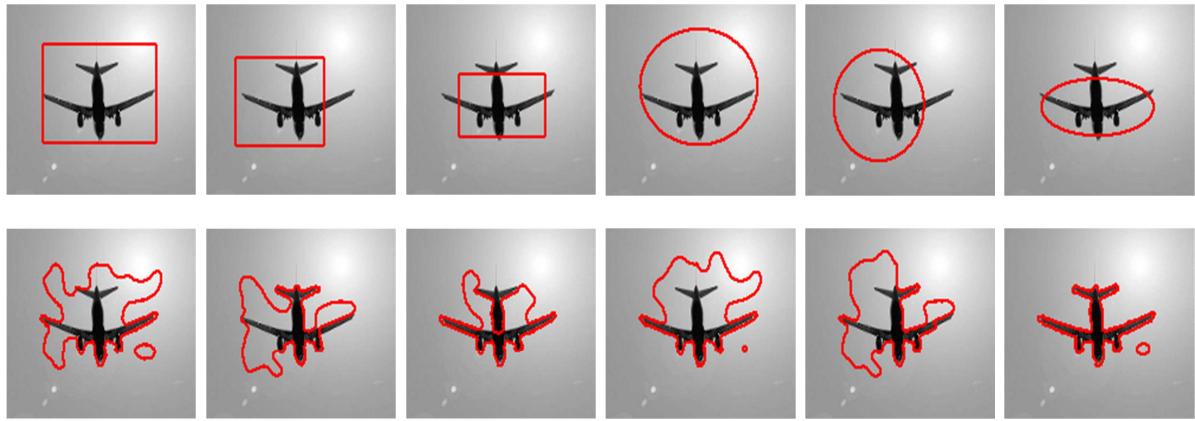


Fig. III.13: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image R_2 .

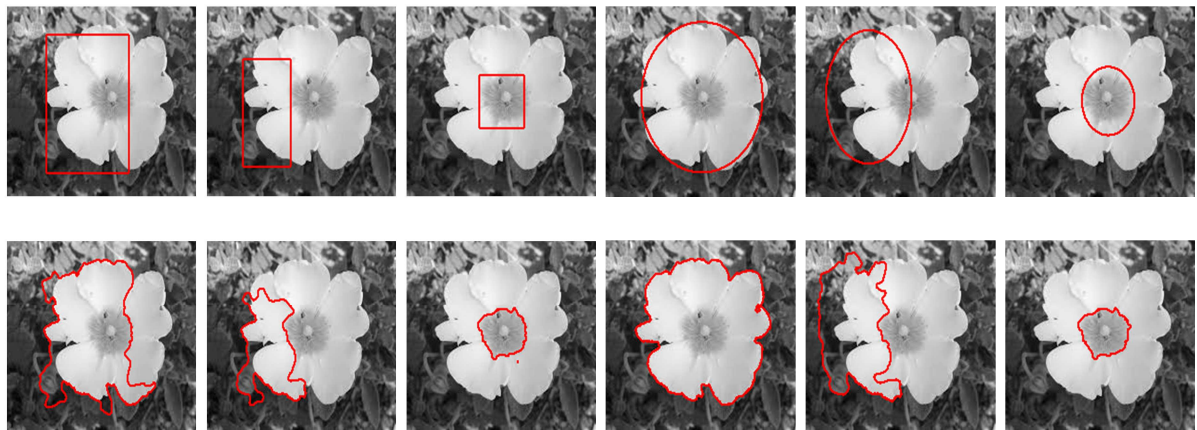


Fig. III.14: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image R_3 .

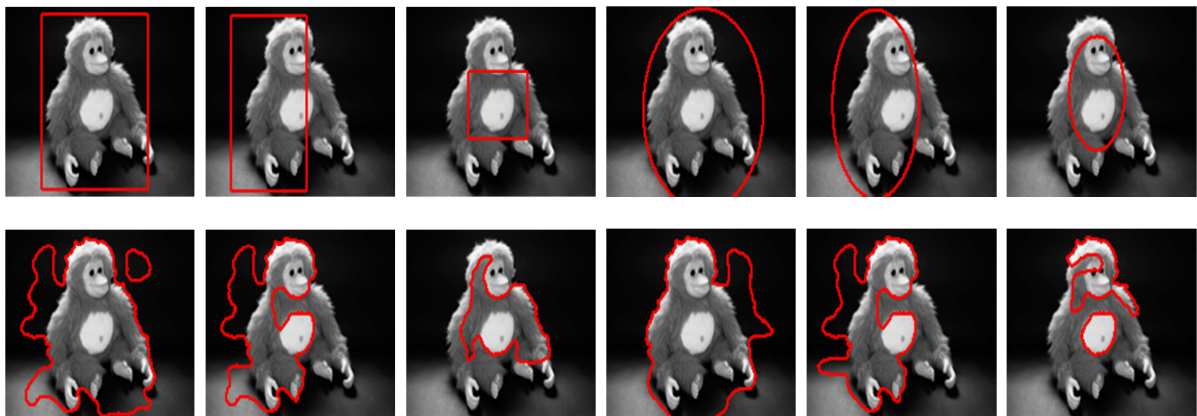


Fig. III.15: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image R_4 .



Fig. III.16: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image R_5 .

Interprétation des résultats

Les résultats de ces tests nous conduisent à conclure que toutes les initialisations donnent une qualité de segmentation qui diffèrent d'une image à une autre et selon l'objet à détecter. Cependant, nous remarquons qu'une initialisation très proche des contours de l'objet donne de meilleurs résultats. Ce qui confirme l'aspect local de ce modèle.

III.4.2. Nombre d'itérations

Dans cette partie, nous allons faire varier le nombre d'itérations. Pour les autres paramètres, nous leur donnant les valeurs par défaut à savoir $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$, $\lambda_3=0.1$, $\sigma=3$. Pour l'initialisation, nous avons choisi celle qui donne de meilleurs résultats d'après les tests de la section précédente. A titre d'exemple pour l'image S_1 , l'initialisation choisie est la 5^{ème} colonne de la première ligne (Fig. III.2). Pour les autres images voir l'annexe.

Rappelons, que pour le critère d'arrêt, en plus du nombre d'itérations, nous avons aussi indiqué le cas où il n'y a plus d'évolution. Ainsi, nous avons dans ce test, fixé le nombre d'itérations à 1500. Les résultats sont montrés à la figure III.17.

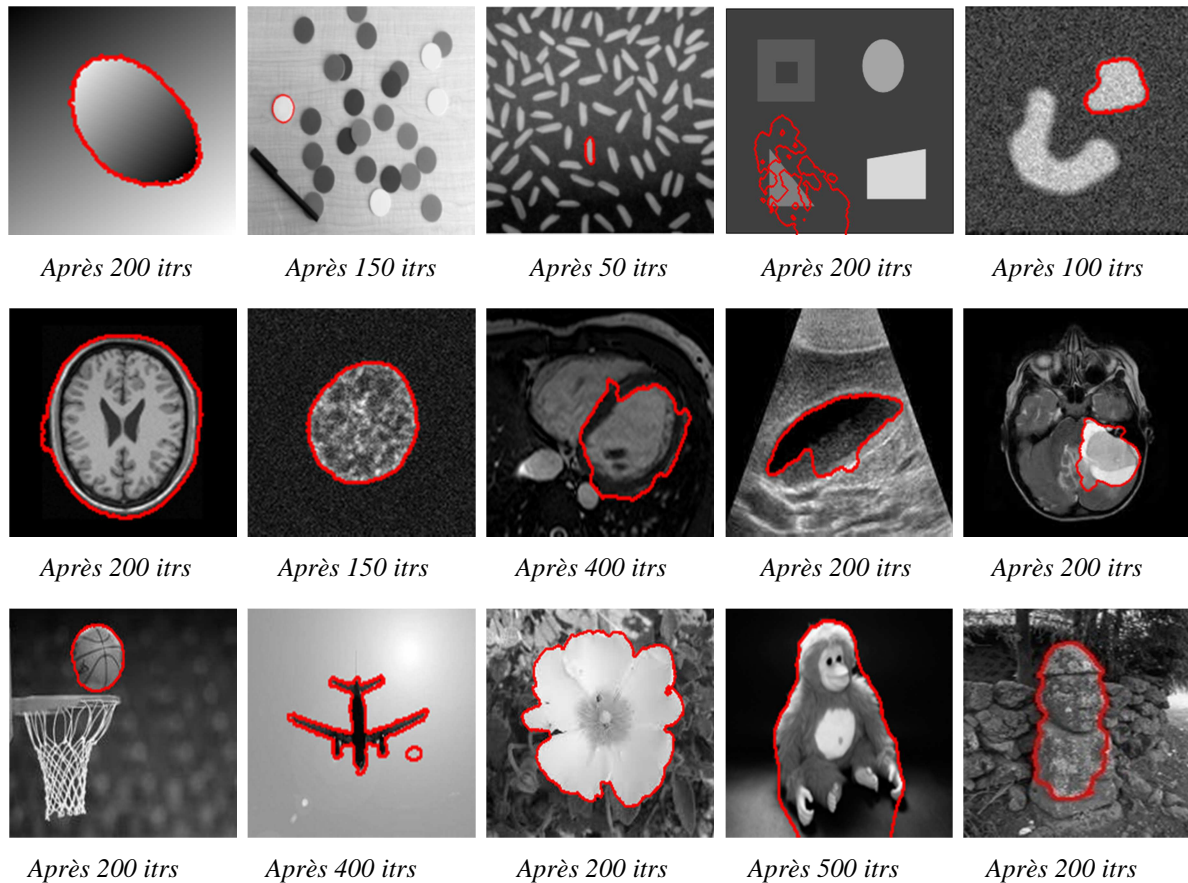


Fig. III.17: Résultats de la segmentation avec une bonne initialisation et après convergence totale.

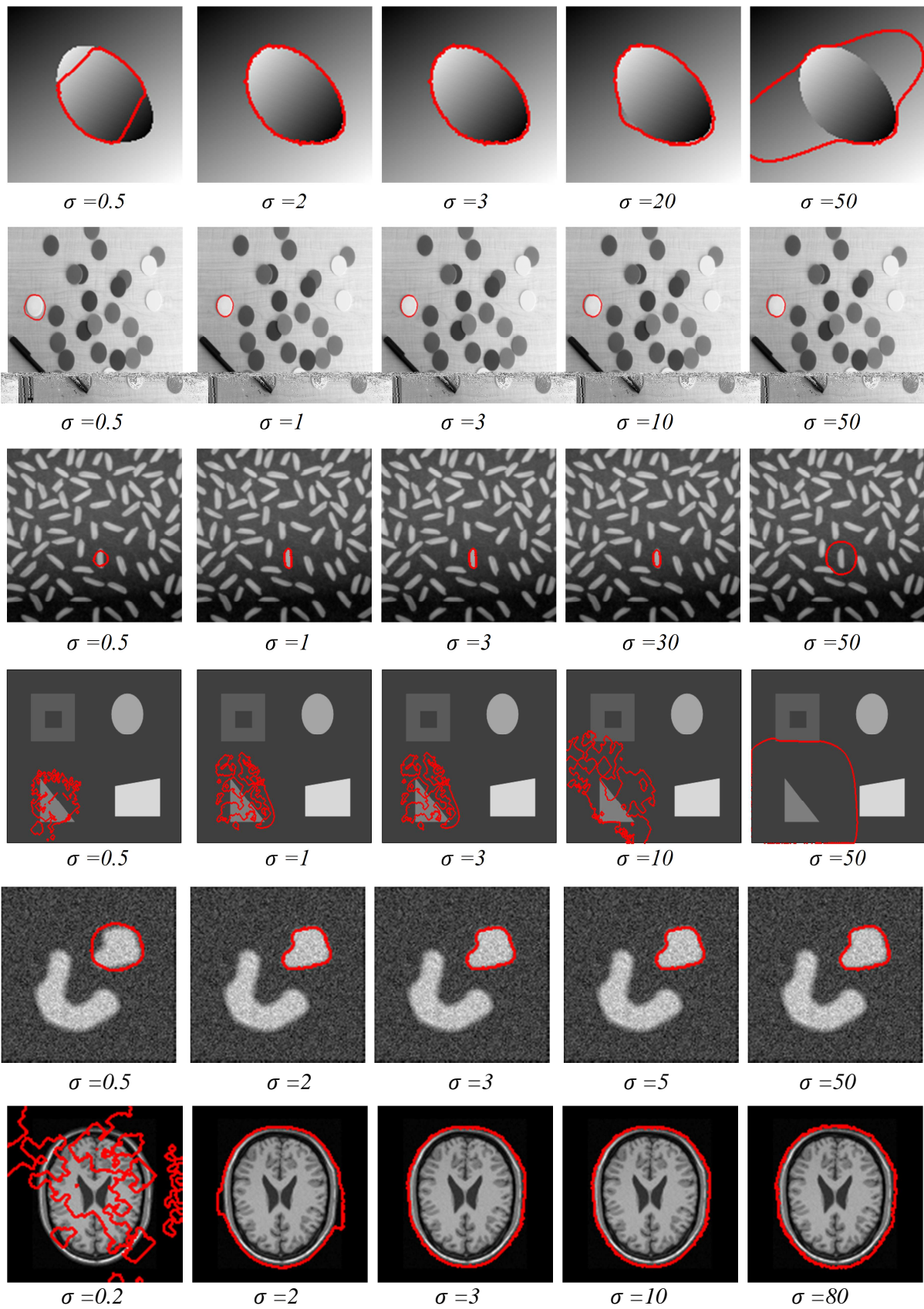
Interprétation des résultats

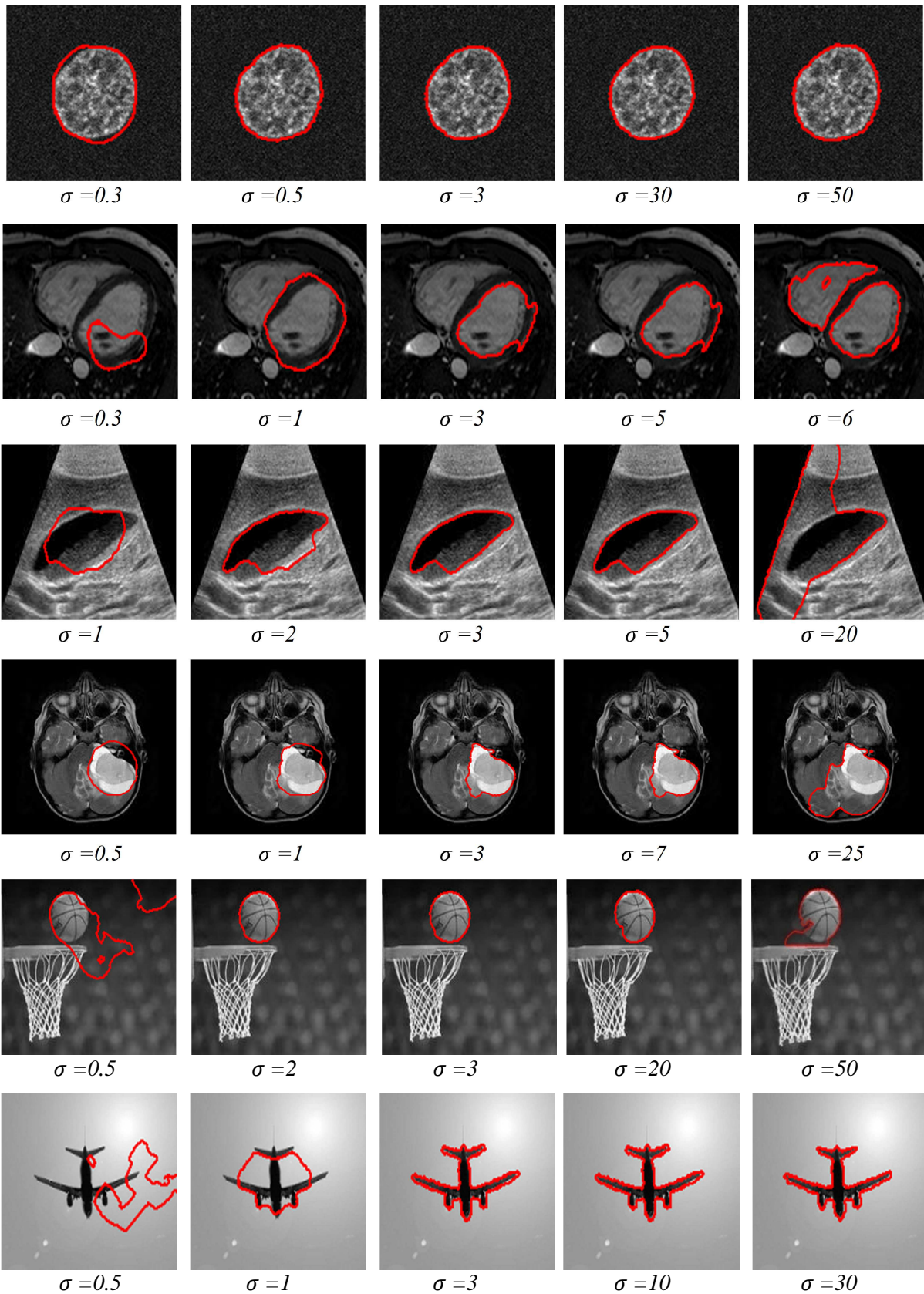
Nous remarquons, pour toutes les images, que selon la taille de l'objet à détecter, et sa complexité (forme, etc.), le choix du nombre d'itérations est à prendre en considération, quitte à garder, dans certains cas, juste le critère de convergence. Cependant, 200 itérations choisies par défaut est acceptable, vu que la pluparts des résultats s'arrêtent, pratiquement, à 200 itérations.

III.4.3. Ecart type σ

Dans ce test nous allons faire varier l'écart type σ autour de la valeur par défaut. Par rappel, l'écart type σ renseigne sur la taille du masque gaussien appliquée. Cette taille est calculée comme suit: $2 * (\text{round}(2 * \sigma)) + 1$. A titre d'exemple : pour $\sigma = 0.5$, la taille = 3. Pour $\sigma = 2$, la taille = 9.

Pour les autres paramètres, nous leurs donnant les valeurs par défaut à savoir $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$, $\lambda_3=0.1$. Le nombre d'itérations est choisi au max. Pour l'initialisation, nous avons choisi celle qui donne de meilleurs résultats. La figure III.18 montrent les différents résultats pour différentes images avec différentes valeurs de σ .





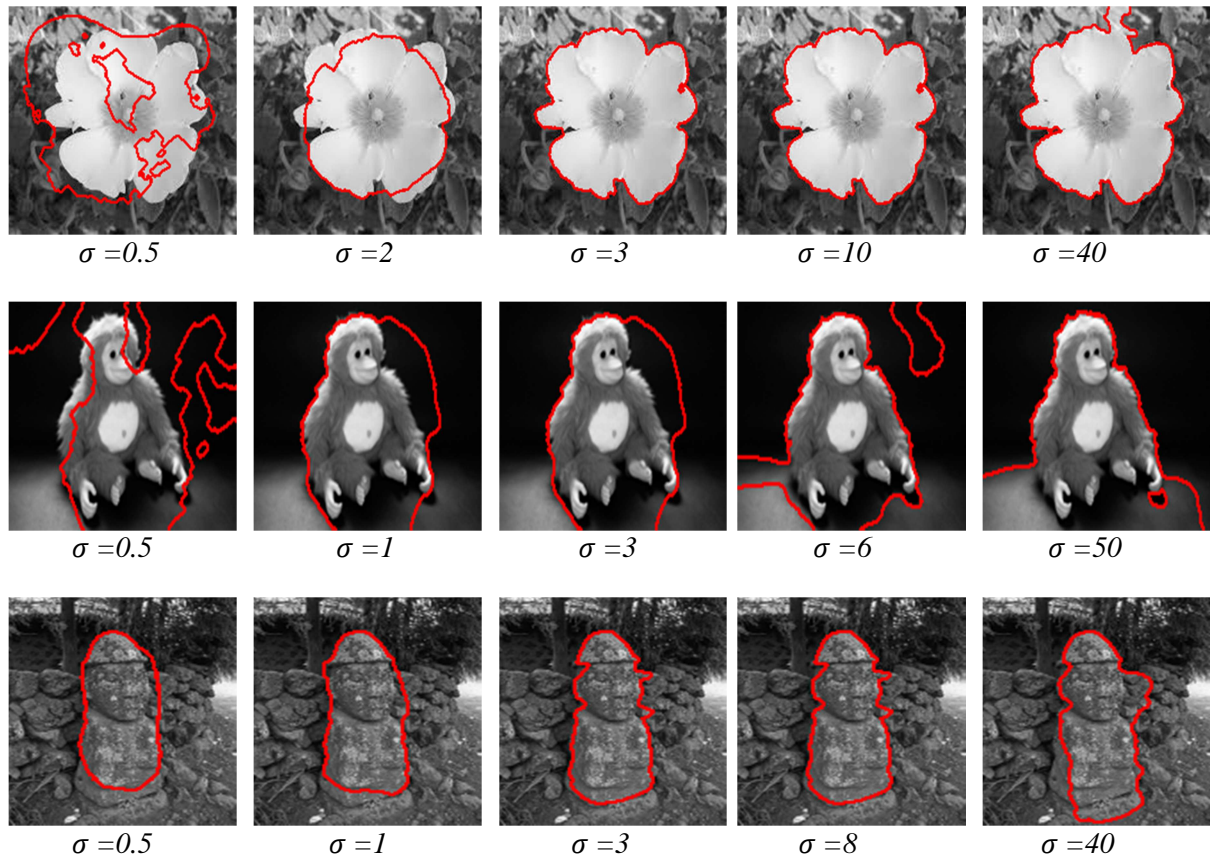


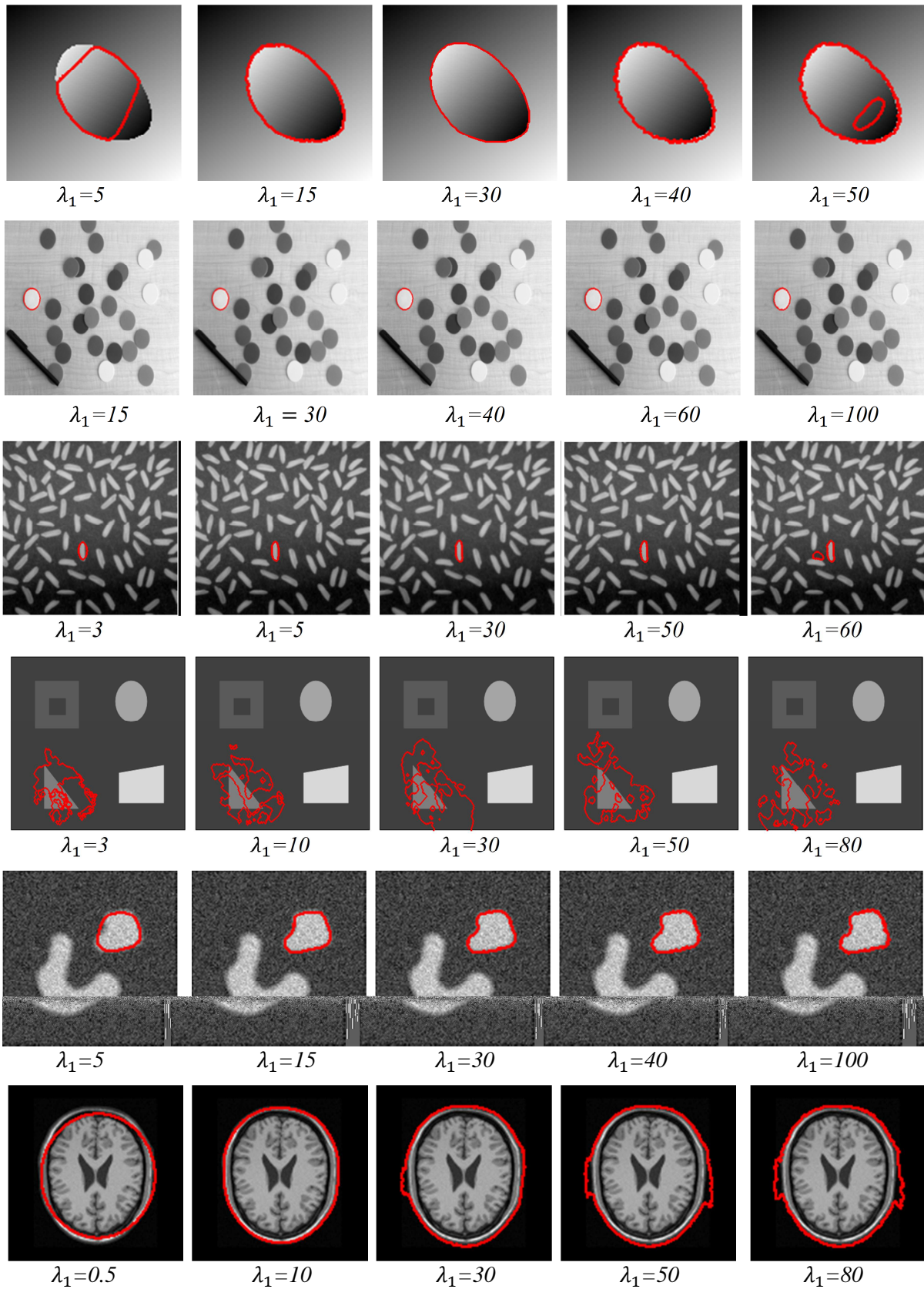
Fig. III.18 : Variation du paramètre écart type pour toutes les images.

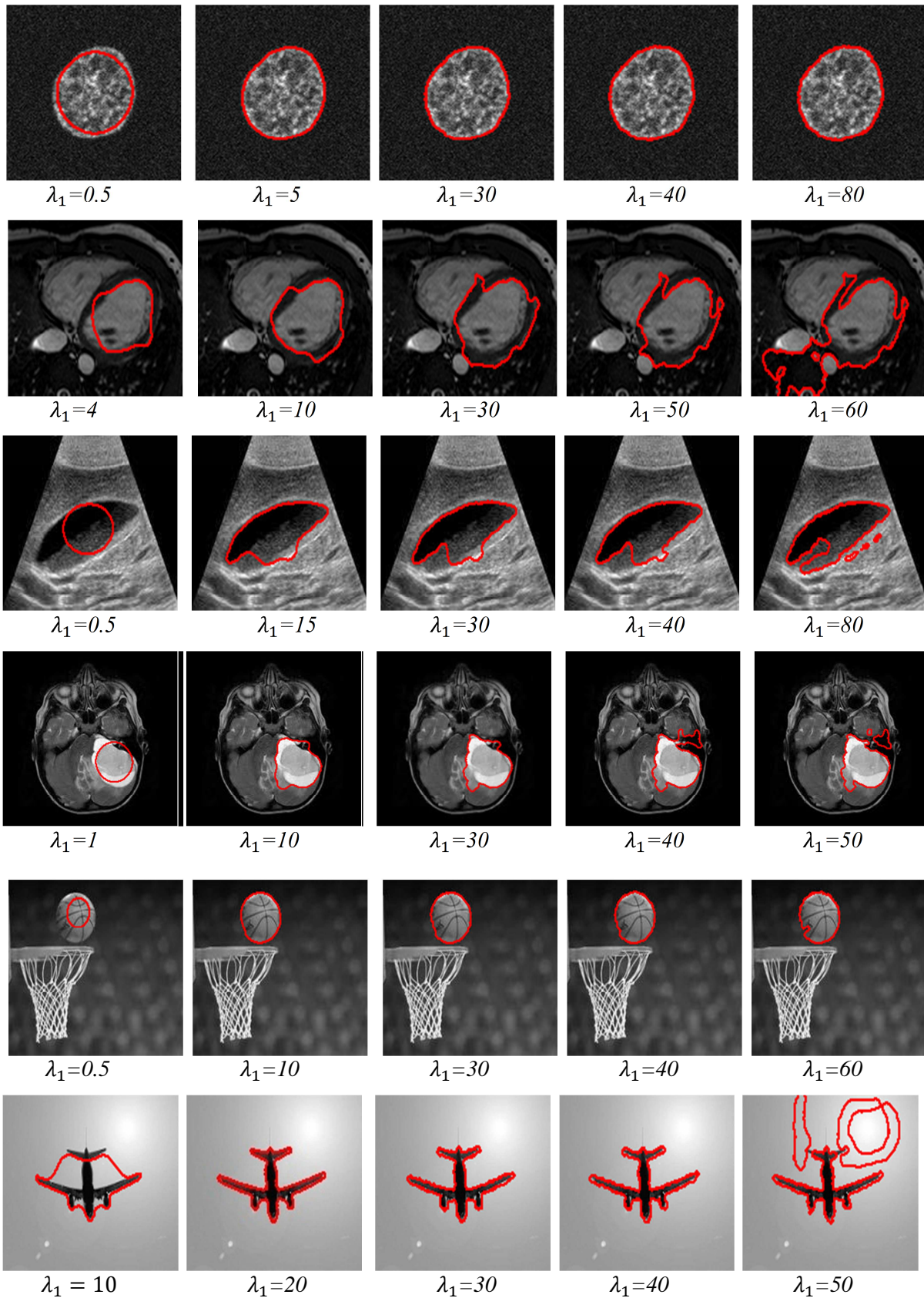
Interprétation des résultats

Pour ces différentes images nous remarquons que la valeur optimale de l'écart type dépend des descriptifs de l'image (intensités, texture, taille, etc.), de tel sorte qu'en diminuant la valeur de σ le domaine de recherche est réduit, à contrario en augmentant la valeur de σ le domaine de recherche est élargie. En effet, plus la valeur de l'écart type est importante plus la taille du masque est grande plus le filtrage est important. Mais à partir d'une certaine valeur de σ l'image devient floue et perd ses détails, et les frontières de l'objet se confondent avec le fond. Toutefois, la valeur choisie par défaut dans [16] ($\sigma = 3$) donne un bon résultat pour les différents tests.

III.4.4. Pondération de l'énergie externe λ_1

Dans ce test nous allons appliquer les initialisations et les nombres d'itérations optimaux pour toutes les images, en fixant les valeurs par défauts de $\sigma = 3$, $\lambda_2 = 0.001$, $\lambda_3 = 0.1$ et en faisant varier la valeur de la pondération de l'énergie externe λ_1 autour de la valeur par défaut. Les résultats sont montrés à la figure III.19.





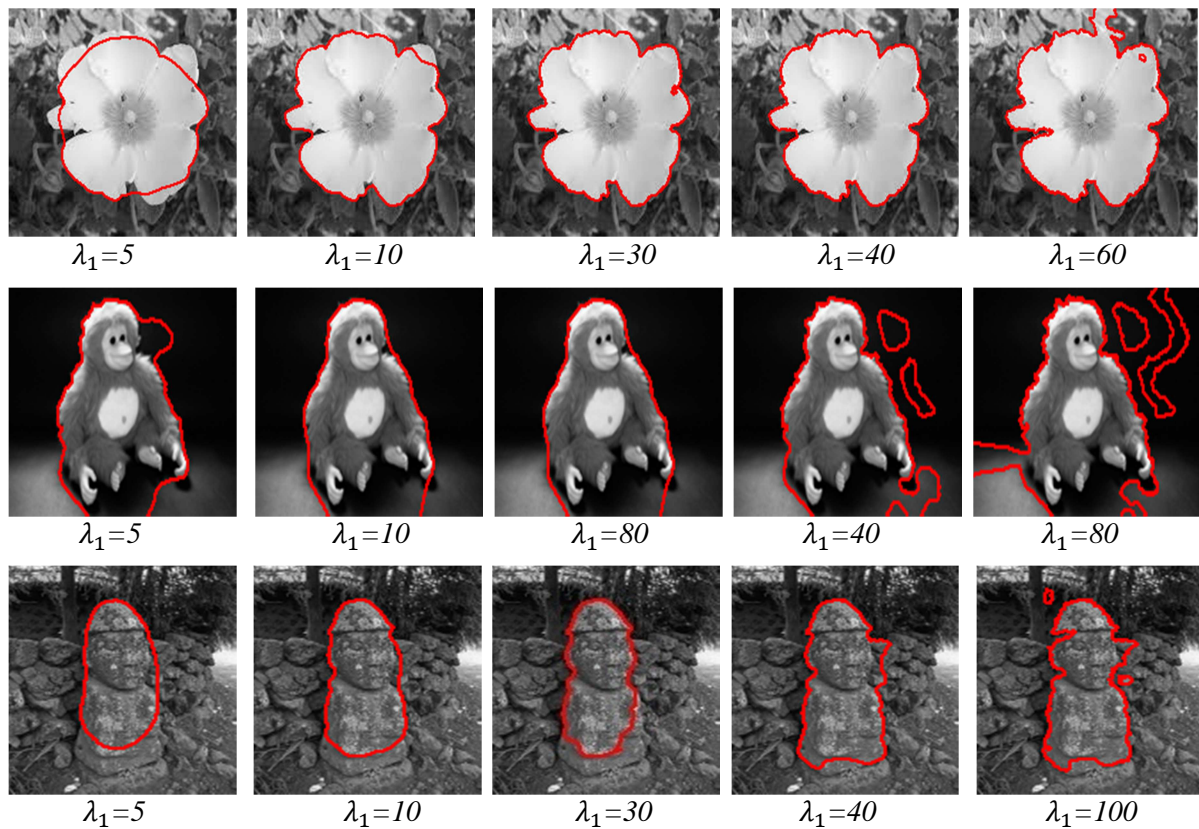


Fig III.19: Variation de la pondération de l'énergie externe pour toutes les images.

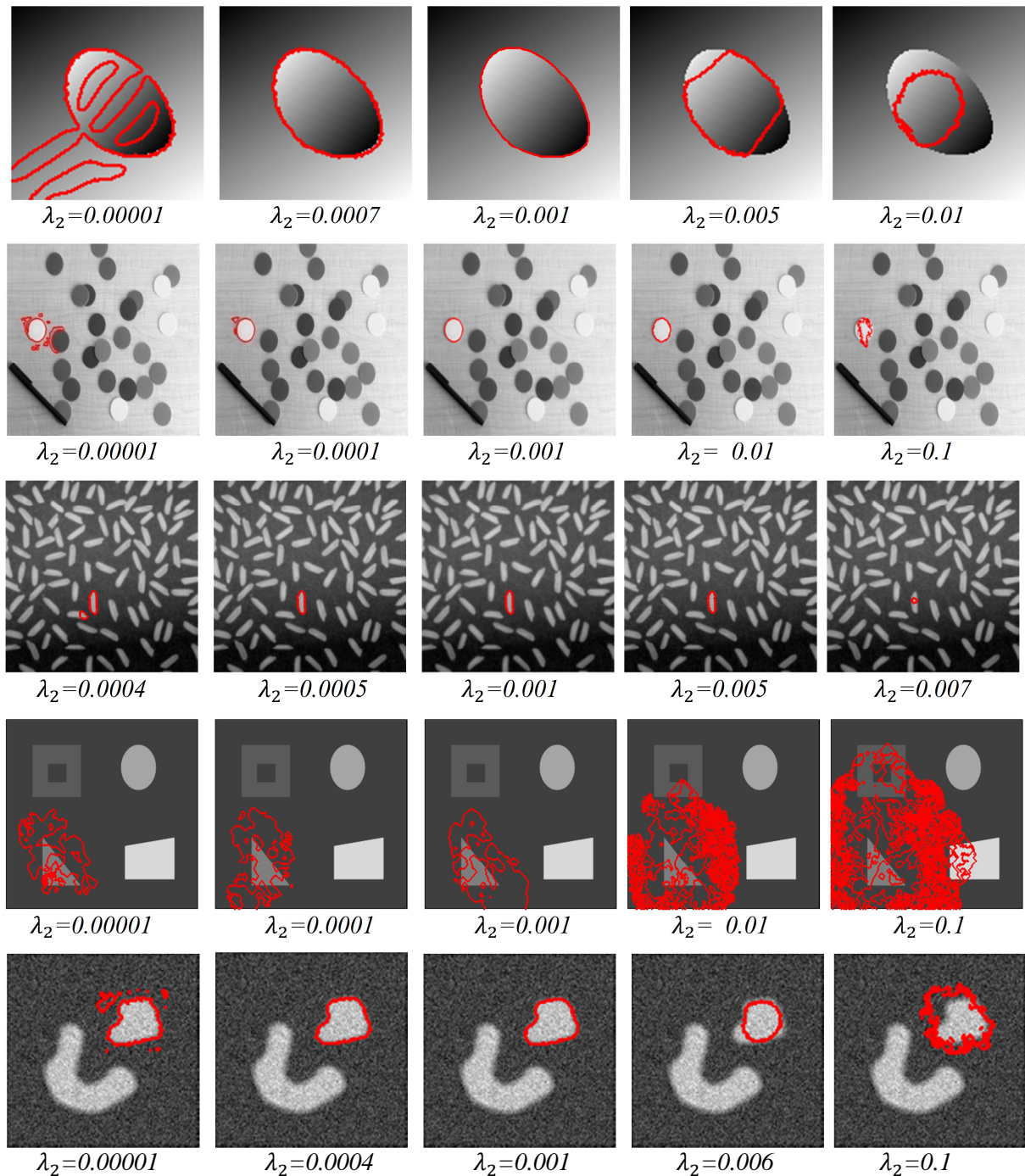
Interprétation des résultats

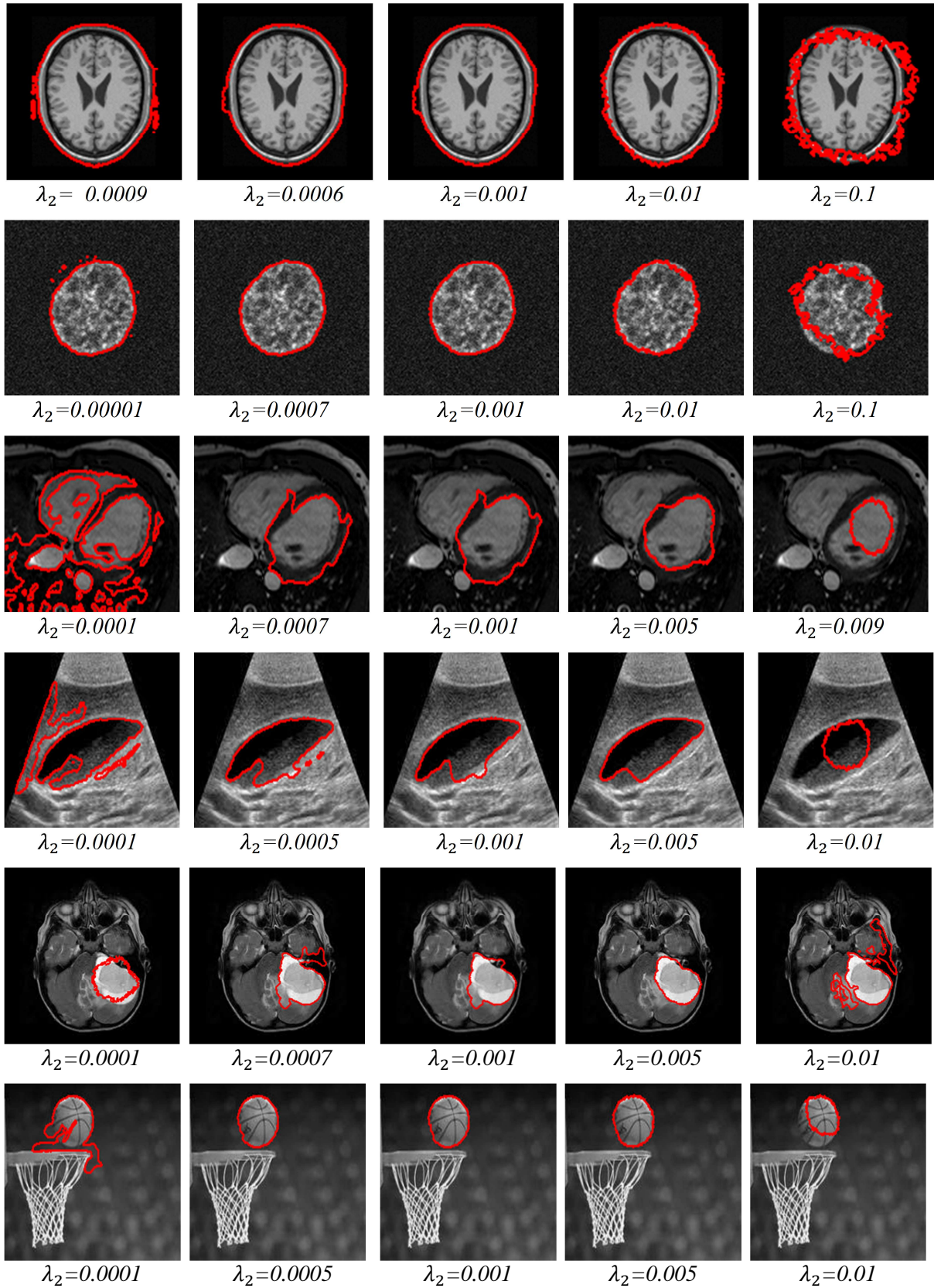
Pour ces différentes images nous remarquons que la valeur optimale de pondération de l'énergie externe dépend des descriptifs de l'image (intensités, texture, taille, etc.). C'est le poids de la force externe par rapport à la force interne. En diminuant sa valeur le contour rétréci et est tiré vers l'intérieur de l'objet. Alors qu'en augmentant sa valeur le contour s'élargi et est tiré vers l'extérieur. Ceci, explique le principe d'un contour actif qu'est guidé par deux forces: interne et externe. Ainsi, la plus forte guide seule le contour actif. En effet, si c'est la force interne qui est plus forte le contour va se rétracter et s'effondrer sur lui même. Par contre, si c'est la fore externe qui est forte le contour se dilate et se déplace anarchiquement.

Toutefois, pour ces différents résultats la valeur par défaut ($\lambda_1=30$) donne de bons résultats pour la plupart des images.

III.4.5. Pondération du terme de l'élasticité du contour λ_2

Dans ce test nous allons appliquer les initialisations et les nombres d'itérations optimaux pour toutes les images, en fixant les valeurs par défauts de $\sigma=3, \lambda_1=30, \lambda_3=0.1$ et faisant varier la valeur de pondération du terme d'élasticité du contour actif λ_2 autour de la valeur par défaut. Les résultats sont montrés à la figure III.20.





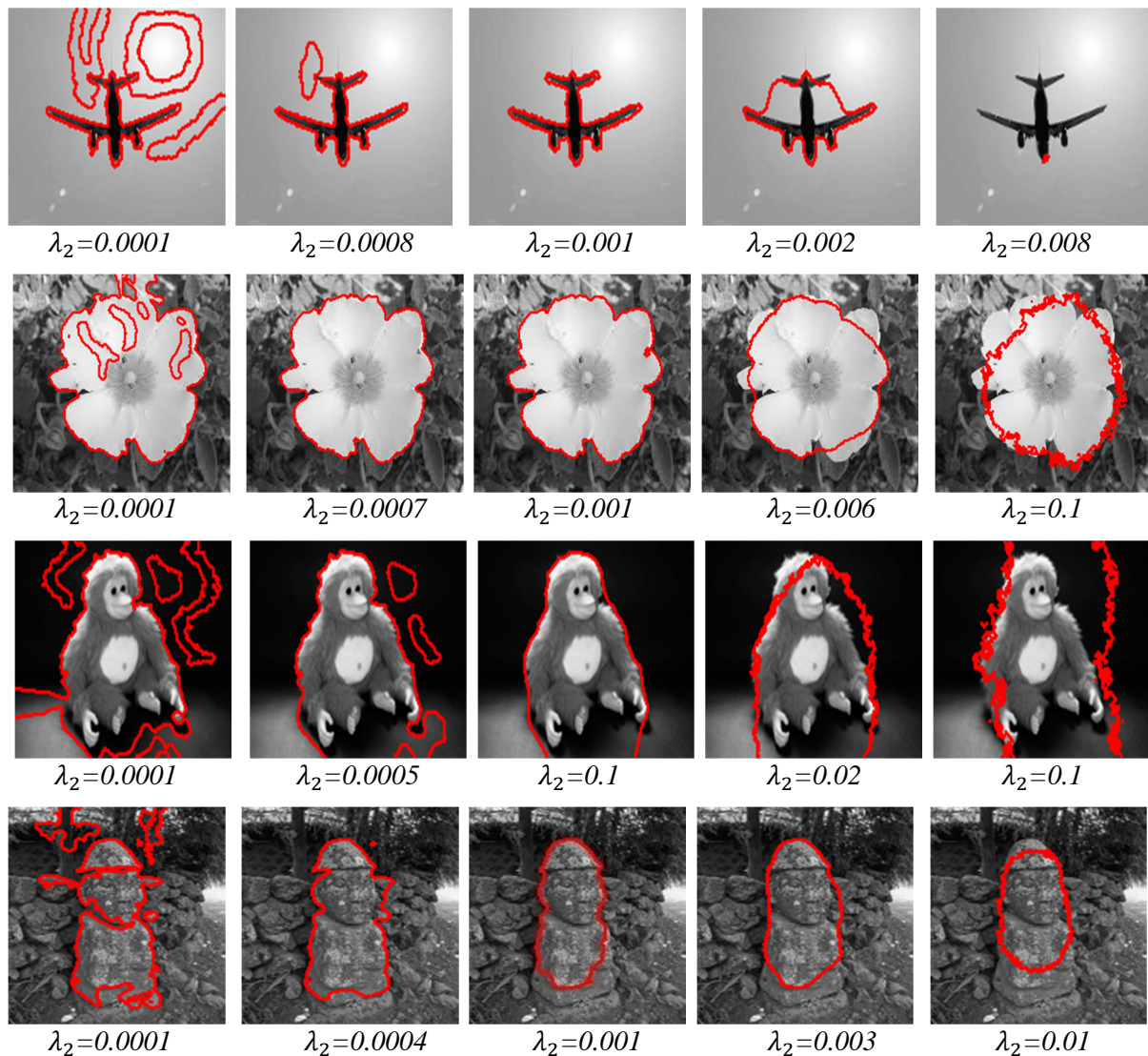


Fig. III.20: Variation du poids du terme de longueur ou d'élasticité pour toutes les images.

Interprétation des résultats

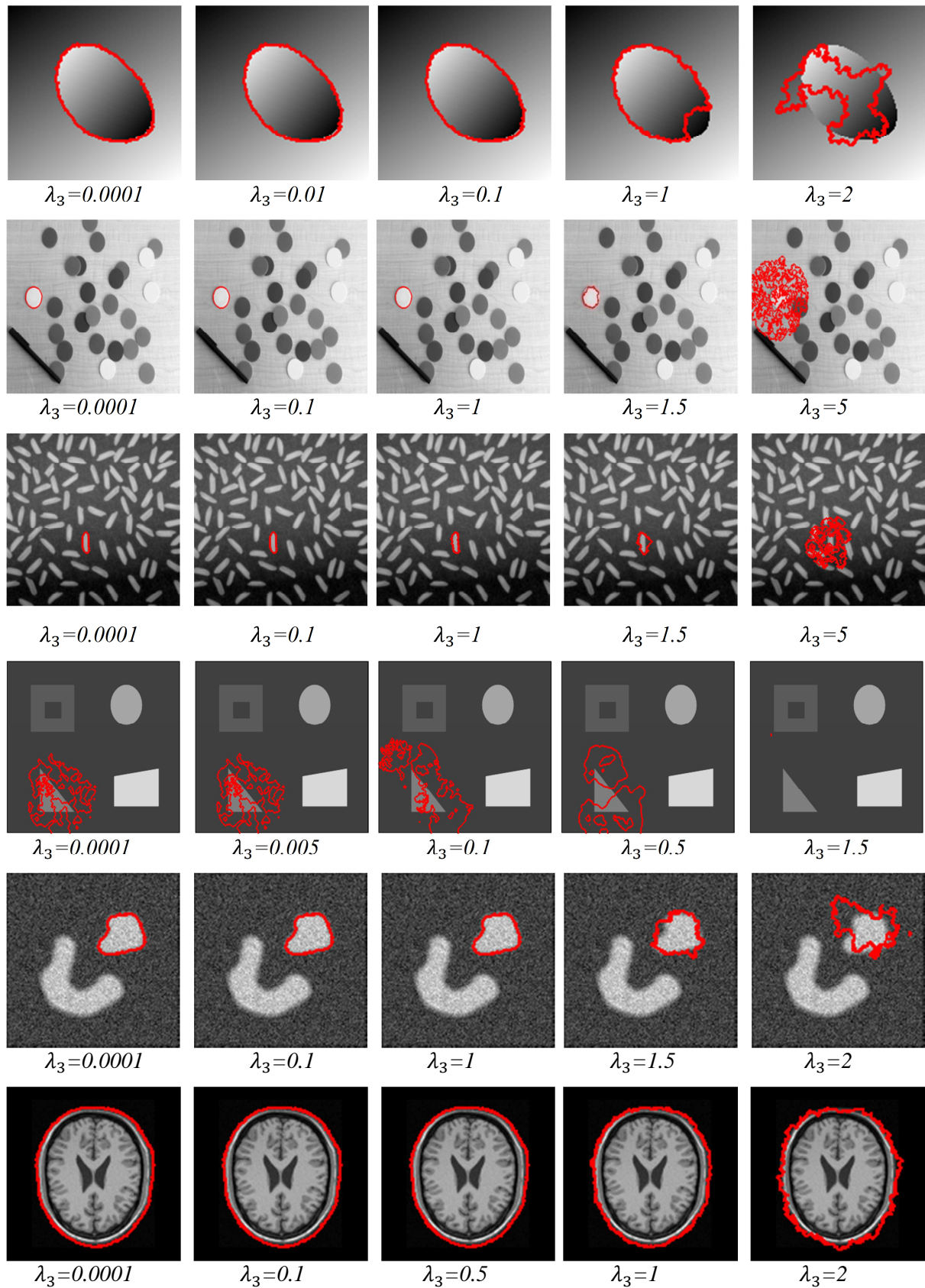
Pour ces différentes images, nous remarquons que la valeur optimale de pondération de l'élasticité dépend de l'image. En diminuant sa valeur, la longueur du contour augmente ce qui entraîne sa déstabilisation et son déplacement anarchique. En plus, l'effet de l'énergie externe domine. Cependant, en augmentant sa valeur le contour se rigidifie et est tiré vers l'intérieur. Ainsi, à partir d'une certaine valeur le contour s'effondre sur lui-même.

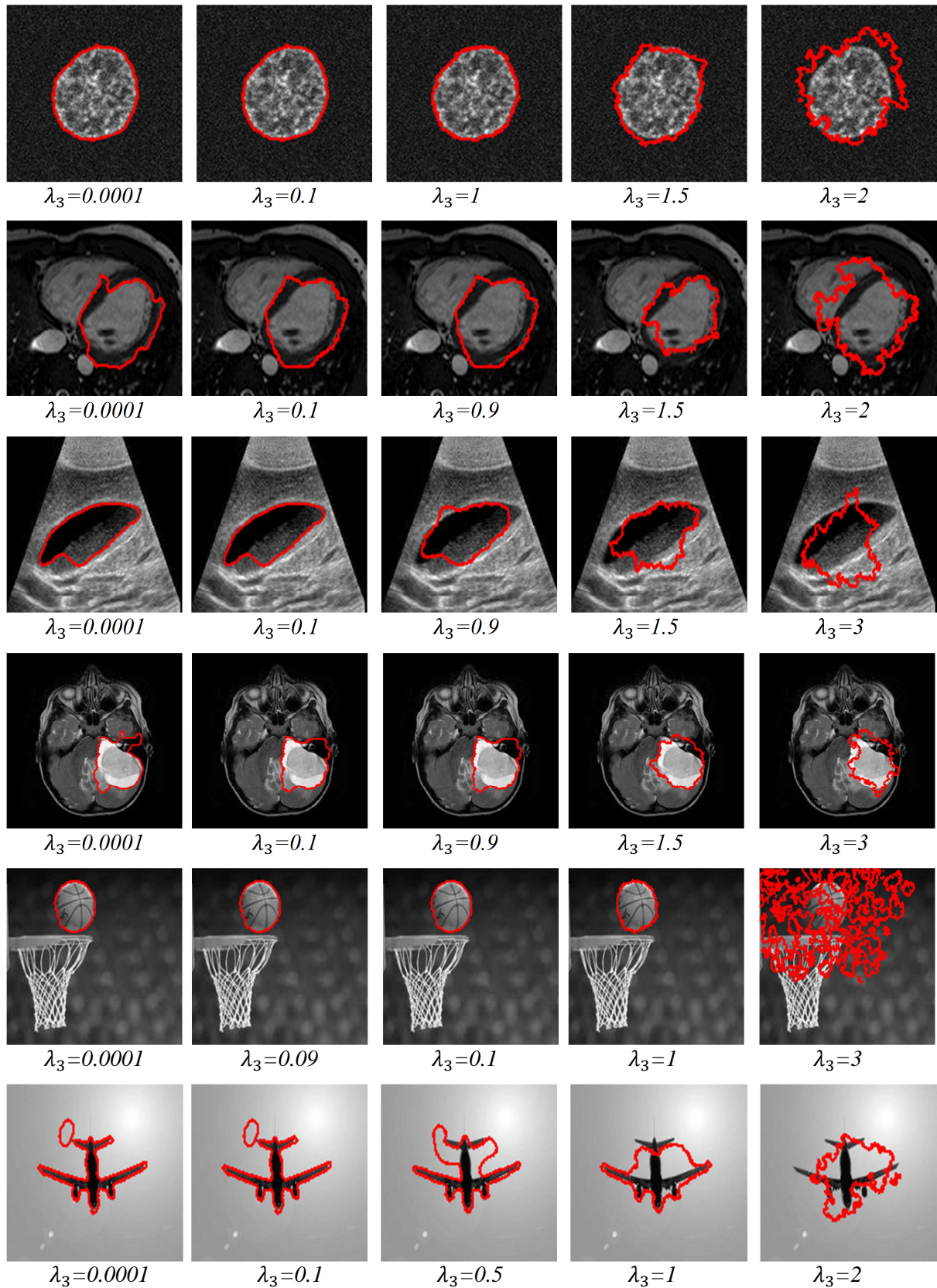
Toutefois, la valeur choisie par défaut ($\lambda_2 = 0.001$) donne un résultat acceptable pour les différentes images.

III.4.6. Pondération du terme de régularisation de la fonction *level set* λ_3

Dans ce test nous allons appliquer les initialisations et les nombres d'itérations optimaux pour toutes les images, en fixant les valeurs par défauts de $\sigma=3$, $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$. Nous

allons faire varier la valeur du terme de régularisation λ_3 autour de la valeur par défaut. Les différents résultats sont montrés à la figure III.21.





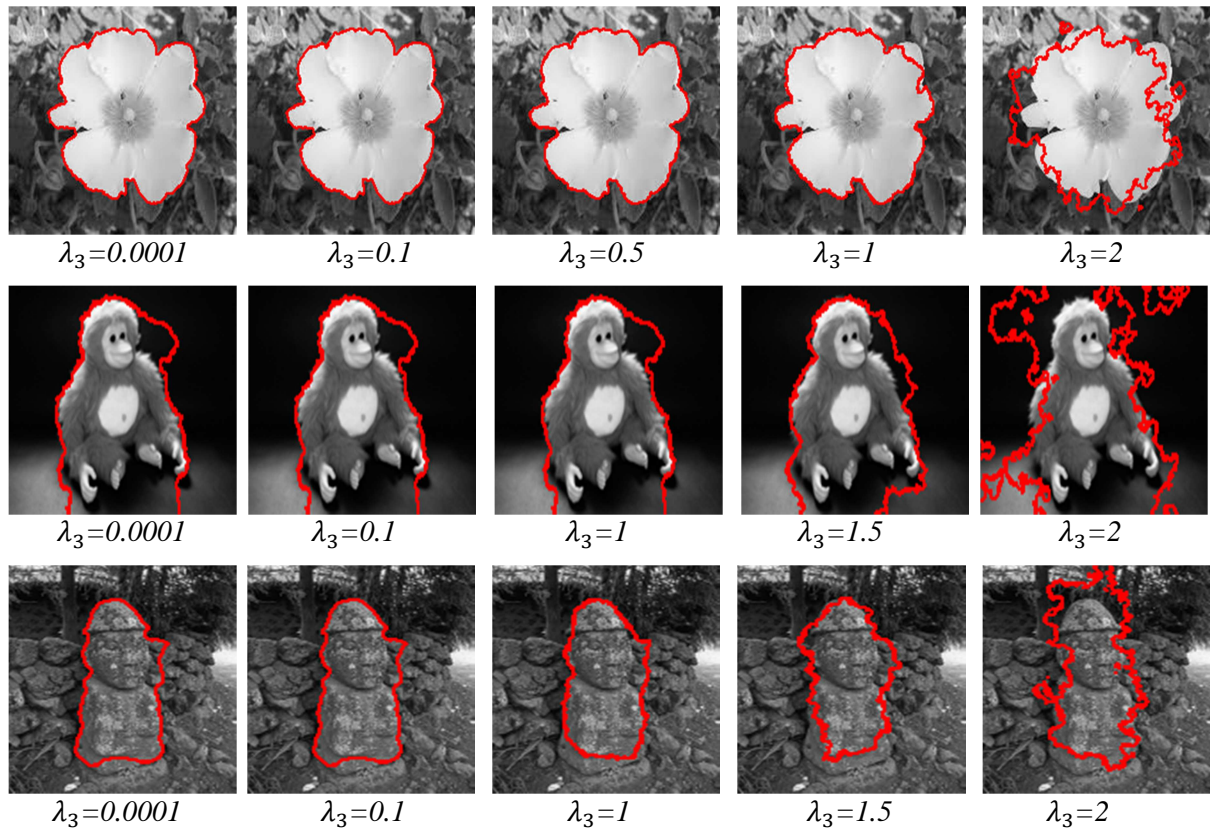


Fig. III.21 : Variation du terme de régularisation des levels sets pour toutes les images.

Interprétation des résultats

Pour ces différentes images nous remarquons que la valeur optimale du terme de régularisation est toujours inférieure à 1. C'est ce qui représente le bon positionnement du *level set* niveau zéro, tel que la distance négative à l'intérieur de la courbe et positive en dehors est maintenue. Quand il dépasse cette valeur le contour se déplace anarchiquement et est tiré vers l'extérieur de l'objet, cela est due à la désintégration de la fonction distance signée, de tel sorte que les signes se mélangent dans chacune des parties intérieure et extérieure.

III.5.L'approche adoptée et l'inhomogénéité

Pour parler de cet aspect, nous pouvons reprendre les différents résultats sur l'image S_4 (Fig.III.5). Pour cette image le résultat est toujours médiocre, voir n'importe quoi comme résultat. Ceci s'explique par le fait que le modèle adoptée opère mieux sur des images dont les intensités sont inhomogènes.

Pour mettre en évidence ce point, nous avons rajouté du bruit de type « *poivre et sel* » à ladite image. Ensuite, nous lui avons appliqué la méthode adoptée en faisant varier l'initialisation. Ce test est effectué en gardant les paramètres par défaut du modèle : nombres

d'itérations =200, $\sigma =3$, $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$, $\lambda_3=0.1$. Nous avons obtenue les résultats montrés dans la figure III. 22.

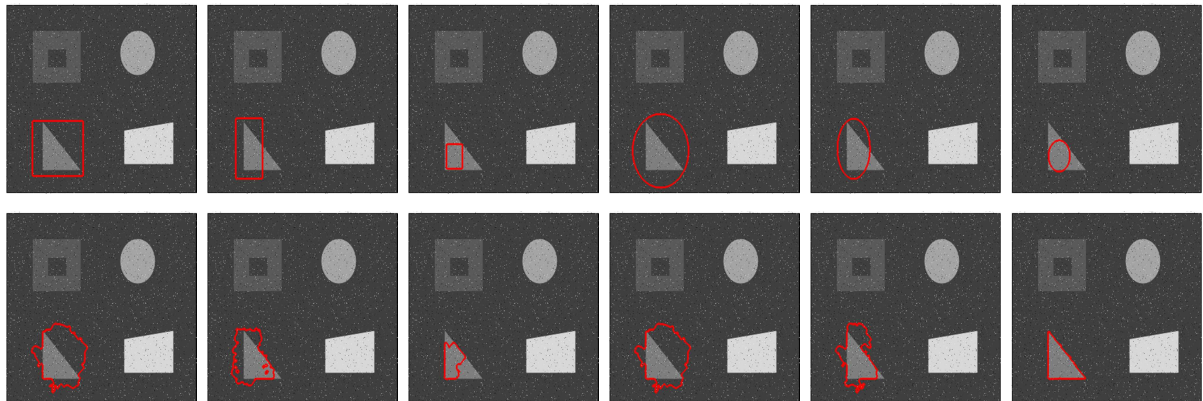


Fig. III.22: Résultats de segmentation (2^{ème} ligne) pour différentes initialisations (1^{ère} ligne) de l'image S_4 bruitée.

Comme nous pouvons remarquer, surtout pour la dernière colonne, le triangle est bien segmenté. Pour les autres résultats, un nombre d'itérations plus élevé et un bon choix de paramètres donnera, probablement un bon résultat.

III.6. Conclusion

En faisant varier les différents paramètres du modèle étudié, nous avons constaté leurs influences notables. Toutefois, les valeurs par défaut, données dans [16], semblent donner des bons résultats, dans les différents tests effectués.

Cependant, pour ces différents tests, l'évaluation était qualitative vu que notre objectif est d'étudier l'influence des différents paramètres. Une fois c'est fait, et afin de situer le modèle étudié parmi les autres, une évaluation quantitative en le comparant aux autres modèles est indispensable. Le chapitre suivant prendra en charge cette partie.

A decorative horizontal banner with a light blue border and rounded corners. The banner has a scroll-like appearance with a vertical strip on the left side and small circular details at the top corners. The text "Chapitre IV" is centered within the banner in a bold, italicized, blue serif font.

Chapitre IV

IV.1. Introduction

Afin de montrer l'apport et l'efficacité de la méthode adoptée dans la segmentation d'images, nous allons effectuer des tests comparatifs entre cette dernière et d'autres méthodes de segmentation avec contours actifs, à savoir : la méthode de *Chan et Vese*, les *snakes*, et l'approche locale basée région (*Lankton*). Par la suite, nous allons étudier l'influence de la fonction de pondération.

Ces tests comparatifs seront basés sur la qualité de segmentation ainsi que la vitesse d'évolution.

IV.2. Critères d'évaluation

Pour évaluer nos tests, nous allons utiliser deux critères différents.

IV.2.1. Dice

Le dice est une mesure du chevauchement des contours. Elle se calcule comme suit:

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

Avec: A_a correspondant à l'image segmentée automatiquement, A_m correspond à l'image référence, et A_{am} leur intersection (Fig.IV.1).

La valeur du *Dice* est toujours comprise entre 0 et 1. Plus la valeur du *Dice* se rapproche de 1, plus les deux contours se chevauchent.

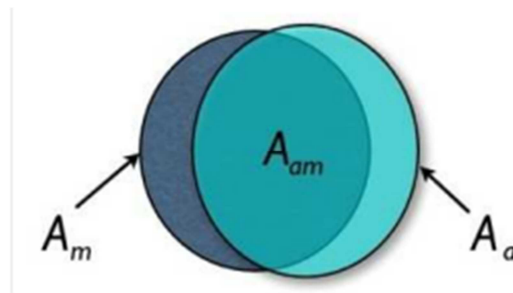


Fig. IV.1: Les paramètres intervenant dans la métrique de Dice.

IV.2.2. L'erreur quadratique moyenne (EQM)

Le plus simple paramètre de la mesure de qualité de segmentation d'images est l'EQM (L'erreur quadratique moyenne). Il est défini comme suit :

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

Où g et f représentent, respectivement, l'image référence et l'image segmentée, M et N c'est la taille de l'image.

Une grande valeur d'EQM signifie que l'image est très mal segmentée. Chaque fois que la valeur d'EQM est petite, la segmentation est meilleure.

IV.3. Tests et résultats

Afin d'évaluer la qualité de la segmentation de l'approche adoptée, que nous appellerons dans la suite du chapitre modèle de *Wang* (par référence à son auteur [16]), nous allons effectuer des tests évaluatifs en la comparant à d'autres modèles de contours actifs.

IV.3.1. Comparaison avec le modèle de *Chan et Vese* et le *snake*

Les tests ont été effectués sur 6 images aux niveaux de gris. Notre choix c'est porté sur les images S_1 (Fig.VI. 2), S_2 (Fig.VI.3), M_4 (Fig.VI.4), M_5 (Fig.VI.5), R_3 (Fig.VI.6) et R_5 (Fig.VI.7). Nous avons appliqué une initialisation manuelle. C'est la même initialisation pour les différents modèles de chaque image. Les paramètres de chaque modèle sont fixés comme suit:

- Modèle de *Chan et Vese*: nombre d'itérations =200 ; $\lambda = 0.2$
- Modèle *snake*: nombre d'itérations =1000 ; $\alpha = 0.05$; $\beta = 0.0005$; $\gamma = 1$.
- Modèle *Wang*:
 - Image S_1 : nombre d'itérations = 200, $\sigma = 5$, $\lambda_1 = 5$, $\lambda_2 = 0.001$, $\lambda_3 = 0.0001$.
 - Image S_3 : nombre d'itérations = 50, $\sigma = 5$, $\lambda_1 = 30$, $\lambda_2 = 0.0005$, $\lambda_3 = 0.0001$
 - Image M_4 : nombre d'itérations = 200, $\sigma = 2$, $\lambda_1 = 15$, $\lambda_2 = 0.001$, $\lambda_3 = 0.0001$.
 - Image M_5 : nombre d'itérations = 200, $\sigma = 7$, $\lambda_1 = 30$, $\lambda_2 = 0.005$, $\lambda_3 = 0.0001$.
 - Image R_3 : nombre d'itérations = 200, $\sigma = 3$, $\lambda_1 = 20$, $\lambda_2 = 0.0009$, $\lambda_3 = 0.1$.
 - Image R_5 : nombre d'itérations = 200, $\sigma = 10$, $\lambda_1 = 20$, $\lambda_2 = 0.001$, $\lambda_3 = 0.0001$.

Les résultats quantitatifs sont montrés dans le tableau IV.1.

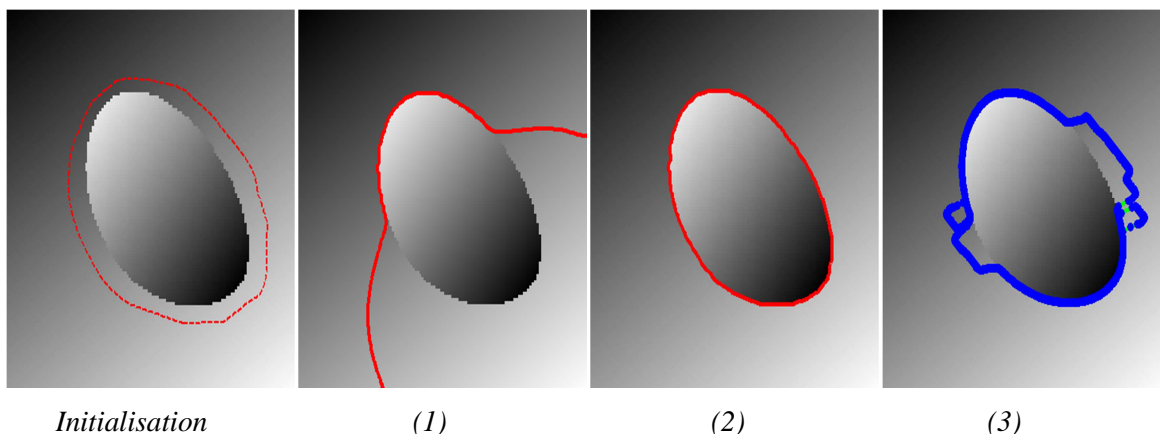


Fig. IV. 2: Résultats des différentes méthodes: (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image S_1 .

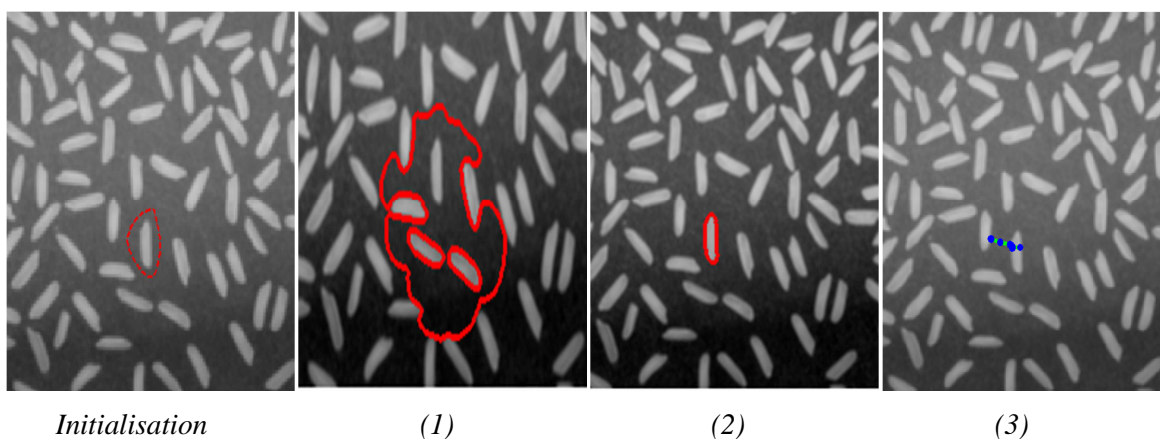


Fig. IV.3 : Résultats des différentes méthodes: (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image S_3 .

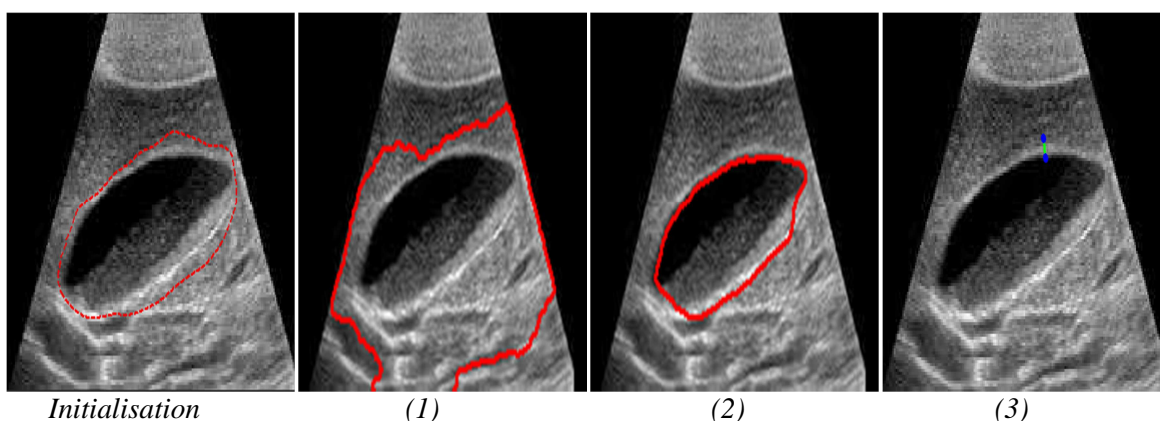


Fig. IV.4 : Résultats des différentes méthodes: (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image M_4 .

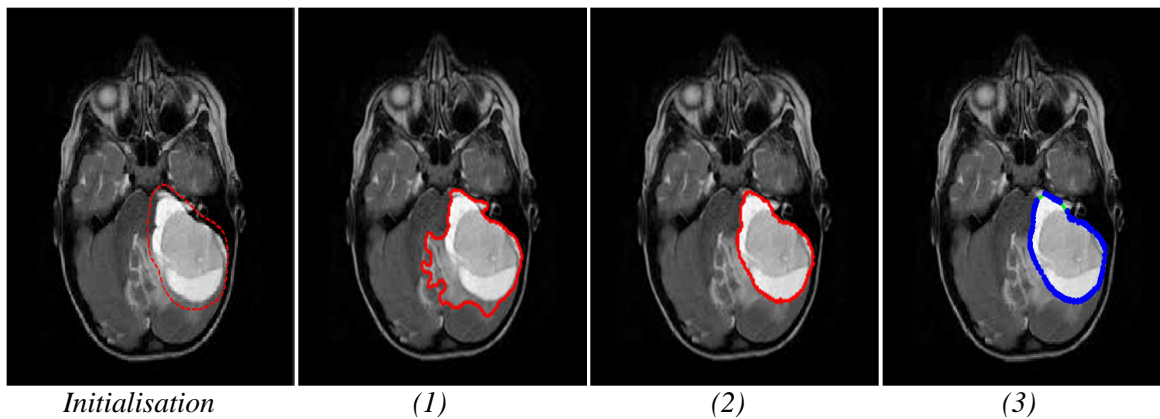


Fig. IV.5: Résultats des différentes méthodes : (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image M_5 .

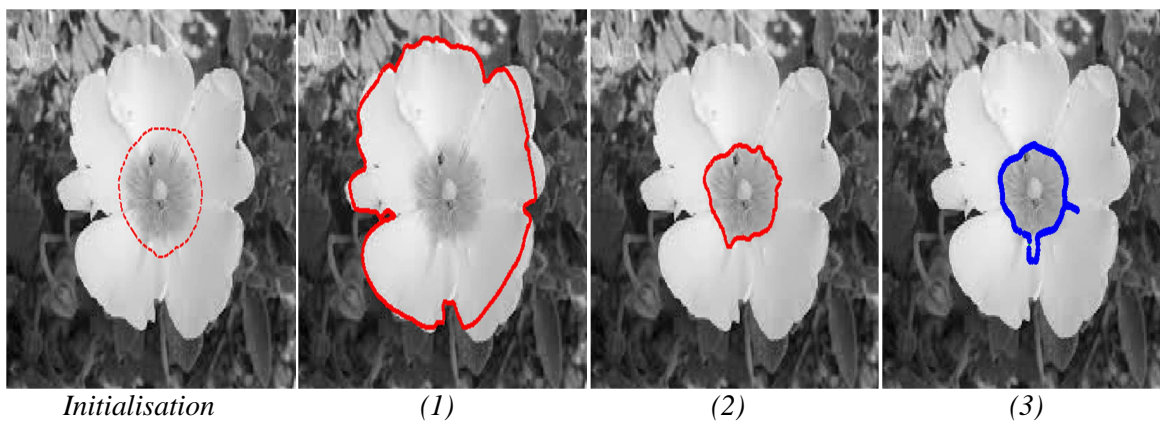


Fig. IV.6: Résultats des différentes méthodes: (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image R_3 .

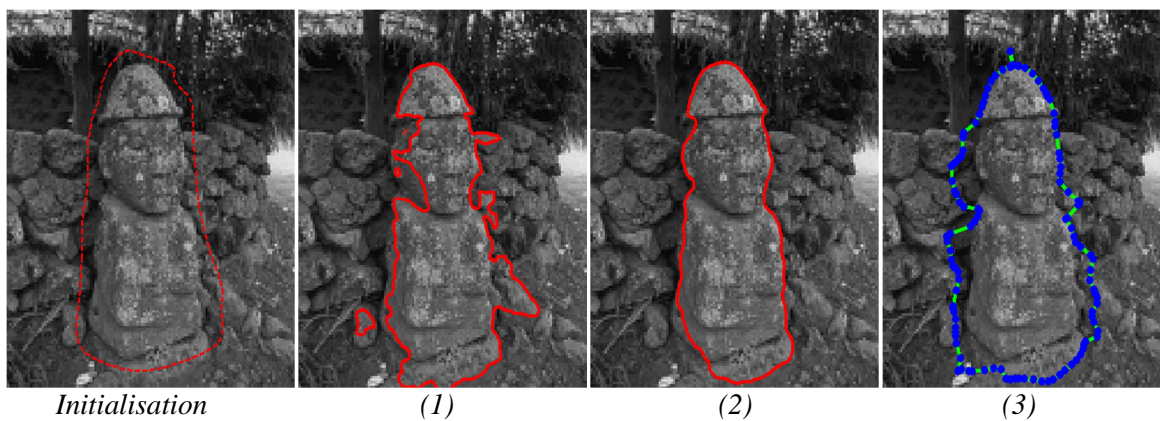


Fig. IV.7: Résultats des différentes méthodes: (1) Chan et Vese, (2) Wang et (3) Snake sur l'image R_5 .

	<i>Méthodes</i>	<i>Temps d'exécution</i>	<i>Dice</i>	<i>EQM</i>
<i>Image S₁</i>	<i>Chan et vese</i>	2.75	0.61	737.23
	<i>Wang</i>	8.46	0.99	1.32
	<i>Snake</i>	95.11	0.92	19.28
<i>Image S₃</i>	<i>Chan et vese</i>	4.13	0.51	582.03
	<i>Wang</i>	39.61	0.92	9.37
	<i>Snake</i>	14.53	0	inf.
<i>Image M₄</i>	<i>Chan et vese</i>	9.88	0.09	1209.31
	<i>Wang</i>	45.42	0.91	1.92
	<i>Snake</i>	11.31	0.01	115.33
<i>Image M₅</i>	<i>Chan et vese</i>	6.99	0.84	90.98
	<i>Wang</i>	32.2	0.96	4.22
	<i>Snake</i>	20.5	0.95	4.78
<i>Image R₃</i>	<i>Chan et vese</i>	6.68	0.27	1316.64
	<i>Wang</i>	12.87	0.91	7.85
	<i>Snake</i>	21.81	0.83	18.32
<i>Image R₅</i>	<i>Chan et vese</i>	2.95	0.82	50.57
	<i>Wang</i>	8.31	0.92	19.08
	<i>Snake</i>	17.07	0.84	41.63

Tableau IV.1 : Comparaison quantitative des trois méthodes pour les différentes images.

Discussion des résultats

La comparaison des résultats à la fois de *Chan et Vese*, de l'approche adoptée et des *snakes*, nous dévoile que l'approche adoptée, qui est une approche locale, donne de meilleurs résultats en terme de qualité de segmentation dans toutes les images, et ce même dans des images texturés, en présence de bruit ou de fortes inhomogénéités d'intensités. Quant au *snake*, nous remarquons qu'il est très sensible au bruit (fig. IV.3 et IV.4) mais donne de bon résultats dans les images hétérogènes (fig. IV.5). La méthode de *Chan et Vese*, étant une méthode de segmentation globale, explique sa difficulté à segmenter un seul objet dans l'image. Elle ne parvient pas à segmenter l'objet d'intérêt malgré l'initialisation proche de celui-ci (fig. IV.3 et IV.6). Elle est aussi incapable de travailler en présence du bruit ou d'inhomogénéité d'intensité.

Les résultats obtenus en terme de temps de segmentation est moins concluant dans certains tests pour notre méthode par rapport au *snake* et *Chan et Vese* qui est rapide grâce à l'utilisation de la bande étroite qui a réduit énormément le temps de calcul (figure. IV.8).

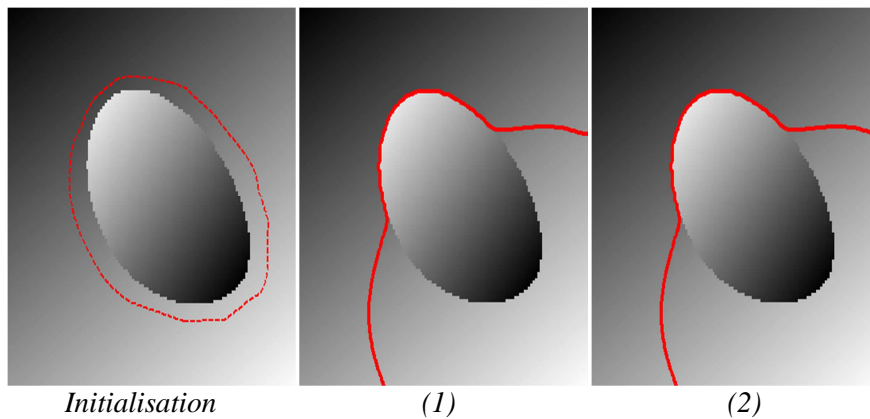


Fig. IV.8: Comparaison de la méthode de Chan et Vese avec (1) et sans bande étroite (2), pour un temps de calcul de: (1) 2.75s et (2) 16.74s.

IV.3.2. Comparaison avec un modèle local

Nous avons choisi un modèle local de contour actif pour le comparer avec notre approche adoptée. Il s'agit d'un modèle développé dans [21], nommée modèle *Lankton*, et est étudié en détail dans le mémoire [20].

La figure IV.9 et le tableau IV.2 donnent les différents résultats de segmentation. Les paramètres de chaque modèle sont choisis comme suit:

- Notre modèle (*Wang*): nombre d'itérations = 200 = 3 , $\lambda_1 = 30$, $\lambda_2 = 0.001$, $\lambda_3 = 0.1$.
- Méthode de *Lankton* : nombre d'itérations = 200, force = *Yezzi*, voisinage = cercle, courbure = 0.2, rayon = 9.

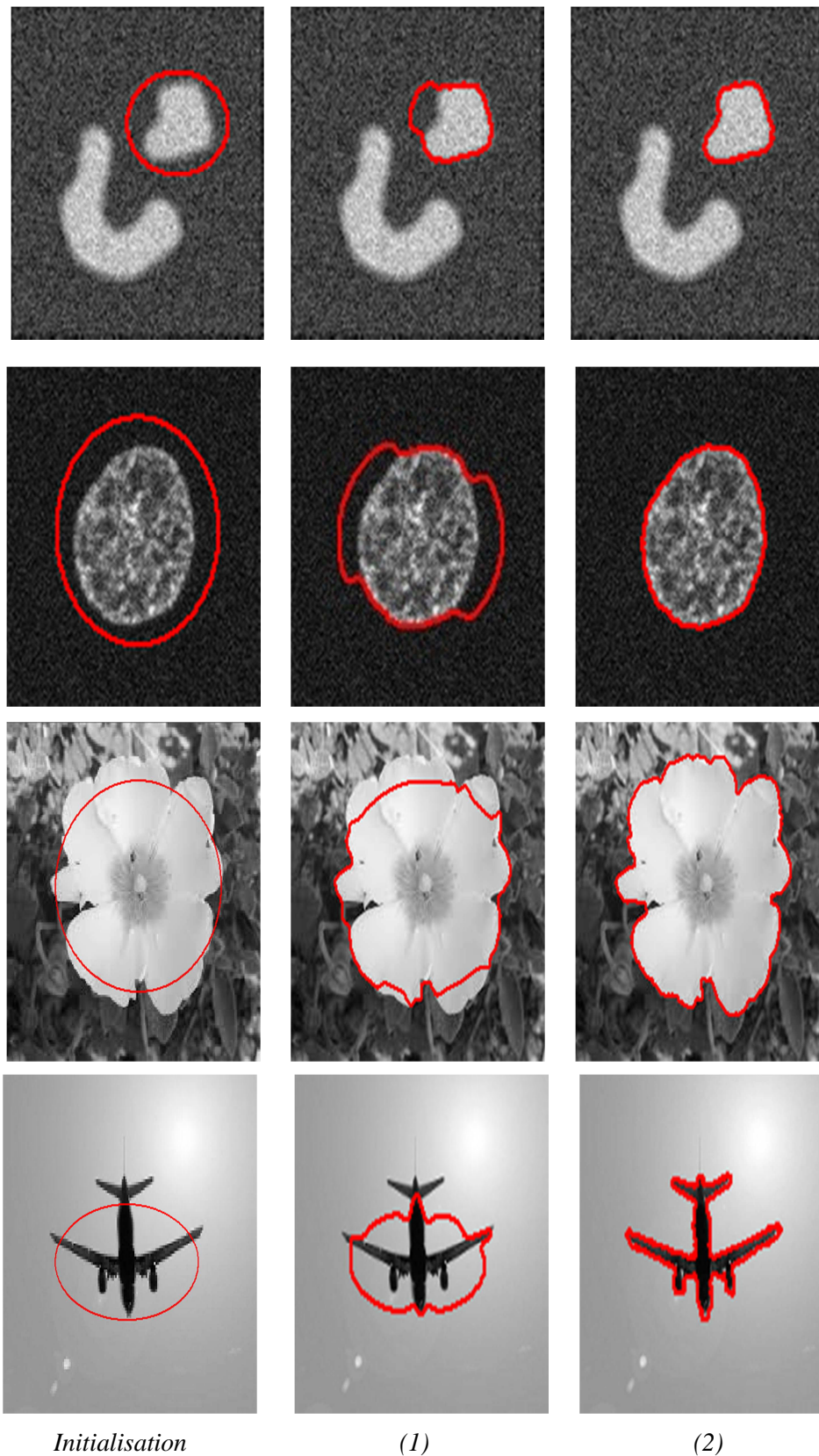


Fig. IV.9 : Résultats des deux modèles : (1) Lankton, (2) notre approche sur les images

S_5, M_2, R_3, R_2 .

Image	Méthode	Temps d'exécution	Dice	EQM	
S_5	Lankton	8.48	0.68	24.75	Arrêt a 128 itérations
	Wang	13.02	0.97	1.36	
M_2	Lankton	10.24	0.85	51.29	
	Wang	9.14	0.98	1.99	
R_3	Lankton	19.3	0.5	78.79	
	Wang	18.26	0.99	2.52	
R_2	Lankton	4.48	0.5	77.8	Arrêt a 78 itérations
	Wang	7.69	0.91	1.72	

Tableau IV.8: Comparaison quantitative des deux méthodes pour les images S_5 , M_2 , R_3 , R_2 .

Discussion des résultats

Pour cette comparaison entre la méthode adoptée (Wang) et la méthode de Lankton, pour les différentes images choisies, nous remarquons que l'approche adoptée donne de meilleurs résultats en temps et en qualité de segmentation et ce en utilisant les paramètres par défaut.

IV.3.3. Variation de la fonction de pondération

Dans cette partie nous allons faire varier la fonction de pondération, en remplaçant la fonction de notre approche par la fonction de pondération utilisée dans le modèle de Lankton. Ensuite nous allons comparer les deux fonctions en effectuant des tests sur quatre images différentes et en utilisant les paramètres suivants : nombres d'itérations = 200, $\lambda_1=30$, $\lambda_2=0.001$, $\lambda_3=0.1$.

Discussion des résultats

Ce test nous montrent que la fonction gaussienne améliore la qualité de segmentation pour les images fortement bruitées et inhomogène et cela est dû au sorte de filtrage appliqué sur l'image durant la segmentation. Ce filtrage est assuré par la fonction de pondération gaussienne qui attribue des poids différents pour tous les pixels constituant le voisinage (Fig.IV.10.dernière colonne), Alors que l'autre fonction de pondération a tendance a se coincé dans les minimums locaux et a segmenter tout les bruits et donc a sursegmenté les images (fig.IV.10.2^{ème} colonne).

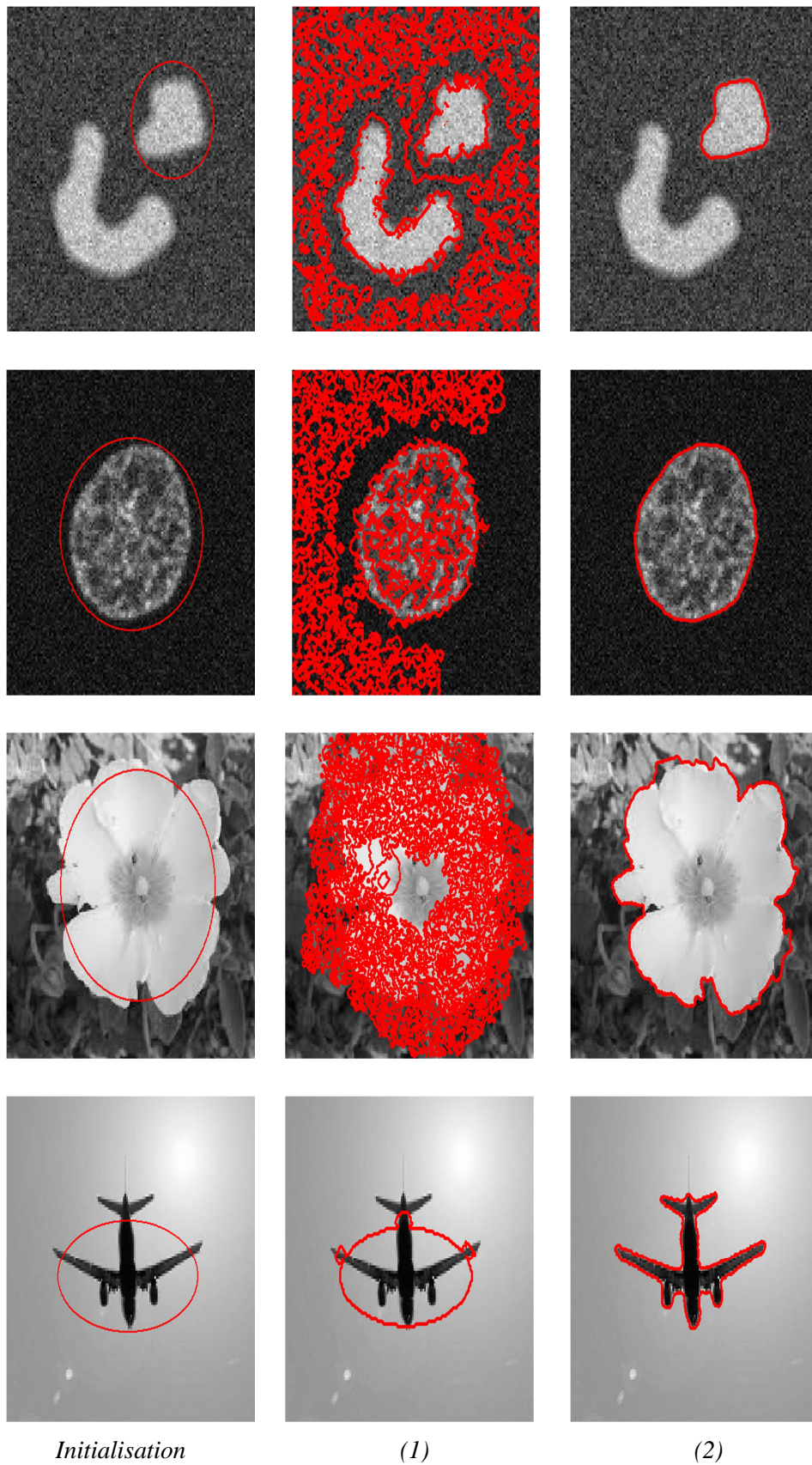


Fig. IV.10 : Résultats de la variation de la fonction de pondération: (1) Fonction disque, (2) Fonction Gaussienne, pour les images S_5, M_2, R_3, R_2 .

<i>Image</i>	<i>Fonction de pondération</i>	<i>Temps d'exécution</i>	<i>Dice</i>	<i>EQM</i>
S_5	<i>Disque</i>	14.35	0.14	2215
	<i>Gauss</i>	5.82	0.98	1.37
M_2	<i>Disque</i>	0.63	0.28	294.26
	<i>Gauss</i>	19.04	0.92	1.98
R_3	<i>Disque</i>	19.3	0.28	578.79
	<i>Gauss</i>	18.26	0.89	3.52
R_2	<i>Disque</i>	17.34	0.43	624.20
	<i>Gauss</i>	4.8	0.97	1.97

Tableau IV.8: Comparaison quantitative de la méthode adoptée avec différentes fonctions de pondération.

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait une multitude de tests dans le but d'étudier d'avantage le modèle adoptée.

En premier lieu, nous nous sommes intéressé à comparer l'approche adoptée avec celle de *Chan et Vese* et *snake*. En effet, vu l'aspect local de la méthode, inspiré du *snake*, et l'utilisation des *level sets* ainsi que l'aspect basé région, inspiré de *Chan et Vese*, il était intéressant de la comparer à ces deux modèles. La méthode présente des résultats très satisfaisants par rapport aux deux autres méthodes. Afin de pousser plus loin, nous avons, aussi, comparer la méthode adoptée avec une autre méthode qui est basée sur la même chose, c'est à dire, local basée région, à savoir le modèle de *Lankton*. Là, aussi, le modèle adopté a montré sa supériorité.

Enfin, nous avons testé l'influence d'utiliser une autre fonction de pondération à la place de celle que possède le modèle adopté. Les résultats confirment la fiabilité de la fonction de pondération gaussienne.

A decorative horizontal scroll graphic with a light blue border and rounded corners. The scroll is unrolled in the center, with the ends of the scroll visible on the left and right sides. The text is centered within the unrolled portion.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le but de notre travail est d'étudier une approche rapide et efficace de segmentation d'images par le modèle de contour actif. Pour cela, nous avons fait une étude plus au moins détaillée sur les contours actifs et énoncé les différentes méthodes basiques.

Nous avons, par la suite, adopté une méthode, que nous avons développé dans le chapitre deux. Cette dernière a exploité les avantages des différents modèles de contours actifs à savoir : l'aspect local, inspiré des modèles explicites, et l'utilisation des *level set*, inspiré des modèles implicites.

Pour rendre compte de l'apport de ce modèle, nous l'avons testé sur des images différentes, allant des images homogènes jusqu'aux images texturées et bruitées. En premier lieu, nous avons étudié l'influence de ses différents paramètres. Ensuite, des tests comparatifs avec d'autres méthodes ont été effectués. Les résultats étaient assez encourageants, pour un modèle assez simple dans sa structure. Cependant, nous pourrions conclure que c'est un modèle qui évolue localement et qui nécessite, de ce fait, une initialisation très proche des objets à détecter.

Toutefois, il serait intéressant de l'étendre aux images en couleurs et poursuivre, ainsi, les tests. Il nous paraît, aussi, judicieux d'étudier d'autres fonctions de pondération telle que la fonction *Laplacien de la gaussienne* appelé aussi *chapeau mexicain*. Qui est la dérivée seconde de la fonction gaussienne.

Enfin, nous espérons que ce simple travail pourra servir à d'autres finalités et sera bénéfique pour les promotions à venir.



Annexe

<i>Types d'images</i>	<i>Nom de l'image</i>	<i>Taille</i>	<i>Format</i>
<i>Synthétiques</i>	S_1 : Ovale	128x128	PNG
	S_2 : Jetons	518x388	PNG
	S_3 : Riz	256x258	PNG
	S_4 : Formes	334x287	PNG
	S_5 : Objets	128x128	Bitmap
<i>Médicales</i>	M_1 : Cerveau	128x128	IRM de format JPG
	M_2 : Noyau	128x128	Micrographie de format JIFF
	M_3 : Cœur	151x121	IRM de format JPG
	M_4 : Pancréas	192x130	Echographie de format JPG
	M_5 : Tumeur	225x225	IRM de format JPG
<i>Réelles</i>	R_1 : Ballon	200x160	JPG
	R_2 : Avion	160x128	JPG
	R_3 : Fleur	282x179	JPG
	R_4 : Singe	160x120	PNG
	R_5 : Statue	128x160	PNG

Tableau A.1 : Présentation des données images.

	<i>Image</i>	<i>Choix du nombre d'itérations</i>	<i>Choix de l'initialisation</i>
<i>Images synthétiques</i>	S_1	200	Cercle coté, 5 ^{ème} colonne Fig.III.4
	S_2	150	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.5
	S_3	50	Carré extérieur, 1 ^{ère} colonne Fig.III.6
	S_4	200	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.7
	S_5	100	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.8
<i>Images médicales</i>	M_1	200	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.9
	M_2	150	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.10
	M_3	400	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.11
	M_4	200	Cercle coté, 5 ^{ème} colonne Fig.III.12
	M_5	200	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.13
<i>Images synthétiques</i>	R_1	200	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.14
	R_2	400	Cercle intérieur, 6 ^{ème} colonne Fig.III.15
	R_3	200	Cercle intérieur, 6 ^{ème} colonne Fig.III.16
	R_4	500	Cercle extérieur, 4 ^{ème} colonne Fig.III.17
	R_5	200	Carré extérieur, 1 ^{ère} colonne Fig.III.18

Tableau A.2 : Choix d'initialisation et du nombre d'itérations.



Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] L.DALI, M.DEBIANE, «*Etude Des Contours Actifs Et Introduction Aux Multi-Objets*», mémoire de Master en Automatique, Université Mouloud MAAMERI De Tizi-Ouzou, septembre 2012.
- [2] M. KASS, A. WITKIN, et D.TERZOPOULOUS. «*Snakes Active Contour Models* », International Journal of Computer Vision, Vol .1, pp.321-332, 1988.
- [3] S.OSHER et J.A.SETHIAN, «*Front Propagating With Curvature Depend Speed: Algorithm Based On Hamilton-Jacobi Formulation*», Journal of computational Physic, vol.79, pp.12-49, 1988.
- [4] V. CASELLES, F. CATTE, T. COLL, et F.DIBOS, «*A Geometric Model For Active Contour In Image Processing* », Numerische Mathematic, vol .66, pp .1-33, 1993.
- [5] R. MALLADI, J.A. SETHIAN, et B.C. VEMURI, «*Shape Modeling With Front Propagation: a Level Set Approach* ».IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, vol .17, pp .158-175, 1995.
- [6] V. Caselles, R. KIMMEL et G. Sapiro, «*Geodesic active contours*», International Journal of Computer Vision, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [7] W. AIT FARES, «*Détection Et Suivi D'objet Par Vision Fondées Sur Segmentation Par Contour Actif Basés Région* », thèse de doctorat en Systèmes Embarqués, Université de Toulouse III, Septembre 2013.
- [8] F.PRECIOSO, «*Contours actifs paramétriques pour la segmentation d'images et vidéos* », thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, septembre 2004.
- [9] M.BENDAOU, «*Développement De Méthodes D'extraction De Contours Sur Des Images à Niveaux De Gris* », thèse de doctorat en Physique, Université Mohammed Boudiaf d'Oran, février 2017.
- [10] L.MOHAND.OUBELAID, «*Segmentation D'images Guidée Par Les Contours*», Mémoire de magister en électronique, Université Mouloud MAAMERI De Tizi-Ouzou, décembre 2006.

BIBLIOGRAPHIE

- [11] J.OLIVIER, « *Méthode D'accélération Et Approches Supervisées Pour Les Contours Actifs, Application A La Segmentation D'image 2D, 3D Et Texturées* », thèse de doctorat en Informatique, Université François Rabelais à Tours, septembre 2009.
- [12] T.F. CHAN et L.VESE, « *Active Contours Without Edges* », IEEE Transaction on image processing, vol.10, no.2, pp.266-277, février 2001.
- [13] O.CHILALI, « *Classification Automatique Des Données Utilisant Les Modèles Déformable* », mémoire de magister en automatique, Université Mouloud MAAMERI De Tizi-Ouzou, octobre 2006.
- [14] S.JEHAN-BESSON, « *Modèles De Contours Actifs Basés Régions Pour La Segmentation D'images Et Vidéo* », thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, France, janvier 2003.
- [15] N.PARAGIOS, « *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics* », Springer-Verlag New York, Inc. Secaucus, NJ, USA, 2003.
- [16] 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.
- [17] N.PARAGIOS, R.DERICHE, « *Geodesic Active Regions And Level Set Methods for Supervised Texture Segmentation* », Int.J.Comput.Vis.vol. 46, pp .223-247, 2002.
- [18] C. LI, C. KAO, J. GORE, Z. DING, « *Implicit Active Contours Driven By Local Binary Fitting Energy*», Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, pp.1–7, 2007.
- [19] C. LI, « *Active Contours With Local Binary Fitting Energy*», IMA Workshop on New Mathematics and Algorithms for 3-D Image Analysis, 2006.
- [20] L.HAMID, T.MERAR, «*Etude D'un Contour Actif Utilisant L'information locale*», mémoire de Master en Automatique, Université Mouloud MAAMERI De Tizi-Ouzou, juillet 2017.
- [21] S.LANGTON, « *Localizing Region Based Active Contours* », IEEE trans.image process .vol 17, pp.2029-2039, 2008.