

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOAND OULHADJ-BOUIRA



Faculté des Sciences et Sciences Appliquées
Département Génie Electrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

Akmouche Samiha.

Moussaoui Hayet.

En vue de l'obtention du diplôme de **Master en :**

Filière : Génie biomédical

Option : Instrumentation biomédicale

Thème :

Segmentation d'images médicales par les contours actifs.

Devant le jury composé de :

M .ALI MOHAD	MCA	UAMOB	Président
M. MOUDACHE	MAA	UAMOB	Encadreur
M .CHELBI	MCA	UAMOB	Examineur

Année Universitaire 2019/2020

Remerciements :

On remercie tout d'abord Allah, le tout puissant qui nous a facilité le chemin pour l'accomplissement de ce Mémoire.

Nos grands remerciements vont à :

Mr : Moudache Saïd Pour nous avoir et pour leur disponibilité et leurs précieux conseils.

A tous nos enseignants et le chef de département de

Génie Electrique Mr : Mejdoub Smail.

Qui nous ont aidés de proche ou de loin pour être des Masters en Génie biomédical, spécialité Instrumentation biomédical.

Un grand merci pour tous les enseignants de génie électrique et surtout les enseignants de génies biomédical.

Nous souhaitons aussi remercier mesdames et messieurs les membres du jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de notre mémoire.

En fin Nous tenons à exprimer notre remerciement à tous nos amis(es) et collègues pour le soutien moral et matériel et bien sur Monsieur Chatbi

Hamid et madame Messaoudane Khadidja.

Je remercie infiniment : Sifouane Meriem et Rabia Djouhra.

Dédicace

Avec gratitude, amour et respect je dédie ce modeste travail :

A mes chères parents, ma mère et mon père qui m'ont fournis au quotidien un soutien et qui peuvent être fier et trouver ici le résultat de longues années .

A mes frères et mes sœurs

A toute ma famille

A tous les amis d'études surtout mes proches amis(e).

Samia

Dédicace

*Au terme de toutes ces années d'étude, je dédie ce
modeste travail en signe de respect, de reconnaissance
et de remerciement à ma très chère mère, mon très
cher père, mon cher mari, mes frères et mes sœurs,
et ma chère Lilia
à tous les membres de ma famille qui m'ont soutenu
durant toutes ces années et à tous mes amis fahima
,kanhina*

Hayet

Sommaire

Introduction générale.....	1.
Chapitre I : Introduction à la segmentation d'image.	
I.1 Introduction	3.
I.2 Notions sur l'image	3.
I.2.1 définition d'image	3.
I.2.2 les caractéristiques d'une image	3.
I.2.3 la chaine de traitement d'image	8.
I.3 La segmentation d'images	9.
I.3.1 Définition formelle de la segmentation	10.
I.3.2 L'objectif de la segmentation d'images	10.
I.3.4 Méthodes de segmentation	11.
I.3.4.1 Classification des pixels	11.
I.3.4.2 Segmentation par détection de contour	11.
I.3.4.3 Segmentation par région	12.
I.4 les différentes techniques de segmentation.....	13.
I.5 Les différentes techniques d'imagerie médicale	16.
I.5. 1 Les Rayons X.....	16.
I.5.2 L'échographie.....	19.
I.5.3 Imagerie par Résonance Magnétique.....	20.
I.6 Conclusion.....	20.
Chapitre II : Les contours actifs et sec méthodes.	
II.1 Introduction	22.
II.2 La segmentation basée contour	22.
II.3 Définition de contour actif	23.
II.4 Présentation des contours actifs	24.
II.5 Les énergies de déformation des contours actifs	24.
II.6 Le principe de fonctionnement des contours actifs	27.
II.7 L'approche générale de l'extraction de contour	28.
II.8 Les approches de contours actifs	29.
II.9 Contour actif par la méthode de gradient vector flow(GVF)	31.
II.10 Les modèles des contours actifs	31.
II.11 Avantages et Inconvénients du contour actif	32.
II.12 les méthodes de segmentation par les contours actifs	32.

II.12.1 Méthode level set	32.
II.12.2 Méthode de Local Gaussian Distrubution (LGD).....	36.
II.13 Conclusion.....	37.
Chapitre III : Application, résultats et discussion	
III.1 Introduction	38.
III.2 Résultats et discussion.....	38.
III.2.1 La méthode LGD.....	38.
III.2.1.1 Les résultats obtenus avec changement des parametres	39.
III.2.2 La méthode Level_set.....	47.
III.2.2.1 Les résultats obtenus avec changement des parametres.....	48.
III.3 Conclusion.....	51.
Conclusion générale.....	52.
Bibliographie.....	53.
Résumé	

Liste des figures

Chapitre I

Figure I-1 : L'élément d'image.....	4.
Figure I- 2 : La dimension d'image.....	4.
Figure I-3 : La résolution d'une image.....	5.
Figure I-4 : La forme d'histogramme.....	6.
Figure I-5 : Le réglage de luminance d'image.....	7.
Figure I-6 : Le contracte d'image.....	7.
Figure I-7 : Les contours d'une image	8.
Figure I-8: La Segmentation par région.....	12.
Figure I-9: Le seuillage d'une image.....	12.
Figure I -10 : La représentation des différentes modalités d'imagerie en fonction des ondes Électromagnétiques qu'elles utilisent.....	16.
Figure I-11 : La radiographie de la main de la femme de Röntgen.....	16.
Figure I-12 : Le schéma de principe de la radiographie conventionnelle.....	17.
Figure I-13 : Les exemples de radiographie conventionnelle.....	17.
Figure I-14 : L'image du thorax avec scanner	18.
Figure I-15 : L'image échographique de kystes dans le sein.....	19.
Figure I-16 : L'image IRM du cerveau.....	21.

Chapitre II

Figure II-1 : La détection de contours.....	22.
Figure II-2 : Le contour actif et ces points.....	23.
Figure II-3 : Le principe de fonctionnement des contours actifs.....	27.
Figure II-4 : L'organigramme de la méthode de contour actif.....	28.

Figure II-5 : Les quatre masques de détection de contours.....	29.
Figure II- 6 : Les forces régissant l'évolution du contour actif.....	31.
Figure II-7 : La courbe se déformant selon sa courbure.....	31.
Figure II-8: La courbe de Gauss en 2D.....	36.

Chapitre III

Figure III-1 : L'organigramme de LGD.....	38.
Figure III-2 : Les résultats pour Alpha=20.....	39.
Figure III-3 : Les résultats pour Alpha =100.....	40.
Figure III-4 : Les résultats obtenues pour sigma=2.....	41.
Figure III-5 : Les résultats obtenues par le changement de sigma=80.....	42.
Figure III-6 : Les résultants de Alpha=50.....	43.
Figure III-7 : Les résultats avec le paramètre Alpha=10.....	44.
Figure III-8 : Les résultats de sigma=2.....	45.
Figure III-9 : Les résultats obtenues pour le paramètre sigma=30.....	46.
Figure III-10 : L'organigramme de l'algorithme de Level_set.....	47.
Figure III-11 : Les résultats obtenu pour les paramètres idéaux.....	48.
Figure III-12 : Les résultats pour C0=10 et les autres paramètres sont fixées.....	48.
Figure III-13 : Les résultats de changement de C0=6.....	49.
Figure III-14:Les résultats de changement de Alpha=10.....	50.
Figure III-15 : Les résultats de changement de C0=2.....	50.
Figure III- 16:Les résultats de C0=8.....	51.

Introduction générale

Le traitement d'images voit son début 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 développent avec les progrès de l'informatique, des techniques de détection de primitives (contours, point d'intérêt, lignes d'intérêt ...) 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. Et pour reconnaître des objets d'interpréter les images, il faut souvent au préalable les segmenter, c'est-à-dire séparer les objets d'intérêt du fond de l'image.[1]

La segmentation d'image est l'opération la plus importante dans un système de traitement d'images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. Elle est, par exemple, utilisée en imagerie médicale afin d'analyser et de quantifier les différentes structures anatomiques présentes dans les images. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes. Les méthodes de segmentation peuvent être classées selon le but à atteindre. Il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image par la détection de zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité et d'autres qui cherchent à déterminer les frontières de ces derniers par la recherche des discontinuités locales (détection de contours) et les méthodes par classification. [2]

Dans ce travail, on s'est intéressé à la segmentation des images par les contours actifs qui sont sous forme d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. La courbe est placée dans la zone d'intérêt de l'image ou autour d'un objet. Pour cela, nous avons appliqué deux algorithmes de contours actifs appelés "Level_set" et "Local gaussian distribution (LGD)" que nous avons testé sur des images de synthétiques, IRM et RX.

Introduction générale

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Nous entamons dans le premier chapitre par les notions de base sur l'image numérique et les différents traitements qu'elle subie en particulier l'étape de la segmentation qui est l'objectif de notre travail.

Le second chapitre sera consacré, en grande partie pour a segmentation d'images par les contours actifs .

Le troisième chapitre est la partie expérimentale, nous allons donner les résultats de segmentation obtenus en utilisant les deux méthodes (LGDet Level_set) implémentées sous Matlab.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale et perspective.

Chapitre I : Introduction à la segmentation d'images.

I.1 Introduction

Le traitement des images numériques est un domaine caractérisé par le besoin de nombreux travaux expérimentaux visant à établir la fiabilité des solutions proposées. On désigne par le traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de transformer une image numérique en une nouvelle image ou même combiner plusieurs images entre elles. Ce chapitre introduit des notions de base sur l'image et la présentation d'une chaîne de traitement d'image pour son traitement. La deuxième partie sera consacrée à la segmentation d'images, la définition de la segmentation puis nous relatons les différentes approches utilisées pour la segmentation d'une image.

La segmentation d'image peut être considérée comme un traitement de bas niveau. C'est une phase importante dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur, c'est après la segmentation que viennent les traitements de haut niveau, tels que la description de l'image, et les décisions qui pourront être prises à partir des résultats fournis par celle-ci.

I.2 Notions sur l'image

I.2.1 définition d'image

L'image est une représentation bidimensionnel (2D) ou tridimensionnel (3D) d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film...etc. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que 'x' et 'y' sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et 'I' est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

La numérisation d'une image consiste à convertir les valeurs continues du signal de l'image (son état analogique) en des valeurs discontinues qui correspondent à une structure de données informatiques.

Une image numérique est définie par: le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur. La valeur que peut prendre chaque pixel, elle est représentée par un scalaire dans le cas d'images en niveau de gris et par un vecteur à trois composantes Rouge, Vert et Bleu dans le cas d'images couleurs. Ces valeurs sont incluses dans \mathbb{N} . [3]

I.2.2 Les caractéristiques d'une image

I.2.2.1 Le pixel

Le pixel est une unité de base permettant de mesurer la définition d'une image numérique, son nom provient de la locution anglaise « Picture éléments » qui signifie « élément d'image », il représente le plus petit élément constitutif d'une image produite ou traitée électroniquement il est définie par sa couleur et sa luminosité, l'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau ou matrice à deux dimension à savoir, la hauteur (lignes) et la largeur (colonnes) [4].

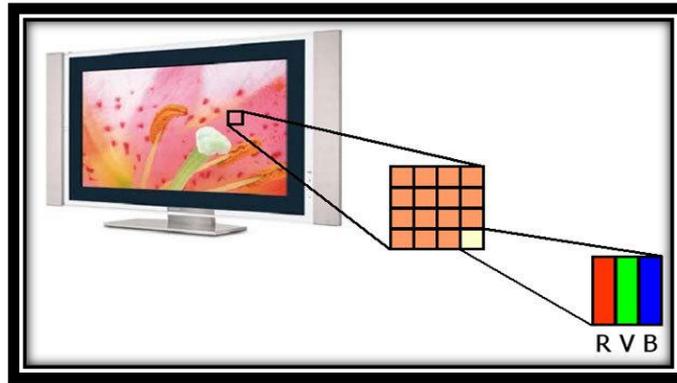


Figure I-1 : l'élément d'image.

I.2.2.2 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.[2]



Figure I-2 : La dimension d'image.

- sa définition en pixels (ex : 640x480 pixels).
- ses dimensions en pouces (ex : 12").
- sa résolution en dpi ou ppp. (ex: 300dpi).

Ces 3 informations sont liées. Si vous en connaissez 2, vous pouvez calculer la troisième à partir des formules suivantes :

- Résolution = définition / dimension
- Définition = résolution x dimensions.
- Dimension = résolution / définition (640x480 pixels) .[4]

I.2.2.3 Résolution

Les termes Résolution et Définition sont souvent confondus dans le langage de la photo numérique sont liés à la notion de pixels.

La résolution d'une image est le nombre de pixels contenus dans l'image par unité de longueur. Elle s'exprime le plus souvent en ppp (point par pouces) ou en dpi (dots par inch), parfois en point par cm.

La résolution définit la netteté et la qualité d'une image ; Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus votre image est précise dans les détails.[5]

$$1 \text{ pouce (ou inch)} = 2,54 \text{ cm} \dots\dots\dots(I.1)$$

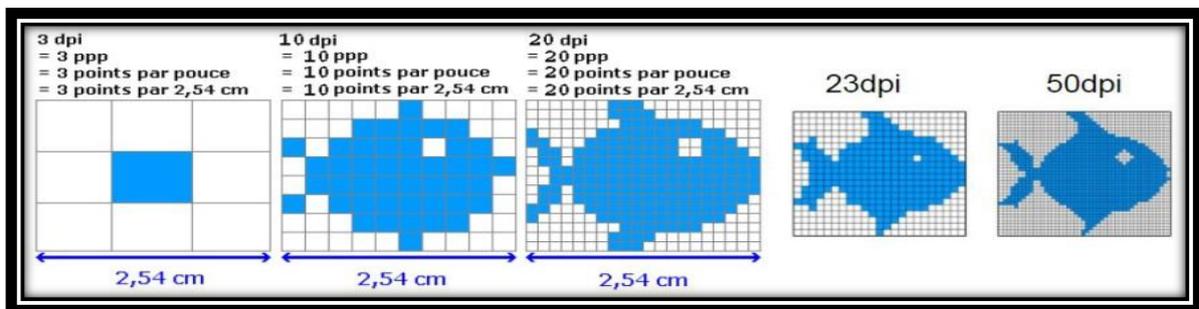


Figure I-3 : La résolution d'une image.

I.2.2.4 L'histogramme d'une image

L'histogramme peut être considéré comme une densité de probabilité des niveaux de gris de l'image. Pour le calcul d'un histogramme, on donne un nombre de niveaux de quantification et pour chaque niveau on compte le nombre de pixels de l'image correspondant à ce niveau.

L'histogramme permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image, ou ce qu'on appelle « La dynamique de l'image ». Il permet de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris dans le cas d'une image trop claire ou trop foncée. [4]

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite). [6]

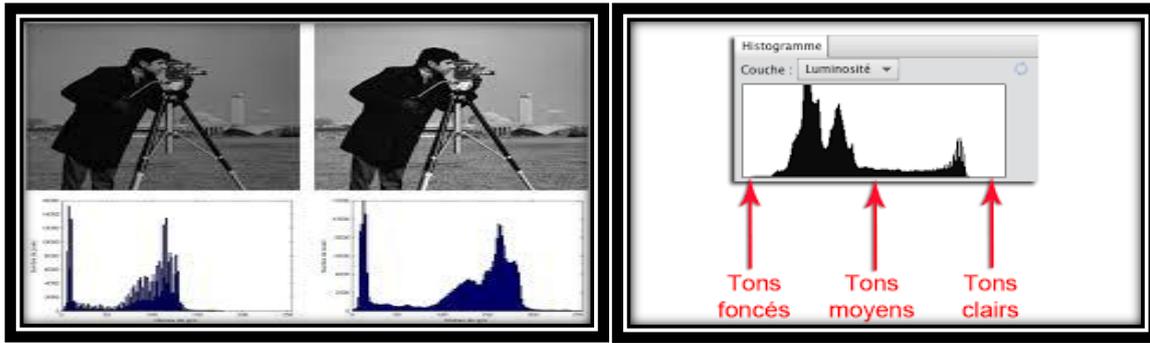


Figure I-4 : La forme d'histogramme.

I.2.2.5 La luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet.

Une bonne luminance se caractérise par :

- ✓ Des images lumineuses (brillantes).
- ✓ Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- ✓ L'absence de parasites. [2]



Figure I-5: Le réglage de luminance d'image.

I.2.2.6 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport : [2]

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \dots\dots\dots(I-2)$$



Figure I-6: Le contracte d'image.

I.2.2.7 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.[2]

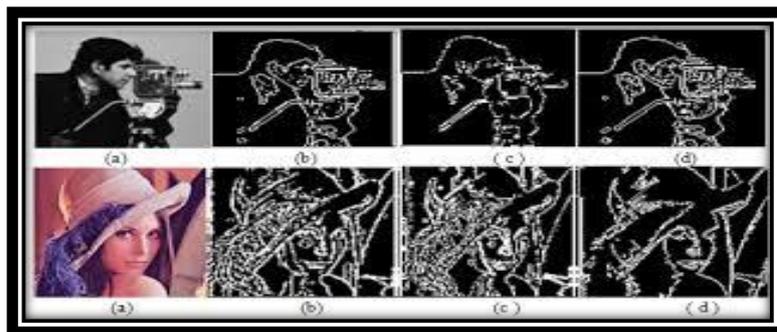


Figure I-7: Les contours d'une image.

I.2.3 La chaîne de traitement d'image

Le processus de traitement d'image se décompose en plusieurs étapes :

I.2.3.1 Acquisition d'une scène (image)

Permet de discrétiser l'image réelle afin d'être traitée par l'ordinateur.

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. [3]

Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales:

- Les caméras numériques et les scanners.

- Ensemble des opérations ayant pour but d'identifier et de situer un objectif en vue de faire connaître sa position à un organe de tir chargé de le détruire ou de le neutraliser.[2]

I.2.3.2 Prétraitement

Permet d'améliorer la qualité de l'image acquise. L'objectif de cette étape consiste à sélectionner dans l'espace de représentation l'information pertinente pour l'application. Cette sélection passe souvent par:

I.2.3.2 1. L'élimination du bruit

Il se manifeste par la présence d'informations résiduelles qui perturbent les données de la forme. Dans le cas des images, parmi les méthodes de la suppression de bruit les plus courantes, nous trouvons le seuillage et le lissage:

I.2.3.2 1.1 Seuillage

C'est un traitement ponctuel qui agit sur les pixels indépendants, il consiste à choisir des intervalles de niveaux de gris qui correspondent à des régions d'intérêt dans la scène à étudier. Nous obtenons une image à deux niveaux de gris où l'information est plus réduite. [7]

I.2.3.2 1.2 Lissage

C'est un traitement local qui définit une nouvelle valeur de pixel en examinant son voisinage.

I.2.3.2 2. Correction des erreurs

Il est fortement lié aux types d'erreurs et de formes considérées.

I.2.3.2.3. Homogénéisation des données

Cette opération consiste à débarrasser de la forme les informations redondantes, superflues, et inutiles pour l'application.

I.2.3.2.4 Normalisation des données

Elle consiste à éliminer les différences de normes des formes pour pouvoir ranger dans la même classe deux objectifs identiques mais de tailles différentes.

I.2.3.2.5 Réduction des données

Consiste à réduire la taille des données produites par un capteur pour ne conserver que celles utiles à la reconnaissance. [8]

I.3 La segmentation d'images

La segmentation d'image est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique .c'est une étape essentielle en traitement d'image dans la mesure où elle conditionne l'interprétation qui va être faite sur ces images [9].

C'est l'un des problèmes phares du traitement d'images. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes .L'intérêt de ces régions est de pouvoir être manipulées ensuite via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position, de taille...etc. [10].

À ce jour, il existe des nombreuses méthodes de segmentation qui sont pratiquement sensibles au bruit. Il est donc nécessaire de filtrer le bruit. Parmi les approches de segmentation les plus connues, on peut citer : [2]

- La segmentation basée sur les régions.
- La segmentation basée sur les contours
- La Segmentation Hybride.

I.3.1 Définition formelle de la segmentation

Formellement, la segmentation d'une image A en régions R_i , $i = 1 \dots n$, est définie par les propriétés suivantes :[2]

1. $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$(I.3).
2. $R_i \cap R_j = \emptyset ; \forall i \text{ et } j \text{ telle que } i \neq j$(I.4).
3. $P(R_i) = \text{vrai}; \forall i \in \{1, 2, 3 \dots \dots \dots, n\}$(I.5).
4. $P(R_i R_j) = \text{faux}; \forall i \text{ et } j \text{ telle que } i \neq j$(I.6).
5. R_i est un composant connexe ; $\forall i \in \{1, 2, \dots \dots \dots, n\}$(I.7).

- P est un prédicat d'homogénéité.
- La première condition indique que l'union des régions nous ramène à l'image de départ.
- La deuxième indique que deux régions différentes sont disjointes.
- La troisième exprime que les pixels appartenant à une région doivent satisfaire le critère d'homogénéité.
- La quatrième exprime le critère d'homogénéité pour la segmentation en régions disjointes.

I.3.2 L'objectif de la segmentation d'images

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- Localiser de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.[11]

I.3.3 Le choix d'une technique de segmentation

Le choix est lié à :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture...etc.)
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance de formes, mesures...etc.)
- Aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc.).
- Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire... etc.). [11]

I.3.4 Méthodes de segmentation

I.3.4.1 Classification des pixels

Ce type de méthode prend en considération uniquement les valeurs de niveaux de gris d'un point pour décider son appartenance à un objet ou pas. Pour pouvoir le faire, nous devons trouver le domaine de niveaux de gris qui caractérisent l'objet à segmenter. Pour cela, une analyse de l'image et de son histogramme est nécessaire avant de faire le choix en ce qui concerne l'intervalle. Puis, une simple opération de seuillage utilisant les bornes de l'intervalle comme seuils est à effectuer. [12]

I.3.4.2.Segmentation par détection de contour

Elle a pour but la détection de discontinuités présentes dans une image, c'est-à-dire les frontières qui existent entre les régions homogènes. Pour cela on effectue des dérivations, car les contours se coïncident avec les points forts du gradient (première dérivée) ou nuls de la dérivée seconde. Nous appellerons :

- Points de contour : tous points appartenant à la frontière d'une région.
- Contour d'une région : la courbe fermée telle que tous les pixels de la région se trouvent dans un même coté de cette courbe [12].

I.3.4.3 Segmentation par région

Il est très difficile de mettre au point un algorithme de segmentation qui fonctionne correctement dans toutes les situations comme le fait aussi bien le système visuel humain. Nous allons dans ce qui suit exposer quelques techniques de détection des zones homogènes de l'image. [12]

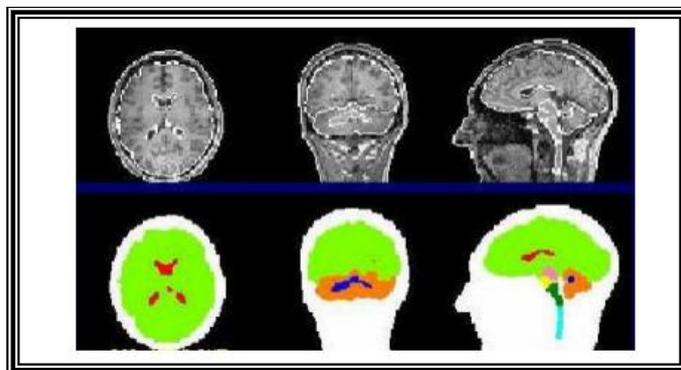


Figure I-8:La segmentation par région.

- Seuillage

Il s'agit d'utiliser l'histogramme de l'image dans le but de partitionner l'image en une ou plusieurs partitions (objets). Chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. Ceci est réalisé en associant à chaque pic de l'histogramme une classe, le cas où la segmentation donne seulement deux classes est appelé Binarisation. La Binarisation transforme l'image d'entrée en une image binaire c'est-à-dire que les pixels sont soit noir soit blanc. La difficulté majeure de cette transformation est de trouver le bon seuil [12].



Figure I-9: Le seuillage d'une image.

- Segmentation par agrégation de pixels

Au départ, la méthode considère chaque pixel comme étant une région, et de regrouper ces régions ensuite selon un double critère: la similarité de niveaux de gris et la connexité. Le critère de similarité peut être par exemple: la variance des niveaux de gris de la région R (et qui doit être inférieure à un certain seuil). L'idée de cet algorithme est de faire croître un pixel tant que les éléments de voisinage vérifient le critère de similarité, sinon on passe à un nouveau pixel et on itère le processus. [12]

- Segmentation par division

Contrairement à la précédente, celle-ci suppose au départ que tous les pixels forment la même région. Si la région n'est pas homogène (au sens du critère de similarité) on la divise en plusieurs sous-régions (généralement quatre) et on réapplique l'algorithme, sinon le processus se termine. On peut rajouter à ceci un critère d'arrêt sur la taille des régions. [12]

- Segmentation par division-fusion (Split and Merge)

Cette méthode passe par deux étapes :

-Split : Elle divise l'image en régions (la méthode précédente) et constitue enfin un quad-tree et du quel on va déduire un graphe d'adjacence entre les régions (qui sont les feuilles de l'arbre).

-Merge : Elle rassemble les feuilles du quad-tree qui sont voisines (dans le graphe d'adjacence) et similaires (respectant le critère d'homogénéité) pour avoir de nouvelles régions. [12]

I.4 Les différentes techniques de segmentation

I.4.1 Binarisation

Segmenter une image en couleurs peut être extrêmement coûteux. Traiter une image en couleurs de taille moyenne revient à caractériser quelques 500 000 points (800×600), et trouver la classe (ou le type) d'un point nécessite bien souvent la prise en compte de nombreux facteurs (l'histogramme, la couleur. . .).

Afin de simplifier les traitements, de nombreuses recherches se sont orientées vers la Binarisation de l'image.

Binariser une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet. D'où le paradoxe suivant : accélérer la segmentation d'une image nécessite une segmentation ! Cependant, segmenter une image en deux classes est beaucoup plus simple que de la segmenter en un nombre inconnu (et minimal) de classes. De plus, puisqu'il n'existe que deux classes, il est plus simple de caractériser les classes. Enfin, binariser une image permet aussi de compresser les documents de manière plus importante. Nous allons voir dans ce chapitre différentes techniques permettant de binariser une image. [13]

I.4.1.1 Seuillage global

Le principe du seuillage global est d'utiliser une valeur seuil à partir de laquelle on peut choisir à quelle classe le pixel appartient.

Cependant, cette technique pose beaucoup de problème. Le premier est de définir le seuil. La grande majorité des techniques utilisent l'histogramme des niveaux de gris pour choisir le seuil à appliquer. Dans le cadre bayésien, un histogramme peut être vu comme étant la somme des lois de probabilités des différentes classes de l'image. Le bruit étant souvent supposé gaussien, il affecte la probabilité d'observer une classe en étalant sa loi de probabilité initiale, plus ou moins fortement suivant le bruit. En faisant l'hypothèse qu'il existe seulement deux classes générant des lois de probabilités, il faut choisir un seuil où le recouvrement des deux lois est minimal, Cependant, à cause du bruit, il n'est pas toujours facile de détecter les deux lois de probabilités. Wu et al. Proposent alors de filtrer l'image avec un filtre passe-bas. Ils expliquent que le bruit sur le fond produit plus de hautes fréquences que le texte. Cela permet bien souvent de séparer les deux modes de l'histogramme, et donc facilite le choix du seuil. Mais cette solution ne permet pas de trouver un seuil global (puisque'il n'existe pas, dans le cas d'une mauvaise illumination du document, ou dans le cas où le texte passerait de noir sur fond blanc à blanc sur fond noir. Pour pallier à ces problèmes, il faut trouver des techniques permettant d'adapter localement le niveau du seuil. [13]

I.4.1.2 Seuillage local

Le principe du seuillage local est d'utiliser une étude localisée autour du pixel pour déterminer quel seuil utiliser. Pour réaliser cette étude locale, les techniques utilisent une fenêtre d'étude centrée sur le pixel à étudier. Cette fenêtre peut avoir différentes tailles, souvent en fonction de la taille moyenne du texte dans le document. Le premier qui a proposé une technique donnant de bons résultats fut Bernsen en 1986 et Niblack proposa une méthode similaire sur le principe en même année, le premier utilise Un filtre est très sensible au bruit du fond. À cause de la prise en compte du maximum et du minimum uniquement, dans le cas où la fenêtre est uniquement sur du fond, le bruit sera interprété comme objet, car le seuil sera bas. [13]

I.4.2 Segmentation ascendante

La catégorie des algorithmes de segmentation ascendante est caractérisée par le fait que l'analyse part de composants de bas niveau (comme les pixels) pour essayer de les fusionner en utilisant des heuristiques. Il existe de nombreuses variantes, certaines se focalisant sur la caractérisation des composants de bas niveaux, tandis que d'autres cherchent à bien modéliser les règles de fusion des régions. La grande majorité des techniques utilisent la notion de composantes connexes. Ce sont des composants de bas niveau ayant les mêmes propriétés (comme un même niveau de gris) et qui sont liés spatialement. Il existe plusieurs définitions de cette notion de « relation spatiale » comme la 4-connexité ou la 8-connexité. La première méthode étudiée est encore très utilisée car relativement simple à mettre en œuvre. [13]

I.4.3 Segmentation descendante

La famille de techniques de segmentation descendante essaie d'avoir une approche globale pour affiner les régions. Apparu légèrement après les méthodes ascendantes, elles ne connurent pas un grand développement malgré les très bonnes performances obtenues. La plus connue d'entre elles est certainement la méthode X-Y Cut, présenté par Nagy et Seth en 1984. Mais avant cette technique, une approche qui a donné de bons résultats mais surtout influencé les approches qui suivirent fut proposé.[13]

I.4.4 .Segmentation par texture

Le plus souvent utilisé pour ajouter de l'information aux techniques ascendantes, l'approche par segmentation sur la texture regroupe beaucoup de techniques différentes. Le but de ces approches est de trouver les caractéristiques de texture qui sont propres au texte. De nombreux filtres sont alors utilisés pour transformer l'image en une représentation mettant en avant ces caractéristiques. [13]

I.5 Différentes techniques d'imagerie médicale

Les différentes modalités d'imagerie biomédicale sont ainsi toutes basées sur l'utilisation de rayons électromagnétiques pour obtenir les informations désirées, sans effectuer de prélèvements sur l'organisme. Ces techniques utilisent des rayonnements répartis sur l'ensemble du spectre électromagnétique : des rayons gamma dans le cas de l'imagerie nucléaire pour les rayonnements les plus énergétiques, aux ultrasons lors des échographies, en passant par les rayons X, et enfin les ondes radio dans le cas des IRM [14].

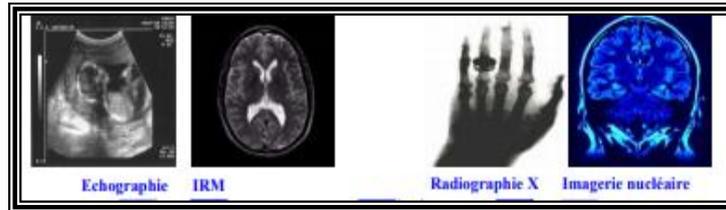


Figure I -10 : Les modalités d'imagerie en fonction des ondes utilisées.

I.5. 1. Les Rayons X

La radiographie par rayons X est la plus ancienne technique d'imagerie médicale. En effet, dès 1895 W.C. Röntgen, physicien allemand découvreur des rayons X, réalise la première radiographie de la main de sa femme. Cette technique s'est depuis largement développée et couramment utilisée. En plus de la radiographie « classique », le développement de capteurs à rayons X à base de semi-conducteurs et l'avènement de l'informatique dans les années 1970 ont permis l'apparition de la tomodensitométrie, plus couramment appelée scanner. Les scanners permettent, après reconstruction, de réaliser des vues en coupe ou des vues en trois dimensions. [14,15]



Figure I-11 : La radiographie de la main de la femme de Röntgen.

I.5.1.1 La radiologie conventionnelle

La radiologie conventionnelle réalise une image en projection du corps humain par transillumination un faisceau de rayons X, émis par collision d'un faisceau d'électrons avec une cible matérielle, est envoyé sur le patient, et recueilli de l'autre côté sur une surface sensible au rayonnement X: plaque photographique, combinaison d'un écran fluorescent et d'un amplificateur de brillance ou d'une émulsion photographique. Une grille en plomb ou en acier permet de limiter les effets du rayonnement diffusé sur l'image radiographique. Cette grille est composée de lamelles arrangées en peigne, la hauteur et la distance des lamelles définissant le pouvoir anti diffusant de la grille. Elle est utilisée, en pratique, lorsque l'épaisseur des tissus dépasse 10 cm. [15,16]

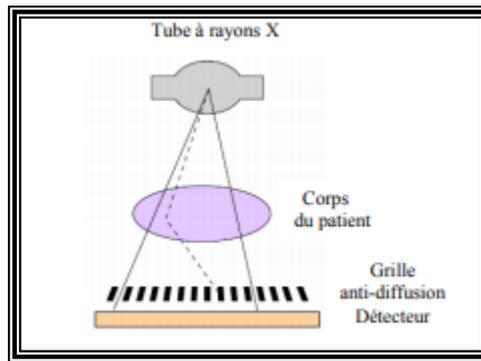


Figure I-12 : Le principe de la radiographie conventionnelle.

L'image obtenue en radiologie conventionnelle est une projection intégrée sur toute l'épaisseur du patient. (Figure I-13-a) Cette méthode ne permet donc pas de faire de l'imagerie en trois dimensions. De plus les zones entourées de tissus denses (os notamment) ne sont pas visibles. Les mammographies sont un exemple un peu particulier mais très répandu de radiographie conventionnelle: le sein est légèrement comprimé entre deux plaques, le tube à rayons X étant situé d'un côté et le détecteur de l'autre. La figure (I-13-b) présente un exemple de mammographie: on y voit une tumeur dont les tissus sont plus denses que l'environnement.

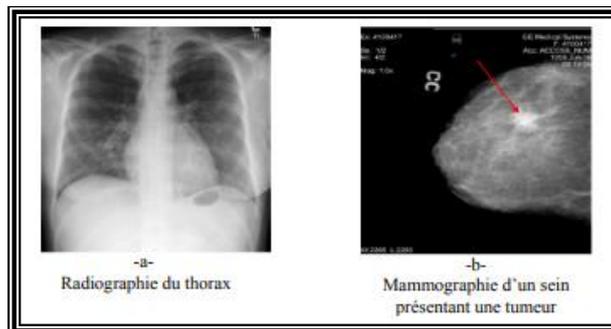


Figure I-13 : Les exemples de radiographie conventionnelle.

Les tissus tumoraux sont plus denses que les tissus sains et apparaissent nettement aux rayons X.

I.5.2 Le scanner X

Depuis les années 1970 s'est développé un autre outil utilisant les rayons X: le scanner à rayons X, encore appelé scanographe, scanner X, tomodensitomètre (CT: Computerized Tomography). Le premier prototype industriel a été présenté en 1972 par G.N. Hounsfield (Prix Nobel 1979) au Congrès Annuel du British Institute of Radiology. [17]

Il pallie le principal défaut de la radiographie conventionnelle, qui ne permet pas de faire de l'imagerie en trois dimensions. Le scanner X réalise au contraire de fines sections en deux dimensions (2D), d'épaisseur typique 1 mm. Pour cela, un fin pinceau de rayons X, issu d'une source collimatée,

balaye le corps du patient et réalise une première image en 2D .Le même processus est répété après que le système a été tourné, pour obtenir un nouvel angle de projection .En partant des données mesurées en projection, des algorithmes de reconstruction permettent de calculer les valeurs du coefficient d'atténuation en chaque point de la section. Quatre générations de scanners X se sont succédé avec des géométries sources-détecteurs différentes, réduisant progressivement les temps d'acquisition. Actuellement, les appareils de cinquième génération acquièrent une image 2D en quelques millisecondes seulement, permettant une véritable imagerie temps réel, et les scanographe à acquisition hélicoïdale rapide réalisent des images en trois dimensions. [18]

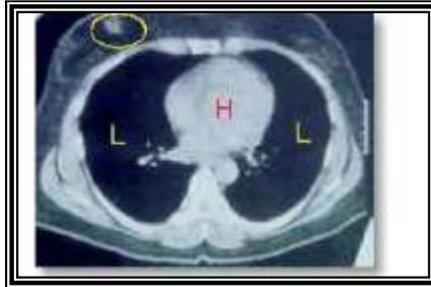


Figure I-14 : L'image du thorax avec scanner.

Les poumons (L) apparaissent en noir et le cœur (H) en blanc au centre. Une tumeur dans le sein droit est entourée par un trait clair.

I.5.1.3 Avantages et inconvénients

Les rayons X sont une modalité d'imagerie structurelle rapide et efficace offrant une résolution de quelques dizaines de micromètres sans limite de profondeur. Cependant, si cette technique offre un excellent contraste entre les os et les tissus mous, le contraste entre les différents tissus mous est faible et rend par exemple difficile la localisation de tumeurs au sein de ces tissus. De plus, les rayons X sont des rayonnements ionisants et à ce titre, leur utilisation doit s'effectuer avec toutes les mesures de protection adéquates [14].

I.5.2 L'échographie

L'échographie est une technique sensible aux propriétés mécaniques des tissus (densité, élasticité), qui présente l'avantage d'être complètement inoffensive aux doses employées [19,20]. Une impulsion acoustique constituée de quelques périodes, d'une durée de l'ordre de la microseconde, est envoyée dans le corps humain. Cette impulsion traverse le corps et est en partie réfléchi par les interfaces entre des tissus d'impédances différentes, et rétrodiffusée par les structures plus petites que la longueur d'onde acoustique qu'elle rencontre. Les faibles différences d'impédance entre les différents tissus rencontrés (eau, muscle, graisse, tissus mous, rein, foie, etc...) permettent à la majeure partie de l'onde d'être transmise aux interfaces. La faible partie de l'onde qui est réfléchi, l'écho, est enregistrée par le même

transducteur qui a servi d'émetteur. Les systèmes actuels ont des dynamiques supérieures à 100 dB permettant de recueillir des échos de très faibles amplitudes. [14]

L'élément essentiel d'un système échographique est le transducteur, qui agit à la fois comme émetteur et comme récepteur des signaux acoustiques. Il transforme un signal électrique en onde acoustique et vice-versa. Un transducteur ultrasonore est constitué d'un ou plusieurs transmetteurs piézo-électriques, que l'on met en contact avec le corps humain, à travers un gel de couplage qui assure une bonne adaptation d'impédance acoustique. En jouant sur les retards à l'excitation des anneaux piézo-électriques, on donne au front d'onde une forme concave, et on réalise ainsi une focalisation électronique. Actuellement, les sondes utilisées sont des barrettes comptant une centaine d'éléments piézo-électriques de petites dimensions, placés côte à côte sur une longueur de 5 à 15 cm. Le balayage est réalisé par une translation de l'ouverture, élément par élément, après chaque exploration d'une ligne du plan de coupe, de sorte que l'espace entre deux lignes ultrasonores est de l'ordre du millimètre. La focalisation est assurée de manière mécanique perpendiculairement au plan de coupe, et de manière électronique à l'émission et à la réception, dans le plan de l'image [14].

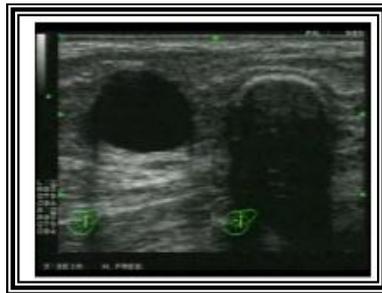


Figure I-15 : L'échographie de kystes dans le sein.

I.5.2.1 Avantages et inconvénients

Les ultrasons ne sont pas dangereux, c'est pourquoi cette modalité d'imagerie est particulièrement employée pour imager les fœtus. Cette technique est de plus rapide, peu coûteuse et peu encombrante. La résolution peut être très précise, mais elle diminue rapidement lors de l'observation de zones profondes, et les os ne laissent pas passer les ondes ultrasonores. Enfin, cette méthode est opérateur-dépendante et nécessite un contact entre le patient et le dispositif. [14]

I.5.3 Imagerie par Résonance Magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technologie récente, particulièrement adaptée à la visualisation des tissus mous. La première image obtenue par résonance magnétique nucléaire, ou IRM, a été obtenue en 1973 par Lauterbourg à la suite des travaux de Bloch et Purcell sur la résonance magnétique nucléaire (RMN). Très schématiquement nous pouvons dire que le principe consiste à mesurer l'aimantation nucléaire des tissus biologiques et à reconstruire une image à partir de ces

aimantations. Les tissus biologiques peuvent contenir certains isotopes comme le H1, C13, P31...etc. L'aspect de la résonance protonique est justifié par la grande abondance du proton dans les milieux biologiques et sa grande spécificité. [21,22]

Cette technique d'imagerie repose généralement sur l'interaction des protons du corps humain avec un champ magnétique.

Pour passer de la RMN à l'IRM proprement dite, c'est à dire à l'imagerie, il faut pouvoir localiser la provenance des signaux. Pour cela, on utilise différentes techniques (gradient spatial du champ magnétique, gradient de phase) qui permettent de coder, en fréquence ou en phase, la zone d'où provient le signal. [23,24]

I.5.3.1 Avantages et inconvénients

L'IRM est une technique non dangereuse puisque, contrairement aux rayons X, elle ne se base pas sur l'utilisation de rayonnements ionisants. Elle offre un excellent contraste au niveau des tissus mous, bien meilleur que celui obtenu par tomodensitométrie. Elle s'applique à de nombreux domaines médicaux: essentiellement l'imagerie du cerveau (voir Fig. I-16), de la moelle épinière, des os et des articulations, mais également en cardiologie, imagerie du foie, de l'abdomen, des reins, artériographie.

Son inconvénient majeur est le coût très élevé, ainsi que les équipements encombrants qu'elle nécessite (entre 10 et 30 tonnes pour un appareil "corps entier"). Par ailleurs, l'examen en lui-même est assez contraignant pour le patient qui doit rester immobile et enfermé pendant plusieurs dizaines de minutes. Cependant, à condition que le patient ne possède pas d'implants métalliques, le champ magnétique et les ondes radiofréquences appliqués sont inoffensifs. [23]

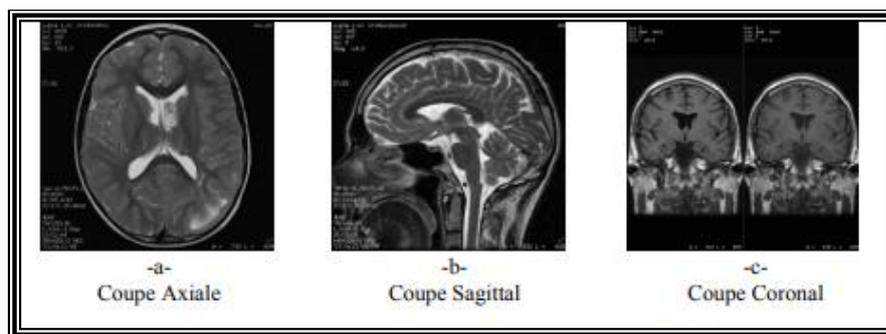


Figure I-16 : IRM du cerveau.

I-6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les notions de bases sur les images et leur traitement, en particulier la segmentation d'image qui représente l'objectif de ce travail, nous avons donné un aperçu sur les modalités d'imagerie médicale.

Chapitre II: Les contours actifs et ses méthodes

II.1 Introduction

Les contours actifs tirent leur origine des modèles élastiques, mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos, qui introduisirent les Snakes ou courbes minimisantes. Les snakes tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents.

L'approche est variationnelle, c'est à- dire que l'équation d'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant l'objet d'intérêt. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images.

II.2 La segmentation basée contour

Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour ont pour objectif de trouver les lieux d'une forte variation du niveau de gris .Un contour est défini comme le lieu de cette variation.

La détection de contours peut être précédée par une phase de prétraitement qui permet de réduire le bruit et de renforcer le contour mais ce prétraitement risque par contre d'adoucir, voir de faire disparaître certains bords ou de faire apparaître des artefacts inutiles. Les développements théoriques sont étudiés dans le domaine continu puis discrétisés pour la programmation. Dans le domaine continu les approches dérivatives sont les plus intuitives pour détecter les variations d'amplitude. Une dérivation du premier ordre présentera un maximum pour le contour, une dérivée seconde présentera un passage par zéro comme sur l'exemple du signal monodimensionnel présenté sur la figure II-1, l'identification d'une transition peut être obtenue par seuillage de la norme du gradient [25].

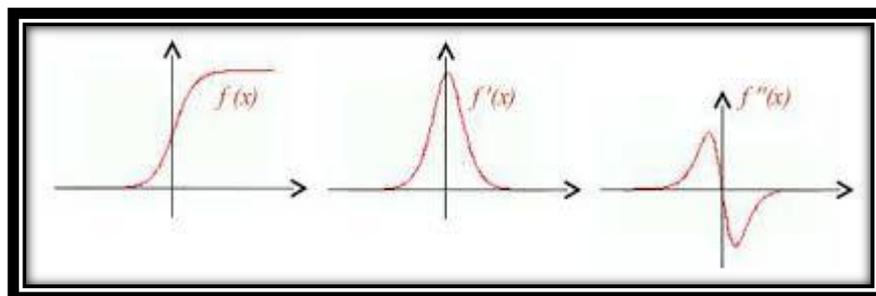


Figure II-1 : Détection de contours.

Les contours actifs et ses méthodes

II.3 Définition de contour actif

Les contours actifs sont définis par une courbe paramétrique pouvant être fermée ou non. Un snake consiste à placer aux alentours de la forme à détecter une ligne initiale de contour. Cette ligne va se déformer progressivement selon l'action de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme.

Un modèle de contour actif est formé d'un enchainement de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. La courbe qui peut être fermée, est placée dans la zone d'intérêt de l'image ou autour d'un objet. Plusieurs équations décrivent son évolution : la courbe se déplace et épouse lentement les contours des objets en fonction de divers paramètres comme l'élasticité, la tolérance au bruit...etc. Cette force est basée sur la notion d'énergie interne et externe, le but étant de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe. Des contraintes permettent de conserver une courbe lisse avec des points équidistants tout en laissant un certain champ libre pour les déformations. [26]

Ces forces sont représentées par trois énergies associées au snake :

- Une énergie propre.
- Une énergie potentielle.
- Une énergie de contexte. [6]

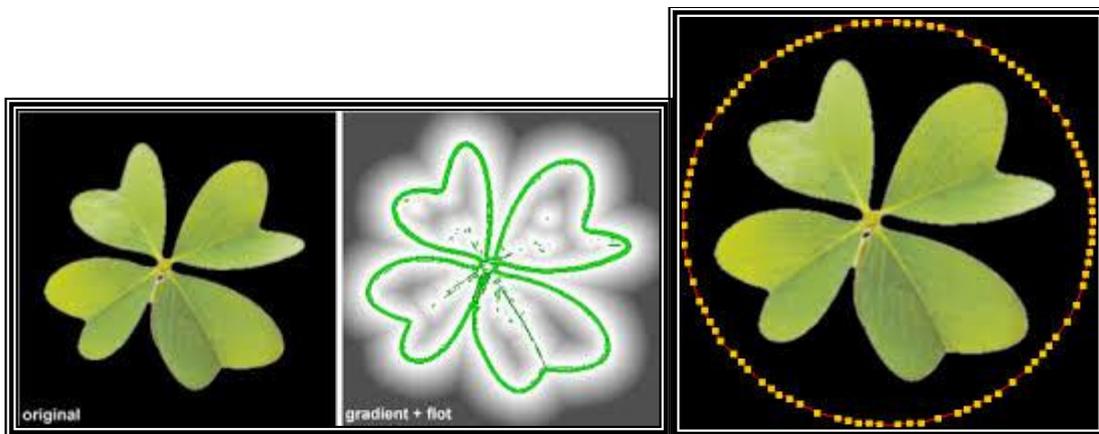


Figure II-2: Le contour actif et ses points.

II.4 Présentation des contours actifs

La méthode de contours actifs est une méthode semi-interactive qui consiste à positionner dans l'image, plus précisément au voisinage de la forme à détecter, un contour initial qui subira une déformation sous l'effet de plusieurs forces telle que :

- $E_{interne}$ Une énergie interne permettant de régulariser le contour Une énergie potentielle.
- E_{image} Reliée à l'image.

Les contours actifs et ses méthodes

- $E_{externe}$ Une énergie externe reliée aux contraintes particulières que l'on peut ajouter. Ces énergies vont permettre au contour actif d'évoluer pour prospecter la position d'énergie minimale qui sera ainsi un arrangement entre les diverses contraintes du problème.

Le contour représenté comme un modèle élastique déformable contrôlé par une contrainte de continuité dont les mouvements de glissement se produisant lors de la déformation dénommé contrainte de Snak (ou serpent). [6]

II.5 Les énergies de déformation des contours actifs

L'énergie à minimiser dans un modèle de contour actif est traditionnellement calculé l'énergie totale de la courbe, notre *snak*, avec l'intégrale suivante :

$$E_{snak} = \int_0^1 (E_{interne} V(s) + E_{externe} V(s) + E_{contexte} V(s)) ds \dots \dots \dots (II.1).$$

Où s varie de 0 à 1, parcourant tout le périmètre de la courbe, $v(s)$ représente les paramètres de la courbe selon x et y :

$$V(s) = (x(s), y(s)) \dots \dots \dots (II.2).$$

- $E_{interne}$: énergie interne représente les propriétés physiques intrinsèques du contour provenant de la douceur et la continuité.
- $E_{externe}$: énergie externe prennent en compte les caractéristiques des images traitées.
- $E_{contexte}$: énergie externe provenant d'informations de haut niveau sur l'image ou des contraintes ajoutées par l'utilisateur. [6]

II.5.1 L'énergie externe

L'énergie externe sert à introduire, par l'intermédiaire de l'utilisateur, des informations de haut niveau. Ceci se traduit par la présence de forces de répulsions en certains points de la courbe ou par la présence de forces d'élasticité simulant l'allongement d'un ressort entre deux points de la courbe. Les informations de haut niveau peuvent être associées à la présence de frontières préalablement détectées (contraintes) ou de points de contrôles (points de passage obligés). [4]

II.5.2 L'énergie de Gradient

L'énergie de Gradient est la deuxième énergie du contour actif qui dépende de l'image. Cette énergie externe est d'une importance première pour la détection du contour. En effet, un contour est généralement caractérisé par une forte différence entre les valeurs de plusieurs pixels. Ainsi, le gradient montrera les fortes différences, les contours de l'image. En mathématique, le gradient d'une fonction spatiale (trois dimensions au minimum) représente simplement la dérivée de celle-ci suivant toutes les directions du plan (O,i,j) . [6]

Les contours actifs et ses méthodes

$$\overrightarrow{\text{Grad}}(f(x, y)) = \frac{\partial f}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial f}{\partial y} \vec{j} \dots \dots \dots (II.3).$$

II.5.3 L'énergie d'Intensité (Externe)

L'énergie d'Intensité fait partie des énergies externes. Cette énergie représente simplement la valeur du pixel (sur un octet, donc de 0 à 255) de l'image transformée en niveaux de gris.[6]

II.5.4 L'énergie d'image

L'énergie de l'image $E_{img}(c)$ fait intervenir les caractéristiques de l'image que l'on cherche à mettre en valeur. L'énergie de l'image caractérise donc les éléments vers lesquels on veut attirer le snak sur l'image, il s'agit de détecter des contours, on s'intéresse donc aux lignes de fort gradient.

$$E_{img}(c) = -\overrightarrow{\text{Gradient}}(\vec{i}) = -\int_a^b (\vec{\nabla} * I(V(s)) * |\vec{\nabla}|)^2 ds \dots \dots \dots (II.4)$$

$\nabla * I(V(S))$: représente le gradient de l'image au voisinage de la courbe V(S).

Un minimum d'énergie sera atteint si la courbe passe par les points de gradient maximal de l'image.

Le signe négatif indique que les gradients les plus grands minimisent l'énergie et attirent le snak.[4]

II.5.5 L'énergie interne (potentielle)

L'énergie interne sert à maintenir une certaine topologie cohérente du contour, en empêchant des nœuds individuels sur le contour de se balader trop loin de leurs nœuds voisins. Le but est de limiter l'influence des effets externes sur la déformation du contour [2].

Cette énergie est dite interne. Elle caractérise les propriétés physiques du contour [4].

$$E_{int}(V(s)) = \alpha(s) \cdot |Vs(s)|^2 + \beta(s) \cdot |vss(s)|^2 \dots \dots \dots (II.5)$$

$$|Vs(s)|^2 = \left(\frac{dx(s)}{ds}\right)^2 + \left(\frac{dy(s)}{ds}\right)^2 \dots \dots \dots (II.6)$$

$Vs(s)$: La dérivée première de V(s) par rapport à s.

$Vss(s)$: La dérivée seconde de V(s) par rapport à s.

$\alpha(s)$: L'élasticité du contour.

$\beta(s)$: La rigidité du contour.

Dans l'équation II. 6 : Le premier terme est contrôlé par $\alpha(s)$ qui représente l'élasticité de contour. Le second terme est contrôlé par $\beta(s)$ qui représente la rigidité des contours. Le choix des paramètres α et β impose les caractéristiques de déformation du contour. Par exemple dans le cas d'un contour où il n'y a pas de forces externes avec $\alpha(s) > 0$, le contour tente de former un cercle et il tend vers un point (cercle de rayon nul) avec le temps; en plus, une valeur positive de par $\beta(s) > 0$ empêche le contour d'avoir des discontinuités locales, il ne peut pas former des coins aigus [4].

II .5.6 Énergie de contexte

L'énergie de contexte, parfois appelé 'Energie de contrainte' permet d'introduire des connaissances à priori sur ce que nous cherchons. Entre autres, nous introduisons l'énergie ballon introduite par Laurent D.Cohen. La minimisation de l'énergie implique une minimisation de distance. [6]

II.5.7 L'énergie de Ballon

Est l'énergie qui décide du sens de propagation du contour actif. La force ballon va tendre à gonfler le contour actif ou accélérer sa rétraction selon le signe de la force introduite. De plus, cette force va permettre de dépasser les contours présentant un faible gradient et ainsi de sortir du bruit pour attendre une frontière plus fortement marquée. Un coefficient d'énergie de ballon positif va concentrer le snake, alors qu'un coefficient négatif va rendre le snake expansif. C'est à partir de ces différentes énergies et de leur combinaison que l'on peut définir un problème dont la solution est le contour recherché. La mise en œuvre d'une telle approche a donné lieu à de nombreuses implémentations. Parmi ces implémentations les plus utilisées, on trouve l'algorithme de *Greedy* proposé par Williams et Shah et Kass et al. [6].

II.6 Le principe de fonctionnement des contours actifs

Un contour actif est une courbe définie dans l'image qui est capable de se mouvoir sous l'influence de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme. Un snake consiste à placer aux alentours de l'objet à détecter une ligne initiale de contour, l'évolution se fait à travers un processus itératif qui déforme la courbe à chaque itération jusqu'à sa position finale. [2]

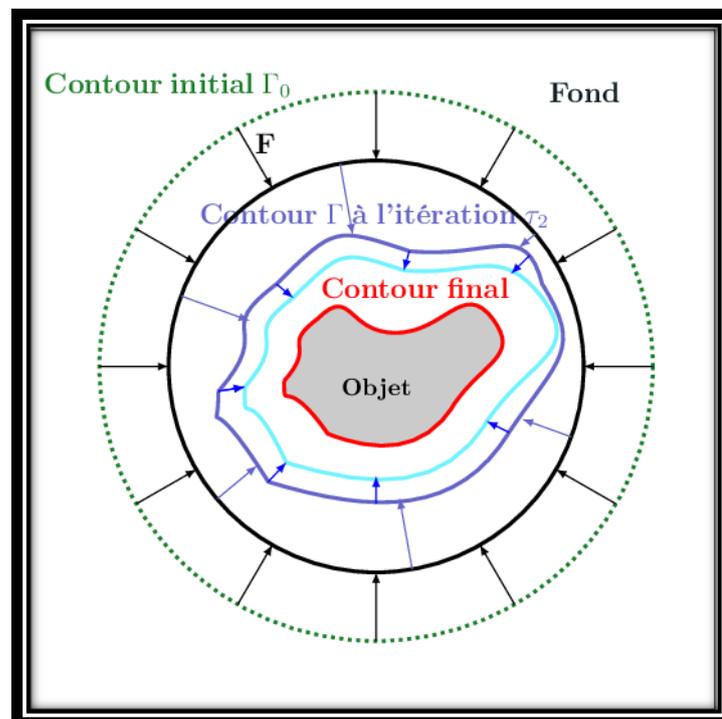


Figure II-3 :Le principe de fonctionnement des contours actifs.

II.6.1 L'algorithme du contour actif

L'algorithme si dessous montre le fonctionnement de l'équation de Snak

Faire

Pour tous les points du Snake

Pour tous les points du voisinage

Calculer les énergies

Fin pour

Pour tous les points du voisinage

Normalisation

Fin pour

Minimiser pour obtenir le nouveau point

Fin pour

Jusqu'au critère d'arrêt

Cet algorithme est appliqué sur des images à niveau de gris et qui se résume dans l'organigramme présenté sur la figure

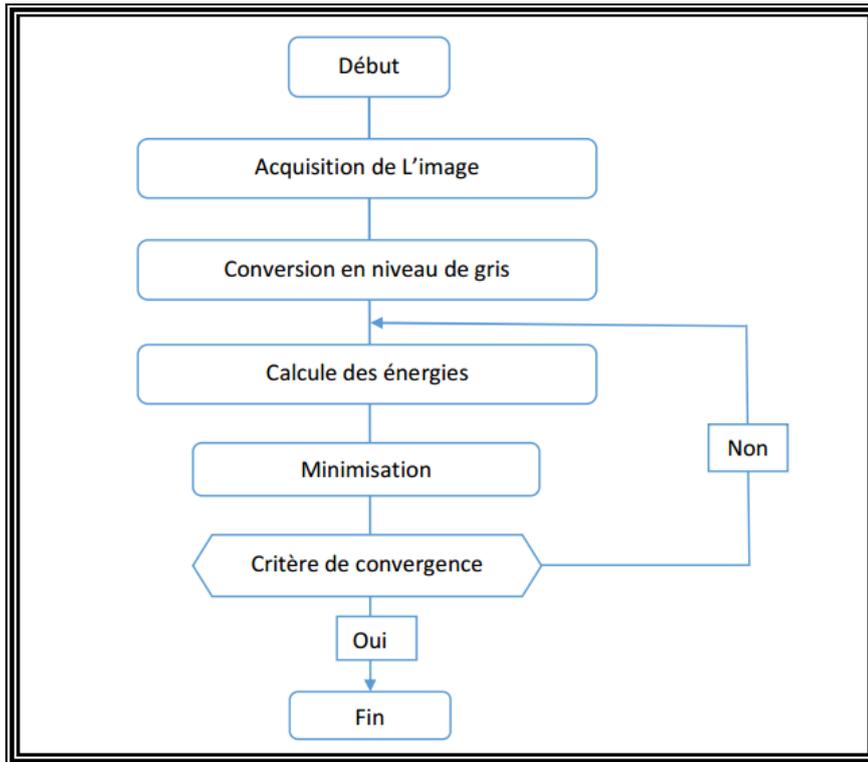


Figure II-4 : L'Organigramme de la méthode de contour actif.

II. 7 L'approche générale de l'extraction de contour

pour extraire un contour en utilise ces méthodes

II.7.1 un lissage de l'image

On utilise le lissage pour :

- Réduire le bruit.
- Affiner les zones de transition.

II.7.2 La dérivation (la dérivation du premier ordre(∇) (Gradient) ou dérivation de deuxième ordre (Δ) (Laplacien))

Elle nous permet de détecter la transition dans l'image.

II.7.3 Suppression des discontinuités et amincissement des contours

- Elimination des non maxima locaux du module du gradient.
- Elimination des non zéros locaux du module du Laplacien.

II.7.4 Le seuillage

- Ne retire comme contour que les points de l'image possédant un fort Gradient (en module) ou un Laplacien proche de zéro(en module).
- Contour extrait par sélection des maxima de la norme du gradient.
- Contour extrait par sélection des passages par zéro de la norme du Laplacien.

Les contours actifs et ses méthodes

D'autres détecteurs du gradient appliquent des masques sur des fenêtres 2×2 pixels ou 3×3 pixels (exceptionnellement en cas d'image très bruitée, sur des fenêtres plus grandes) On note que la somme de coefficient de ces filtres est nulle, et que les coefficients sont antisymétriques.

Les filtres les plus utilisés sont dans l'ordre décroissant :

Sobel > Roberts > Gradient > Prewit[27].

<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td></tr></table>	1	0	-1	0	<table border="1"><tr><td>-1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>-1</td></tr></table>	-1	0	0	-1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table>	1	0	-1	1	0	-1	1	0	-1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>2</td><td>0</td><td>-2</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table>	1	0	-1	2	0	-2	1	0	-1
1	0																												
-1	0																												
-1	0																												
0	-1																												
1	0	-1																											
1	0	-1																											
1	0	-1																											
1	0	-1																											
2	0	-2																											
1	0	-1																											
Gradient	Roberts	Prewit	Sobel																										

Figure II-5 : Les quatre masques de détection de contours.

II.8 Les approches de contours actifs

II.8.1 Contour actif par approche contour

II.8.1.1 Les contours actifs classiques

Les contours actifs constituent le premier exemple notable des modèles déformables. Historiquement, ils ont été introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos en 1988 et font figure de référence en la matière. Le mot snake (serpent en français) se justifie par la déformation du contour lors de sa convergence. Le critère selon lequel le contour se déforme en faisant évoluer le contour initial associé à la recherche d'une minimisation d'une fonctionnelle interprétable en terme de contraintes physiques: élasticité, raideur. La convergence du contour vers la frontière recherchée est considérée comme une condition de stabilité.

La méthode de détection des contours actifs nécessite l'initialisation d'une ligne de contour en entourant la zone des objets à détecter et en faisant évoluer cette courbe de façon à minimiser son énergie E.[28]

II.8.1.2 Le modèle de ballon

Dans cette approche le contour est identifié par une suite de points discrets représentant les sommets du contour associé à une ligne polygonale. Le principe d'évolution consiste à construire une suite de contours déformés selon un critère de mesure d'énergie locale. Un tel modèle s'associe à l'évolution d'une bulle, cette évolution qui se matérialise par une croissance de la bulle à laquelle on associe une fonction d'énergie. La condition d'arrêt correspond à une rupture du modèle et se voit par un éclatement de la bulle où le contour peut se propager librement au-delà de la frontière désirée. Le contour est associé

Les contours actifs et ses méthodes

à un polygone qui est donnée sous forme d'une liste chaînée de sommets Si. Chaque sommet est identifié par ses coordonnées (x_i, y_i) . [28]

II.8.2 Contours actifs par approche région

Les contours actifs définis par les approches régions s'intéressent à l'intérieur et à l'extérieur de la région. Les approches régions peuvent être divisées en deux classes. Dans la première, les paramètres statistiques de l'objet et du fond sont estimés localement autour du contour alors que dans la deuxième toute l'image est prise en compte. On peut citer les travaux réalisés par Ronfard. [29]

Exemple:

Le contour d'un objet est défini comme l'ensemble de points de l'objet ayant des voisins n'appartenant pas à l'objet. Il délimite donc, deux régions différentes. L'idée consiste à appliquer à chaque point du contour dont le voisinage appartient au fond une force dirigée vers l'intérieur du contour. Inversement, chaque point du contour possédant un voisinage appartenant à l'objet sera soumis à une force en direction de l'extérieur.

Toutes ces forces sont définies avec une direction normale au contour comme indiqué dans la figure II-6 [28]

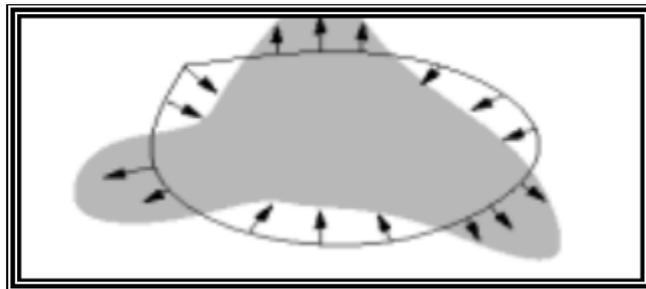


Figure II- 6 : Les forces régissant l'évolution du contour actif

II.9 Contour actif par la méthode de gradient vector flow (GVF)

Cette méthode a été proposée récemment par C.Xu et L.Prince. Elle a été développée à cause des limitations connues des snakes traditionnels telles que leur initialisation et convergence pauvre surtout vers les régions à concavités. Le snake traditionnel ne converge pas correctement vers les concavités car la force verticale qui permet de passer le snake vers la concavité est nulle à cause du champ de forces externes qui a été défini a priori. [28]

II.10 Les modèles des contours actifs

II.10.1 Modèles géométriques et géodésiques

La nature des modèles déformables géométriques et géodésiques diffère radicalement de l'approche variationnelle des contours actifs. Ainsi, l'approche par équations aux dérivées partielles consiste à faire

Les contours actifs et ses méthodes

évoluer un contour fermé orthogonalement à lui-même et avec une vitesse dépendant de sa courbure locale et d'informations externes [28].

II.10.1.1 Le modèle géométrique des contours actifs

Cette méthode met en œuvre une courbe se déformant dans le temps et l'espace pour atteindre les frontières d'un objet à détecter dans un image $I(x,y)$. La courbe se déforme comme indiqué dans la figure II-7, selon sa normale, à une vitesse proportionnelle à sa courbure. [28]

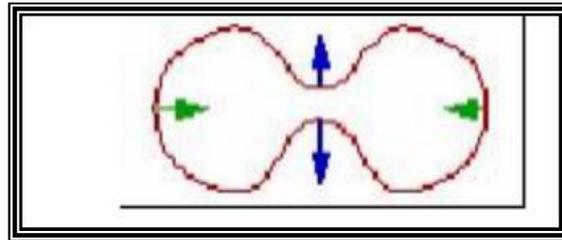


Figure II-7 : La courbe se déformant selon sa courbure.

II.10.1.2 Les contours actifs géodésiques

Un contour se déformera d'autant plus vite que sa courbure sera élevée. Ce terme introduit une évolution analogue aux phénomènes engendrés par une équation de la chaleur et permet de lisser la courbe, conférant ainsi au modèle la dimension régularisante caractéristique des modèles déformables.[28]

II.11 Avantages et Inconvénients du contour actif

Les formulations des snakes peut être utilisée dans de nombreuses applications telles que : la segmentation, la détection de contours ou d'arêtes, la stéréovision (application sur des images satellitaires ou aérienne).

- L'évolution du *snake* est autonome, à partir de l'approximation de départ jusqu'à la solution finale, il ne demande aucune intervention de l'utilisateur.
- Il utilise des indices de formes plutôt qu'uniquement des lignes d'intensités pour se déployer, ce qui fait en sorte qu'il arrive à donner des résultats surprenants.

Le contour actif possède les inconvénients suivants. [29]

- Le snake sera incapable de détecter distinctement des objets sur une image : au mieux, les contours des deux objets seront liés. [30]
- Sélection des paramètres de rigidité et d'élasticité.
- Le contour initial doit être suffisamment proche de l'objet à détecter.
- L'énergie dépend de la paramétrisation de la courbe et n'est pas liée à la géométrie des objets. [5]

II.12 Les méthodes de segmentation par les contours actifs

II.12.1 méthode Level_Set

II.12.1.1. définition : Introduit par Osher & Sethian (1998)

Cette fonction est une variété infinie d'iso contours qui sont constituées d'un ensemble de points situés à une certaine distance 'd' de l'interface. Lorsque cette distance est nulle, c'est-à-dire la courbe de niveau zéro.

Un Level_Set est un ensemble de points qui ont la même valeur de fonction: c'est un iso contour d'une fonction (x,y,t) , défini sur le domaine de l'image.

L'iso contour concernée défini l'interface [31,32] :

$$\Gamma = \{x/\Phi(x)=0\} \dots\dots\dots (II-7)$$

II.12.1.2 les paramètres de méthode

- $w=40$; (ce paramètre est choisi suivant la taille de l'objet segmenté).
- Epsilon : (paramètre de lissage)
- time step=le temps d'un pas.
- $\mu=0.2/\text{time step}$:coefficient de l'énergie interne
- Lambda: coefficient de pondération.[32]
- Alpha : coefficient de la surface pondérée.

II.12.1.3 Mouvement de la courbe

Les méthodes des Level-Sets font évoluer une courbe en mettant à jour une fonction Level_Set à des coordonnées fixes au cours du temps.

Chaque du modèle se déplace perpendiculairement à la courbe, selon une vitesse proportionnelle à la courbure

➤ Des points peuvent se déplacer vers l'intérieur et d'autres vers l'extérieur, selon le signe de la courbure

On choisit en générale une fonction distance signée par rapport au contour:

- Distance négative à l'intérieur et positive à l'extérieur
- Le gradient de cette fonction est unitaire partout, et elle est relativement lisse. [33]

II.12.1.4 Avantages des Level-Sets

- Prise en compte des changements de topologies automatique Grandeurs géométriques intrinsèques (normales entrante/sortante, courbure) faciles à calculer
 - Extension à la 3D simple: il suffit d'ajouter une coordonnées à l'équation d'évolution de la fonction Φ :on a alors un volume $\Phi(x,y,z,t)$.
 - Discrétisation de Φ avec une grille définit dans le domaine de l'image, avec des valeurs possibles pour (x,y) .

Les contours actifs et ses méthodes

- Utilisation des méthodes numériques connues pour calculer les dérivées [33]

II.12.1.5 Inconvénients des Level-Sets

L'implémentation implique plusieurs problèmes:

- On doit construire une fonction initiale $\Phi(x,y,z,t=0)$ de manière à ce que son niveau zéro correspond à 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 déformation constante peut causer la formation de coins saillants sur le modèle initialement lisse. Ce coin peut perturber les déformations successives, puisque la définition de la normale devient ambiguë.
 - Parfois nécessaire de recalculer la fonction distance par rapport au niveau zéro. [33]

II.12.2 méthode LGD

II.12.2.1 Définition

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. [1]

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 : [1]

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots (II-8)$$

Les contours actifs et ses méthodes

Tandis que le masque Gaussien utilisé en traitement d'images 2D en général, est donné par :

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2-(y-\mu)^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots(\text{II-9}).$$

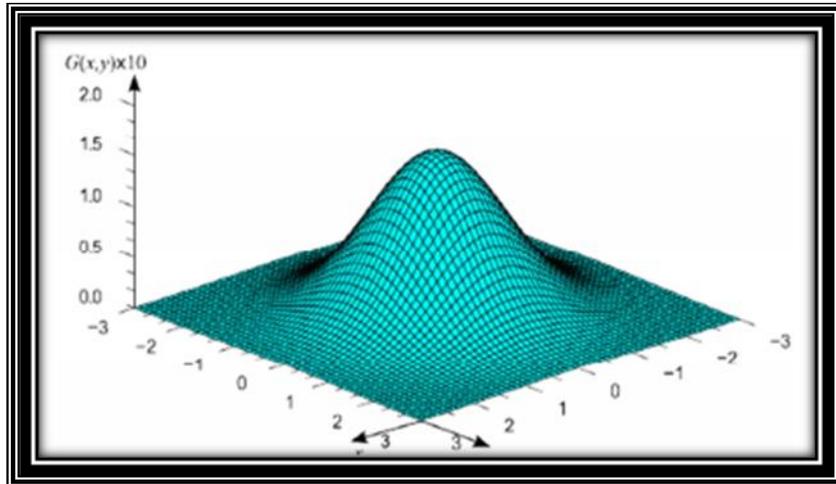


Figure II.8: La Courbe de Gauss en 2D.

Les deux équations 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 $2(\text{round}(2)) + 1$.
- Le paramètre μ qui est la moyenne. [1]

II.13 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contour actif et ces énergies (interne, externe...) avec leur avantages et inconvénients. Puis nous avons cité les approches des contours actifs, par la suite on a discuté les méthodes qui permettent d'implémenter un contours actifs et sa déformation selon leurs paramètres, on a choisi comme méthodes la méthode Level_Set et la méthode LGD (local gaussian distribution) .

Chapitre III : Application, résultats et discussion.

III.1 Introduction

Après avoir étudié les contours actifs et défini les énergies internes et externe et les méthodes d'implémentations des contours actifs les plus connus, les principes de fonctionnement de trois méthodes choisies et leurs paramètres.

Dans ce chapitre nous passerons à la programmation des méthodes de segmentation avec MATLAB sur différentes images, que ce soit images synthétiques, IRM, échographie et RX avec des méthode des contours actifs qu'on a choisit et l'implémentation reposant sur un algorithme de LGD et Level_Set qui nous permet de segmenter ces images et obtenir des résultats de déformation de contour actif , nous allons présenter les tests et les résultats du travail fourni. Il s'agit principalement, de comparer entre la méthode de segmentation proposée de LGD et Level_Set .Avant de présenter nos résultats.

III.2 Résultats et discussions

III.2.1 La méthode LGD

•L'organigramme

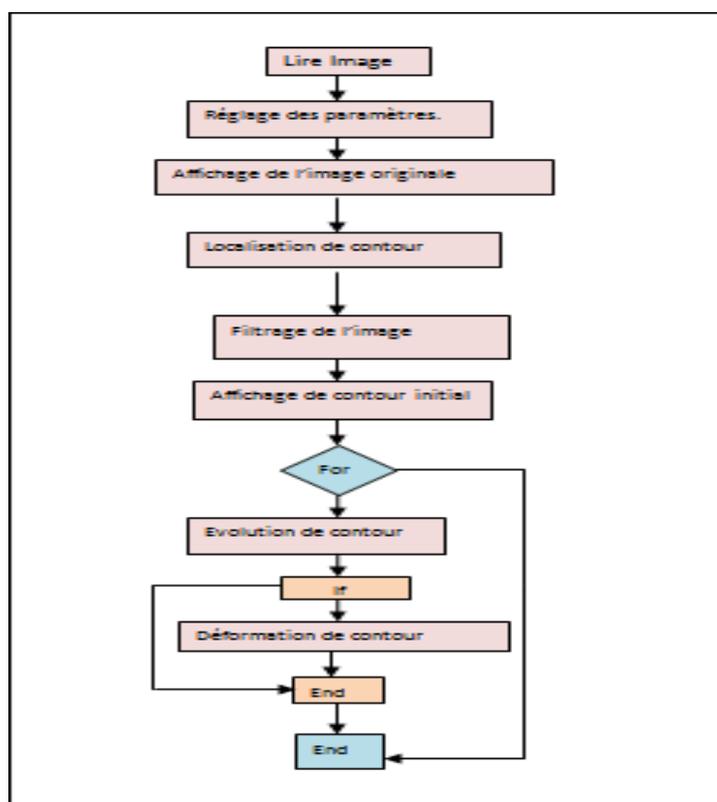


Figure III-1:L'organigramme de LGD.

•Les parameters

N.itérations = 1500.

Time step=0.01.

mu=0.1/Time step.

Sigma = 20.

Epsilon = 1.

C0 = 5.

lambda1=1.0.

lambda2=1.0.

nu = 0.001*255*255.

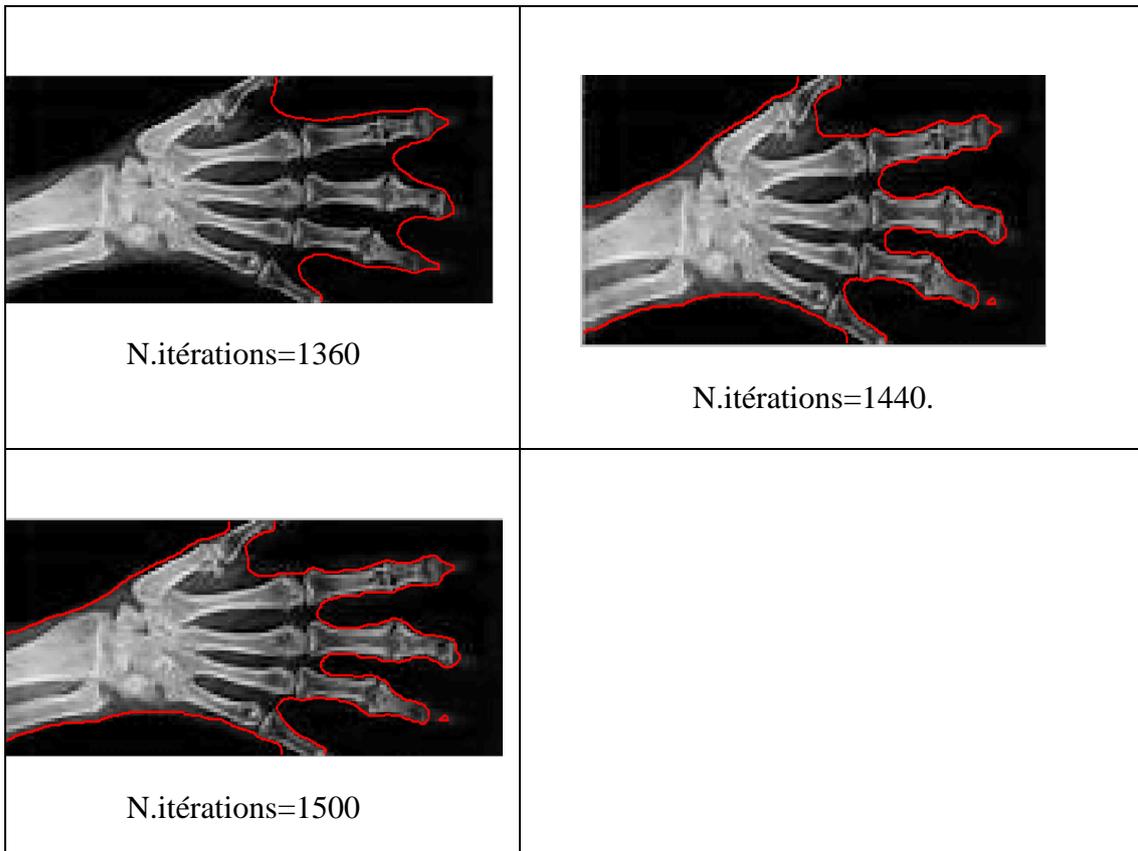
Alpha = 80.

III.2.1.1 Les résultats obtenus avec changement des paramètres

□RX

•Changement de Alpha et Sigma

Alpha= 20.



Application, résultats et discussion

Figure III-2: Les résultats pour Alpha=20.

On observe que Alpha=20 est insuffisant pour faire marcher le contour sur l'objet cependant il faut un nombre d'itérations plus grand pour qu'il arrive aux os.

Alpha=100 :

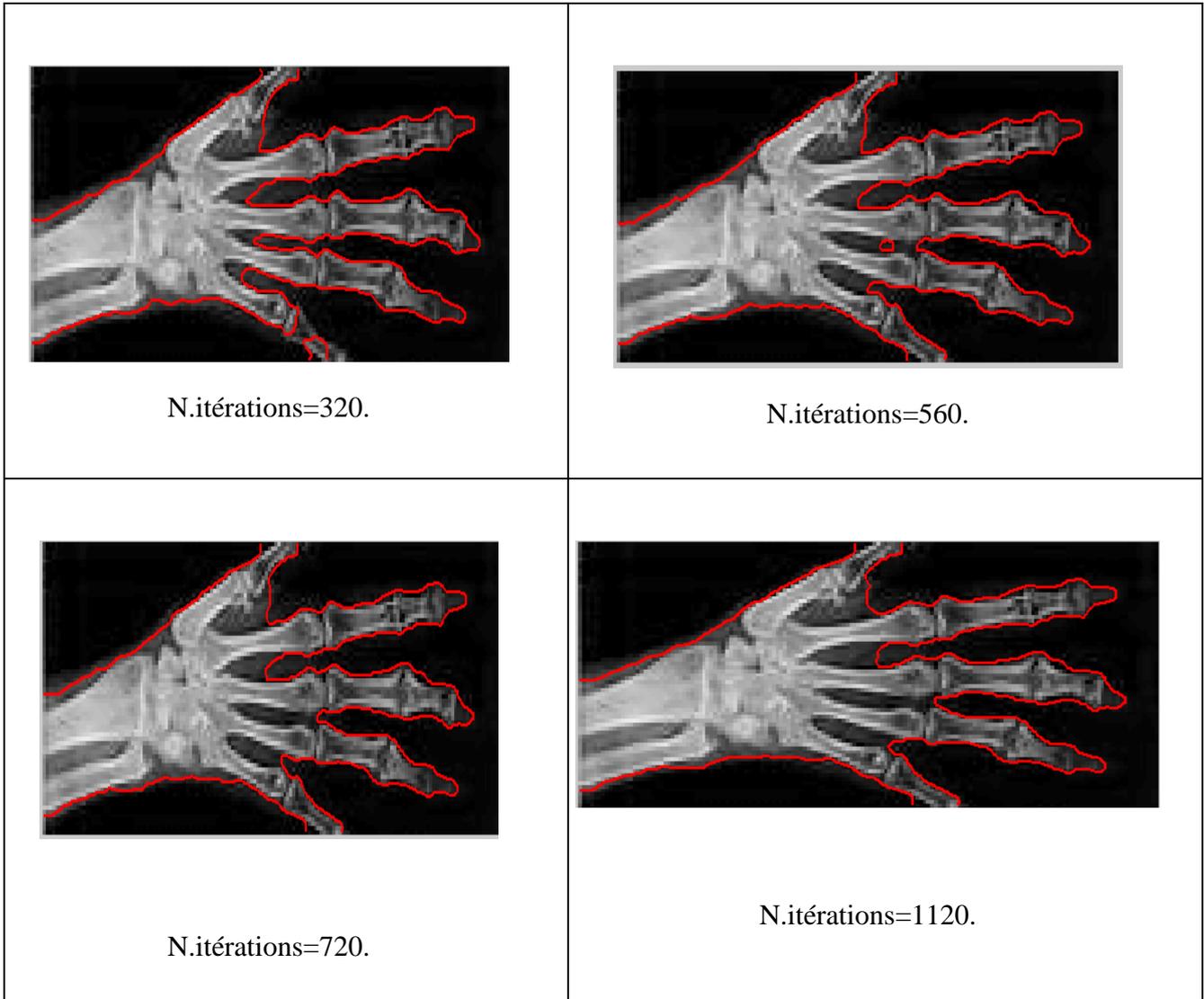
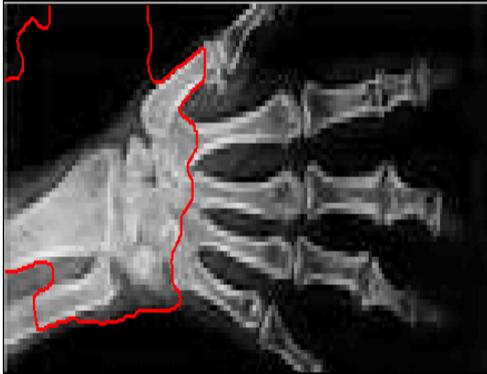


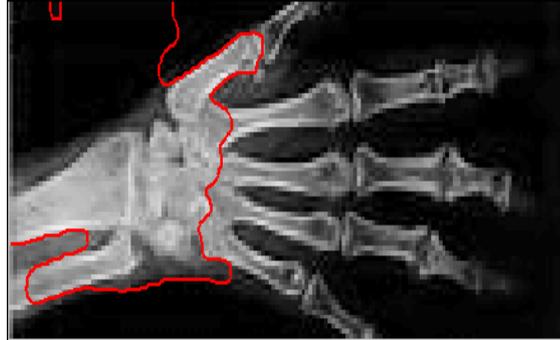
Figure III- 3:Les résultats pour Alpha =100.

On a remarqué le changement avec un petit nombre d'itérations par rapport à Alpha=20 avec un meilleur emplacement sur l'os et une exécution plus rapide .

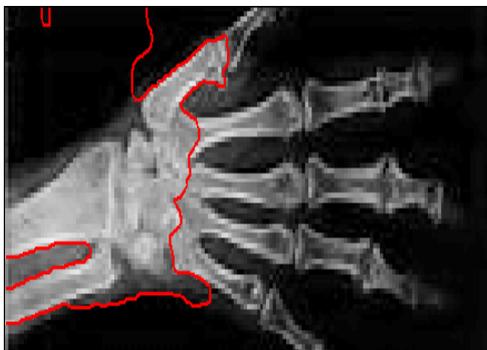
Sigma=2



N.itérations=320.



N.itérations=640.



N.itérations=880.



N.itérations=1500.

Figure III-4 : Les résultats obtenus pour Sigma=2.

Application, résultats et discussion

Pour $\text{Sigma} = 2$ on obtient un contour qui se déforme loin de l'objet avec un changement très lent même si on choisit un nombre d'itérations plus grand il n'arrive pas à se placer sur les frontières des os.

$\text{Sigma} = 80$

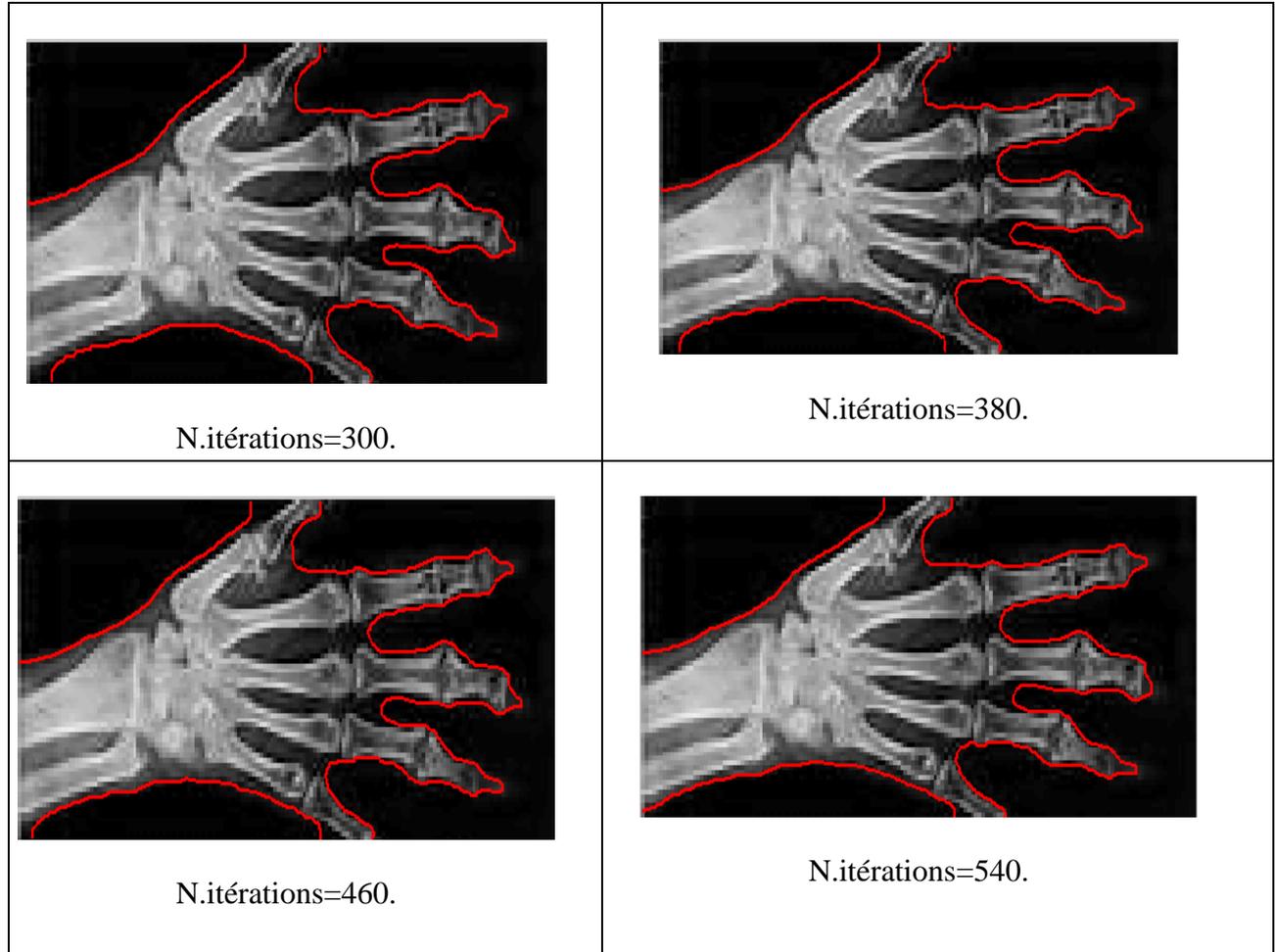


Figure III- 5 : Les résultats obtenus par le changement de $\text{Sigma} = 80$.

On a gardé tout les paramètres mais on a changé $\text{Sigma} = 80$ le contour se déforme mieux que $\text{Sigma} = 20$ mais toujours il est insuffisant malgré il est plus rapide que le cas précédent.

□ **IRM**

● **Les paramètres**

N. itération = 500.

Time step=0.01.

$\mu = 0.1 / \text{Time step}$.

Application, résultats et discussion

Sigma = 15.

Epsilon = 1.

C0 = 5.

lambda1=1.0.

lambda2=1.0.

nu = 0.001*255*255.

Alpha = 30.

Alpha=50

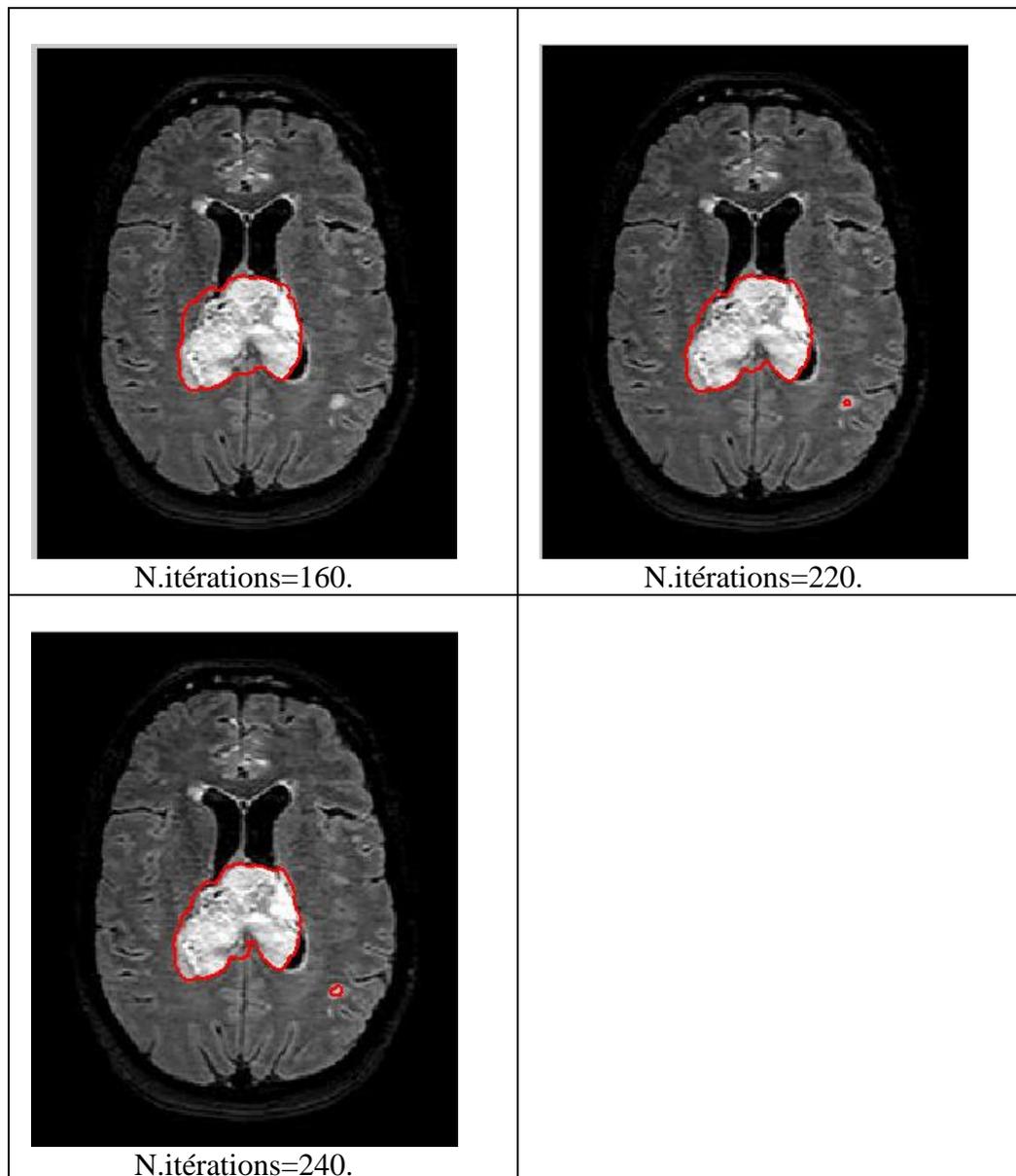


Figure III- 6: Les résultats de Alpha=50.

Application, résultats et discussion

Dans ce cas $\text{Alpha}=50$ on observe une déformation très rapide avec un meilleur résultat selon le nombre d'itérations.

$\text{Alpha}=10$

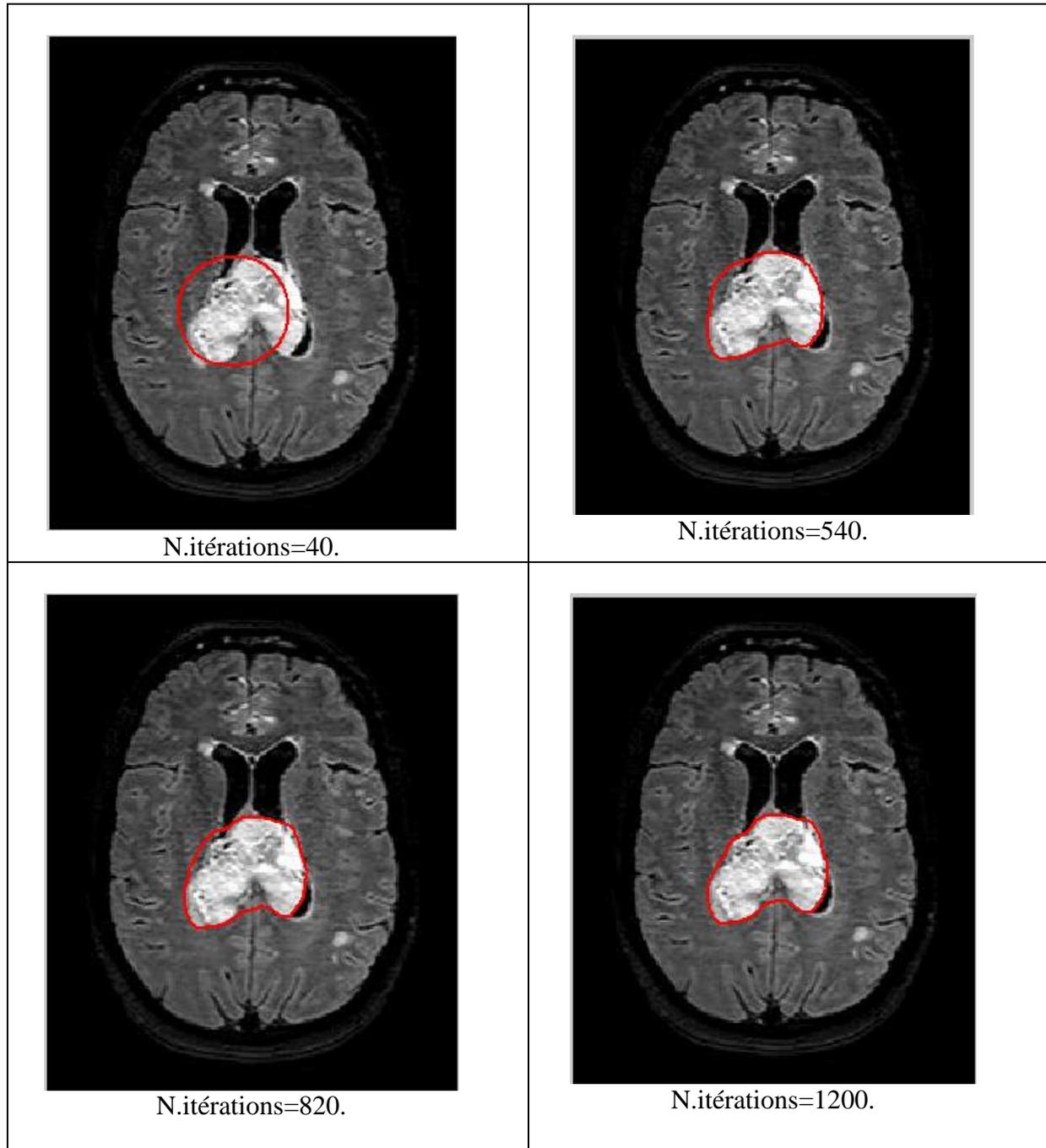


Figure III-7: Les résultats avec le paramètre $\text{Alpha}=10$.

Application, résultats et discussion

On change Alpha =10 et on garde tous les paramètres on obtient des résultats non précis, un nombre d'itérations très grand et une déformation un peu lente par rapport au cas précédent.

Sigma=2



N.itérations=60.



N.itérations=200.



N.itérations=420.



N.itérations=500.

Figure III- 8: Les résultats de Sigma=2.

Application, résultats et discussion

Lorsque on change $\text{Sigma}=2$ on remarque une déformation très lente avec un nombre d'itérations élevé, dans ce cas on peut prendre un nombre plus de 500 pour que le contour arrive à la tumeur mais il prend beaucoup de temps.

$\text{Sigma}=30$

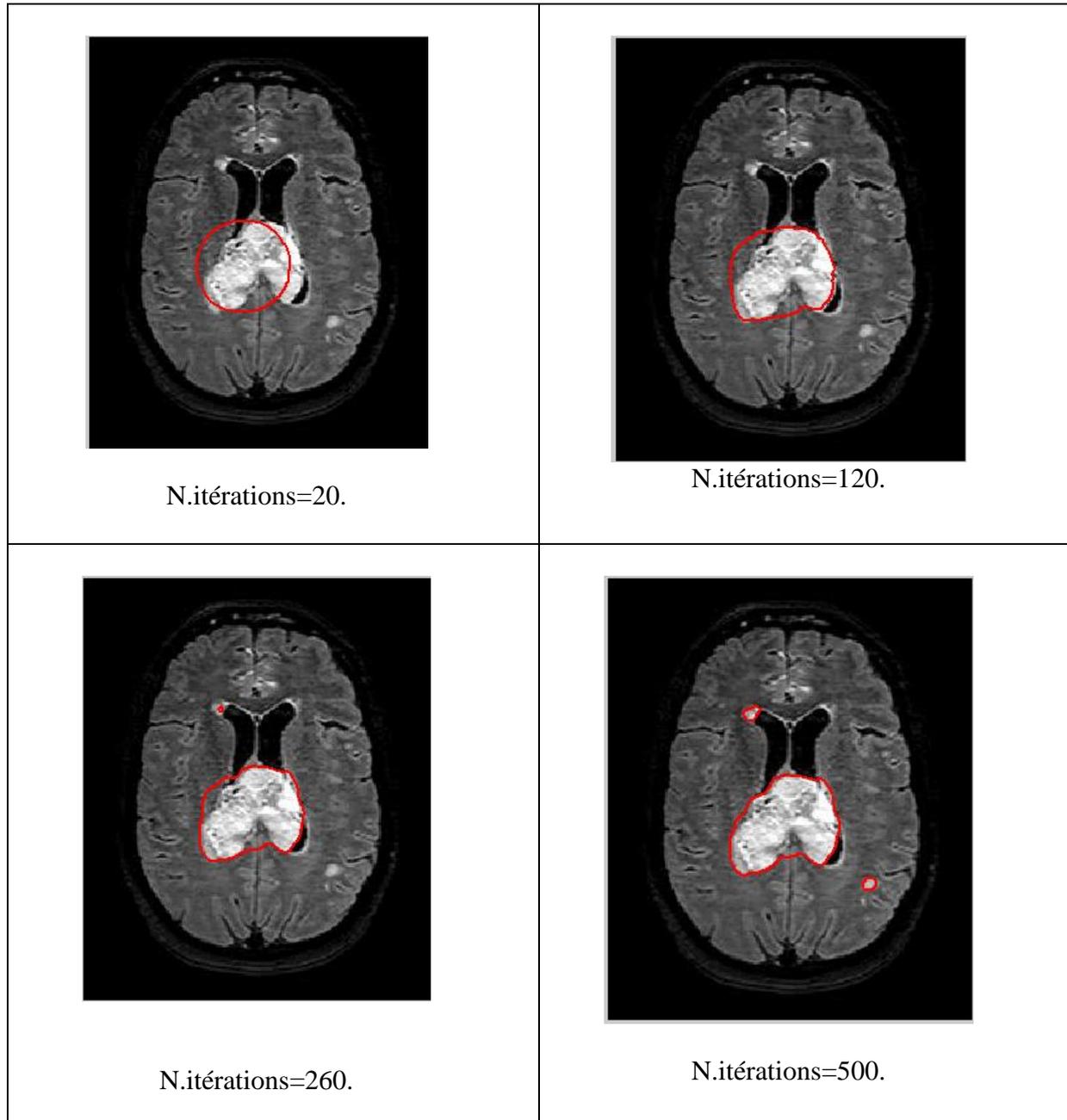


Figure III.9 : Les résultats obtenus pour le paramètre $\text{Sigma}=30$.

Application, résultats et discussion

A partir de ces résultats on peut dire que le changement de $\text{Sigma}=30$ donne des résultats plus précis mais provoque l'apparition des autres contours.

III.2.2 La méthode de Level_Set :

- L'organigramme de l'algorithme de Level_Set

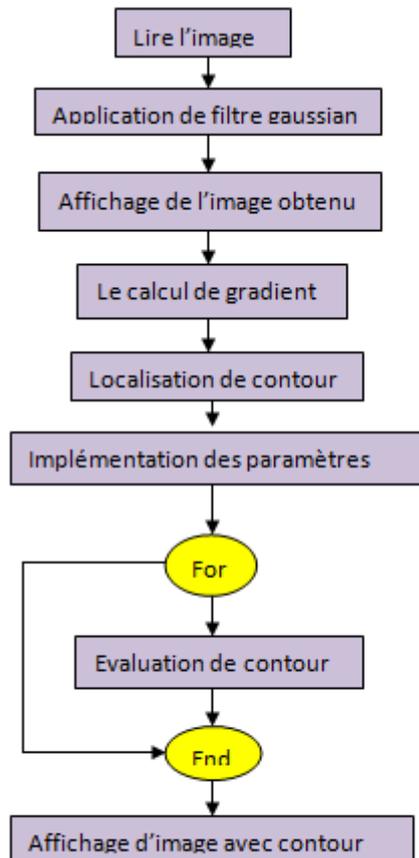


Figure III-10: L'organigramme de l'algorithme de Level_Set.

•Paramètres

N.itérations=660.

W=100.

Epsilon=1.5.

Time step=20.

Lambda=5.

Alpha=3.

Application, résultats et discussion

N=10.

C0=2.

III.2.2.1 Les résultats obtenus avec changement des paramètres

□ Image synthétique

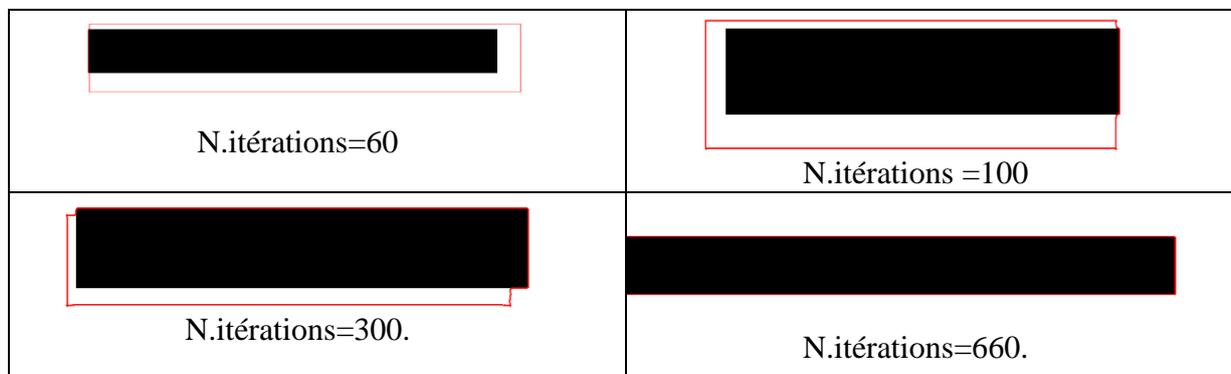


Figure III-11 : Les résultats obtenus pour les paramètres idéaux.

Après plusieurs essais, on a trouvé des paramètres de la bonne déformation de contour qui entoure l'objet avec succès.

● Changement de C0 et Alpha

C0=10.

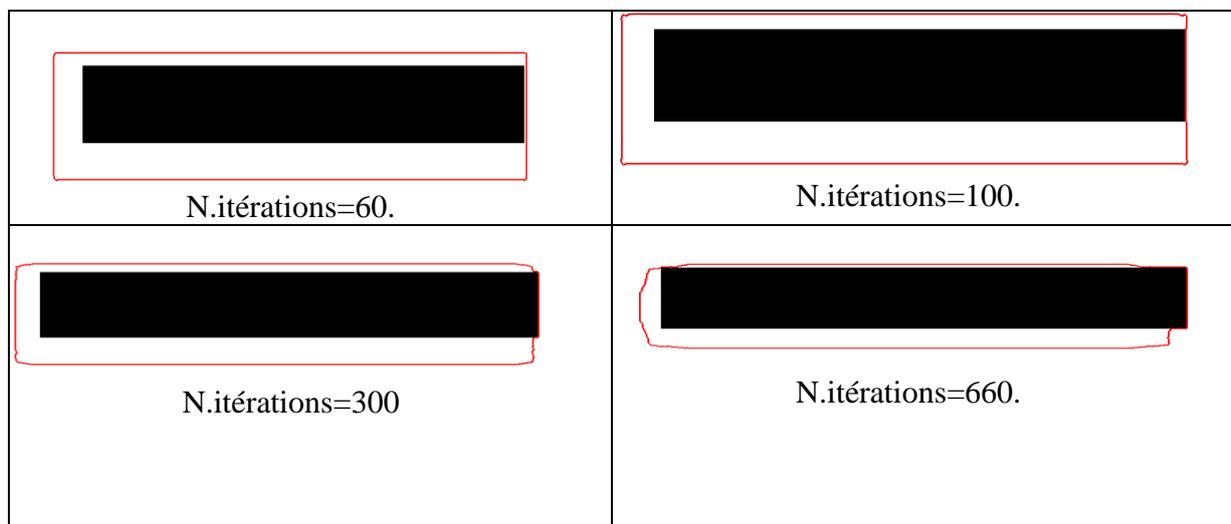


Figure III-12 : Les résultats pour C0=10 et les autres paramètres sont fixes.

Application, résultats et discussion

On garde les mêmes paramètres idéaux et on change $C0=10$ on obtient des résultats moins précis par rapport au premier cas avec une déformation très lente, et pour que le contour arrive aux frontières du rectangle il faut un grand nombre d'itérations.

$C0=6$

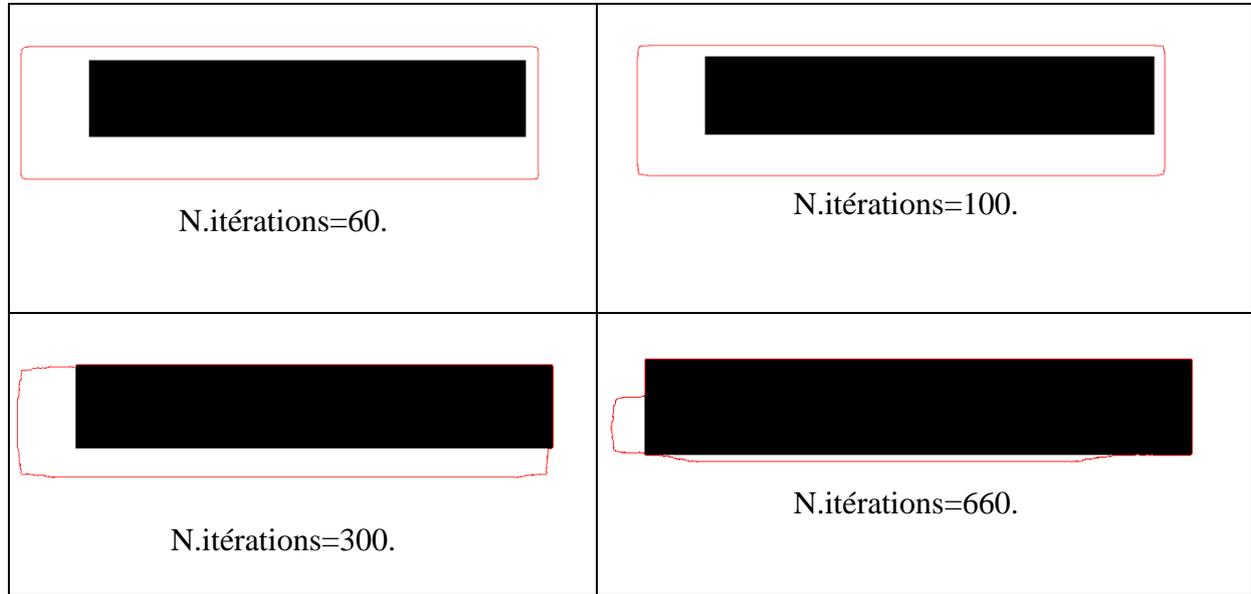


Figure III.13: Les résultats de changement $C0=6$.

On remarque que les résultats obtenus avec $C0=6$ sont meilleurs que ceux de $C0=10$ mais il faut un nombre d'itérations plus grand pour que le contour arrive aux extrémités du rectangle, donc un temps d'exécution plus grand.

Application, résultats et discussion

Alpha=10

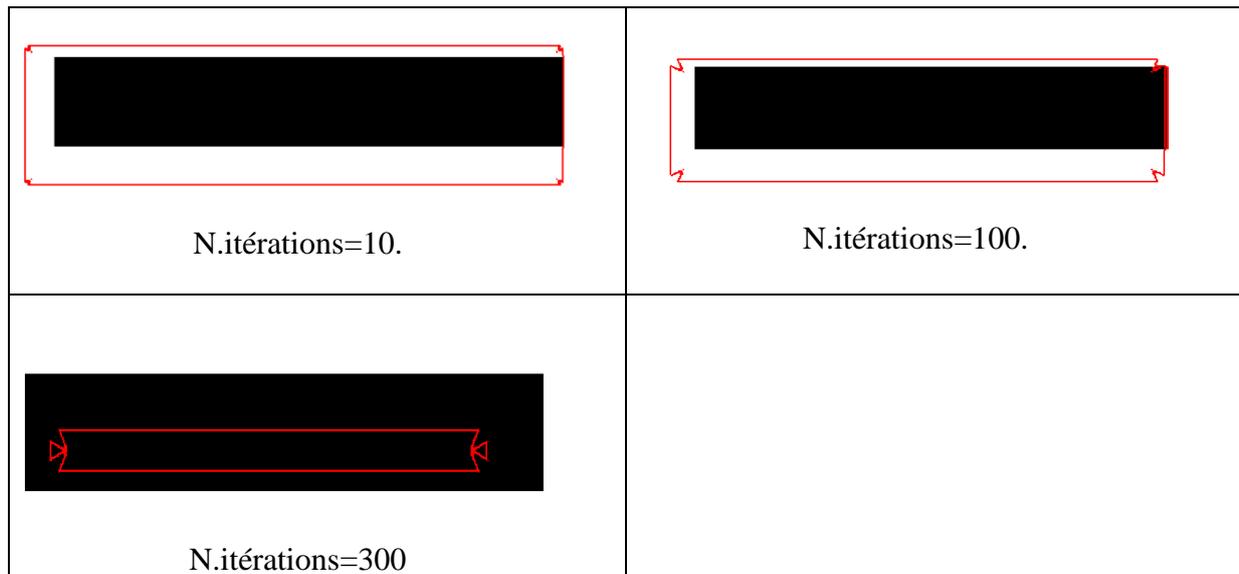


Figure III.14: Les résultats de changement de Alpha=10.

Le contour ne peut pas entourer le rectangle il est plus petit il n'arrive pas à faire cette tâche même si on augmente ou on diminue le nombre d'itérations.

□ **IRM**

C0=2.

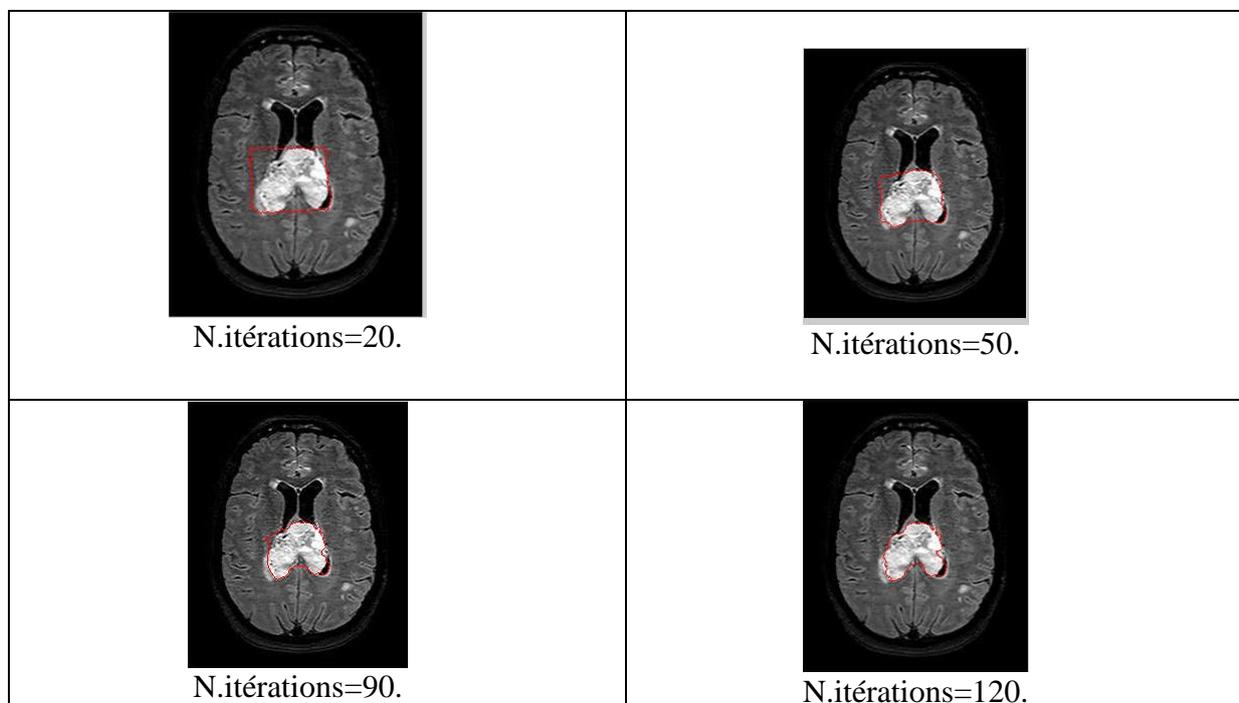


Figure III.15 : Les résultats de changement de C0=2.

C0=8

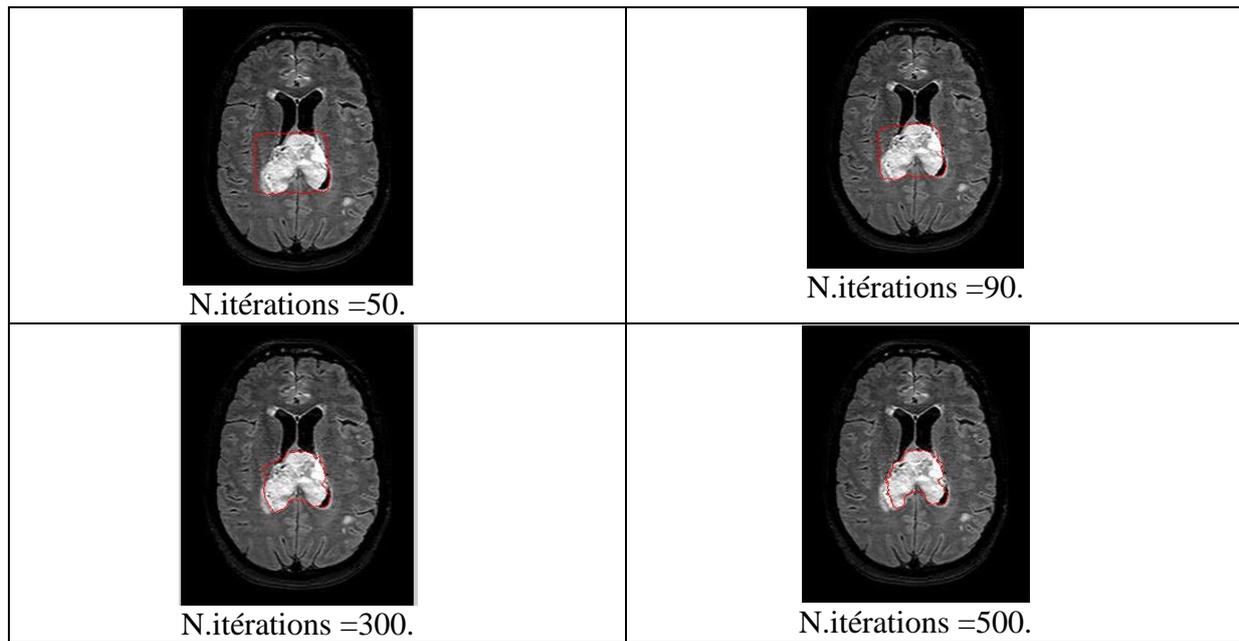


Figure III- 16: Les résultats de C0=8.

III.3 Conclusion

Dans ce chapitre on a montré le principe et les résultats de deux méthodes de segmentation proposée (LGD et Level_Set), on a montré l'influence des paramètres sur la qualité des résultats. On a remarqué que la méthode LGD est la plus efficace par rapport à Level_Set mais les deux méthodes nous ont permis de réaliser notre objectif qui est de segmenter les images par contours actifs.

Conclusion générale

Notre travail porte une étude des techniques de segmentation d'images basée sur des contours actifs et leurs applications en segmentation des différentes images. la segmentation est l'étape la plus critique du processus de traitement d'images, il existe différentes méthodes de segmentation d'image par contour actif qui ont comme objectif de trouver les lieux d'une forte variation du niveau de gris

Dans ce cadre, nous avons commencé par la présentation des notions de base sur l'image après la segmentation et ses techniques puis on a définie les différentes techniques d'imagerie médicale et bien sur nous avons basé plus particulièrement sur les contours actifs.

Nous avons utilisés 2 techniques pour la segmentation des images basées sur des algorithmes de détection de contours actifs a été testé sur nos images, puis comparé avec les résultats obtenus par les différentes techniques utilisées

Le système que nous avons conçu a été testé sur 3 images différentes(Rx,IRM,cintitique) avec 2 méthodes(level-set et LGD) et Les images que nous avons obtenues montrent d'une manière claire le contour. Dans le cas des images médicaux et selon l'expertise médicale on peut dire que la segmentation d'image médicale par contours actifs est plus performante pour la détection de l'anomalie (kyste ...) sur l'image, et peut faciliter ainsi le diagnostic.

En perspective, il serait intéressant de tester d'autres techniques de segmentation parce qu'on ne peut pas dire qu'une méthode est efficace par rapport aux autres d'une manière exagérée, mais chaque méthode est efficace seulement sur certain types d'images.

Enfin les résultats obtenus par les 2 techniques sur des images choisis sont satisfaisants en s'intéressant à détecter un seul ou plusieurs objets .

Bibliographie

- [1] S.jouaher, R.Bouali, «Etude d'un contour actif guide par la distribution gaussienne locale », mémoire de mestre, université mouloud mameri de Tizi-Ouzou ,2017.
- [2] S. BENFRIHA , A HAMEL, « Segmentation d'image par Coopération région-contours », Mémoire Master Professionnel, Université Kasdi Merbah-Ouargla,2015-2016.
- [3] T. ACHAT ,F . BENHAMAOUCHE « Segmentation d'image par classifieurs flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) »mémoire master ; Université Abderrahmane MIRA – Bejaia 2015.
- [4] I.MERSAOUI ,M.A .FOURI, « Etude sur l'imagerie médicale : prétraitement, segmentation et amélioration des exploitations » Mémoire de Master, université SAAD DAHLAB , BLIDA ,2018-2019.
- [5] A.Zerougui Mme : Boulgamh ,N. Sari « Traitement d'images monochromes Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) et segmentation par Réseaux de Neurones »Mémoire de master , Université Larbi Ben M'hidi-Oum El Bouaghi 2016/2017 .
- [6] A.MEDJAOUI ,F. FARES , « Segmentation des Images par Contours Actifs Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions », mémoire de Master, Université Abou Bakr Belkaid–Tlemcen,2011-2012.
- [7] R.M. Hralick ,L.G. Shapiro: « Survey: Image segmentation techniques », Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol.29, pp 100-132, 1985.
- [8] P. Brodatz, « Texture: A photographics album for artists and designers », Eds., Dover Publication, New York, 1999.
- [9] M. Naoui , «segmentation d'image par modèles statistiques de forme et d'apparence :problématique et contributions», thèse de doctorat , université Oran 1 ,Oran.....
- [10] M.mahmoud, « segmentation d'image par des contours actifs »,mémoire de master , université SAAD DAHLAB , BLIDA ,2018-2019.
- [11] S. Belmerabet , N. Bardjak , « Segmentation d'image »,mémoire master, Université Larbi Ben M'hidi-Oum El Bouaghi,2016-2019.
- [12] M .Hammouda , « segmentation d'images médicales par morphologie mathématique », mémoire de master , université Abou bekr belkaid - Tlemcen ,25 mai 2016 .
- [13] F. BOUCHARA, E. MURISASCO, E. BRUNO, « Segmentation d'image Application aux documents anciens Thibault LELORE », MÉMOIRE DE MASTER, LABORATOIRE DES SCIENCES DE L'INFORMATION ET DES SYSTÈMES, université de Nantes, mai 2007.

- [14] M. Goutayer, « nano-émulsions pour la vectorisation d'agents thérapeutiques ou diagnostique , étude de la biodistribution par imagerie de fluorescence in vivo », thèse de doctorat , université pierre et marie curie , décembre 2008.
- [15] J. SELB, « Source virtuelle acousto-optique pour l'imagerie des milieux diffusants », Thèse de doctorat, Spécialité : Optique, Université PARIS XI, Novembre 2002.
- [16] A. LE BRAS, « Exploration des potentialités du système Eos pour la Caractérisation mécanique de structures osseuses : Application a l'extrémité supérieure du fémur », Thèse de doctorat, Spécialité: Biomécanique, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers de Paris, Avril 2004.
- [17] G.N. HOUNSFIELD, « Computerized transverse axial scanning (tomography). Part I: Description of system. part II: Clinical applications », British Journal of Radiology, 46, pp 1016–1022, 1973.
- [18] J. Y. TANGUY , « Tomodensitométrie », Centre hospitalier Angers, Novembre 2007.
- [19] J. PERGRALE, « Echographie Médicale: Principes et applications », Philips Médical Systems Research Paris, Janvier 2005.
- [20] M. FINK, « L'imagerie du corps humain », chapitre : Les méthodes ultrasonores en imagerie médicale, pages 1–51. Responsable scientifique: J. Lewiner, les éditions de physique édition, (1984).
- [21] O. BALEDENT, « Quantification de la dynamique cérébrale du sang et du liquide cérébro-spinal par un traitement informatique original d'images IRM de flux », Thèse de doctorat, Spécialité : Génie biologique et médical, Université De Picardie Jules Verne, Décembre 2001.
- [22] A.M. BERNARD, J.D. DE CERTAINES, J.J. LE JEUNE, « Résonance Magnétique Nucléaire ». Edition Masson, 1988
- [23] CL. GUINET, J. GRELLET, « Introduction à l'IRM de la théorie à la pratique », édition Masson, 1992.
- [24] G. KORACH, T. MUNIER, and J. VIGNAUX, « Manuel de techniques de l'imagerie par résonance magnétique », édition Masson, 1993.
- [25] A. NAKIB, « Conception de méta heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images , Application à des images biomédicales », Thèse de doctorat, Université Paris 12 - VAL DE MARNE. UFR de Sciences et Technologie, 2007.
- [26] H. LAIFA, « SEGMENTATION D'IMAGE PAR UNE APPROCHE CONTOUR ACTIFS » Mémoire de Master, UNIVERSITE DE M'SILA, 2012-2013.
- [27] ALMOUZNI, G. Traitement Numérique Des Images , [www. ga.perso.eisti.fr](http://www.ga.perso.eisti.fr). 2010- 2011.
- [28] N. Khalifa , A. Malek , K. Hamrouni , « Segmentation d'images par contours actifs : Application à la détection du ventricule gauche dans les images de scintigraphie cardiaque », 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, 3rd

International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA, March 27-31 2005 .

[29] R.Ronfard. «Region- based strategies for active contour models ». International journal of computer vision 2, 229-251(1994).

[30]:[http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:jMX_JszYzl0J:ninebill.free.fr/ExtractionContours/actifs/snakes.html+algorithme+les+contour+actif+\(snake\)+kass&cd=1&hl=fr&ct=clnk&gl=fr](http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:jMX_JszYzl0J:ninebill.free.fr/ExtractionContours/actifs/snakes.html+algorithme+les+contour+actif+(snake)+kass&cd=1&hl=fr&ct=clnk&gl=fr)

[31]:http://www.cc.gatech.edu/classes/cs7322_97_spring/participants/irfan/lectures/lecture.06/snakes.html

[32] <http://www.teina.org/Enseignement/2006-2007/TIF> .

[33] hmf.enseeiht.fr.

Résumé

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines. Dans un système de traitement d'image, la segmentation est l'étape la plus critique du processus de traitement. La difficulté de la segmentation explique le nombre important de méthodes proposées dans la littérature. On s'intéresse dans ce travail à la méthode de segmentation basée sur les contours actifs. Les algorithmes de détection de contour utilisés dans ce travail sont efficaces. Le modèle de contour actif est déformé en minimisant des énergies classiquement utilisées dans la littérature afin de réduire le contour autour de l'objet. Nous présentons une description de la méthode de segmentation par contours actifs, les courbes de niveaux (Level_set) et LGD. Après un bref rappel de cette méthode, nous proposons un ensemble de tests sur les images médicales de 2 dimensions (IRM et RX) et une autre synthétique destinés à évaluer la précision des deux méthodes.

Les mots clés : segmentation d'image, contour actif, Level_set et LGD.

الملخص

في الوقت الحالي تلعب معالجة الصور دورًا مهمًا في العديد من المجالات. في نظام معالجة الصور، التقسيم هي أهم خطوة في عملية المعالجة. تفسر صعوبة التجزئة العدد الكبير من الطرق المقترحة في الأدبيات، في هذا العمل، نحن مهتمون بطريقة التجزئة على أساس الكفاف النشط. تعد خوارزمية الكشف عن contour المستخدمة في هذا العمل فعالة، حيث يتم تشويبه نموذج contour النشط عن طريق تقليل الطاقات المستخدمة تقليديًا في الأدبيات لتقليل من contour المحيط حول الهدف. نقدم وصفًا لطريقة التجزئة من خلال ملامح نشطة (contour actif)، ومنحنيات المستوى (مجموعة المستوى) و LGD. بعد تذكير موجز بهذه الطريقة، نقترح مجموعة من الاختبارات على الصور الطبية ثنائية الأبعاد (التصوير بالرنين المغناطيسي IRM والأشعة السينية RX) وأخرى تركيبية مصممة لتحسين دقة هذه الطريقة.

الكلمات الرئيسية: تجزئة الصور، كفاف نشط، Level_set و LGD.

summary

Image processing today plays an important role in many fields. In an image processing system, segmentation is the most critical step in the processing process. The difficulty of segmentation explains the large number of methods proposed in the literature. In this work, we are interested in the segmentation methods based on the active contour. The contour detection algorithms used in this work is efficient. The active contour model is deformed by minimizing energies conventionally used in the literature in order to reduce the contour around the object. We present a description of the segmentation method by active contours, the level curves (Level_set) and LGD. After a brief reminder of this method, we propose a set of tests on 2-dimensional medical images (MRI and X-ray) and another synthetic intended to improve the precision of this method.

The keywords: Image segmentation, active contour, Level_set and LGD.