

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Electronique



Mémoire de Master en Électronique

Thème :

Segmentation des images medicales par Level Set :

Application aux images IRM du cortex

Réalisé par :

Mr. KOUTA Rami

Soutenu Publiquement le devant le jury composé de :

Mr AKSAS Rabia

Professeur

Président

Mme MOUSSAOUI Aicha

Maitre Assistante A

Rapporteur

Mr MAMERI Mouloud

Maitre Assistant A

Examineur

ENP : Juin 2015

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir donné le courage et la force pour réaliser ce travail.

Je tiens à exprimer mes remerciements avec un grand plaisir et un grand respect à mon encadreur Mme A.MOUSSAOUI qui a bien voulu diriger mon travail. Je la remercie pour sa disponibilité, son aide, les précieux conseils qu'elle m'a prodigués, ses critiques constructives, ses explications et suggestions pertinentes.

Je remercie les membres du jury Pr. R AKSAS. Et Mr. M. MAMERIM.A.A à l'ENP, pour l'honneur qu'ils me font de juger mon travail.

Mes remerciements vont également à tous les enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique qui ont contribué à ma formation. Qu'ils trouvent ici l'expression de mon profond respect et ma grande considération.

DEDICACES

A mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi,

*Vous avez fait plus que des parents font pour que leurs enfants suivent le bon chemin
dans leur vie et leurs études.*

Je vous dédie ce travail en témoignage de mon profond amour.

*Puisse Dieu, le tout puissant vous préserver et vous accorder santé, longue vie et
bonheur.*

Ceux qui m'ont soutenu et encouragé tout au long de ce Mémoire de Master

J'espère qu'ils trouveront dans ce travail

Toute ma reconnaissance

Et tout mon amour.

Rami

ملخص:

التجزئة هو إجراء هام في تحليل الصور، رؤية الكمبيوتر، و الصور الطبية. العديد من تقنيات معالجة الصور هي أكثر وأكثر استخداما في المجال الطبي. من بين هذه التقنيات نجد "الحدود النشطة" أو "الثعابين"، وقد أقمنا دراسة عن "تعيين المستوى" الحل مشكلة "الحدود النشطة".

كلمات مفتاحية: التجزئة ، الحدود النشطة،الثعابين،تعيين مستوى

RESUME :

La segmentation d'images est une procédure importante dans l'analyse d'images, la vision par ordinateur et l'imagerie médicale. De nombreuses techniques de traitement d'images sont de plus en plus utilisées dans le domaine médical. Parmi ces techniques, nous trouvons les contours actifs « Snake »،

nous avons établi une étude sur les Level Set pour résoudre les contraintes des contours actifs.

Mots clés : Segmentation, contours actifs, Snake, Level Set.

ABSTRACT:

The segmentation is an important procedure in image analysis, computer vision, and medical image. Many techniques of image processing are more and more used in medical field. Among these techniques, we find the Active Contour or "Snake", we have established a study on Level Set to resolve the problem of parametric contours Snake.

Keywords: segmentation, active contours, Snakes, Level Set.

LISTE DES ABREVIATIONS

T1;T2	Tempsde R elaxation
MB	M atière B lanche
MG	M atière G rise
LCS	Liquide C érébro- S pinal
TE	Tempsd' E cho
ARM	IRM angiographique
IRMf	IRM fonctionnelle
RMN	R ésonnance M agnétique N ucléaire
TEP	Tomographie par E mission de P ositrons Acronyme anglais PET
TEMP	Tomographie par E mission M ono- P hotonique Acronyme anglais SPECT
CT	Tomographie par rayon- X est aussi appelée tomodensitométrie ou scanner- X .
IRM	Imagerie par R ésonnance M agnétique
LPE	Ligne de P artage des E aux
RF	R adiofréquence
RSB	R apport S ignal sur B ruit
TR	Temps de R épétition

LISTE DES FIGURES

		Page
Fig.1.1	Exemple d'un Snake classique	06
Fig.1.2	Influence de l'initialisation sur les Snake classiques	07
Fig.1.3	Image présentant une cavité	08
Fig.1.4	Influence du choix des paramètres sur les Snake classiques	08
Fig.1.5	L'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant.....	12
Fig.1.6	Contour initial et distance signée correspondante	13
Fig.1.7	Changement de la topologie observée dans l'évolution de la fonction Level Set	17
Fig.2.1	Résultats de la segmentation obtenus par la méthode de Level Set	23
Fig.2.2	Résultats de la segmentation2	25
Fig.2.3	Test sur une image bruitée.....	26

TABLE DES MATIÈRES

Introduction.....	1
-------------------	---

Chapitre 1

Les contours actifs: Etat de l'art

Introduction.....	4
1. Les modèles déformables (Snake).....	5
2. Limitations des snake classiques.....	7
3. optimisation des snake	9
4. Méthode des Ensembles de niveaux (ou Level Set)	11
Conclusion	21

Chapitre 2

Résultats Expérimentaux

Introduction	22
1. Validation sur des images IRM	23
2. Validation sur des images bruitées	25
Conclusion	26
Conclusion générale	27
Annexe	28
Bibliographie.....	30

Introduction

La technologie d'imagerie Non-Invasive a changé le visage de la médecine au 20ème siècle. L'imagerie médicale a commencé avec la découverte de Roentgen du Rayon-X en 1895 et s'est poursuivie avec les diverses technologies de l'imagerie tridimensionnelles (3D) telles que la tomographie assistée par ordinateur (CT), la résonance magnétique (IRM), l'échographie (US), la tomographie d'émission de position (Animal familial), la tomographie calculée d'émission simple de photon (SPECT), et une foule entière d'autres acronymes.

La technologie d'imagerie a progressé considérablement de radiographies simples qui fournissent uniquement une projection à deux dimensions (2D) de la densité de tissus à des techniques modernes de reconstruction d'images permettant une reconstruction full 3D à haute résolution qui peuvent afficher des informations au-delà des frontières du tissu.

Le rayon X est toujours la technique la plus utilisée en imagerie médicale. L'équipement est omniprésent et bon marché et réalise un bon travail montrant de nombreux maux. Il est limité dans son application étant donné que c'est une projection à 2D et peut seulement montrer à quel point le tissu absorbe les rayons X (Il montre essentiellement la densité des tissus) ; la radiographie est couramment appliqué comme un test de précaution initiale sur place ainsi que d'un diagnostic pour de nombreux problèmes, y compris fracture, caries dentaires, des problèmes respiratoires et le cancer du sein (mammographie).

CT sont tout simplement les technologies de radiographie étendu à 3D. Une image de rayon-X est la projection de la carte de densité 3D sur le plan de l'image. En acquérant des images multiples de rayon-X dans différents plans et en résolvant le problème inverse (appelé tomographie), nous pouvons trouver la carte de densité à l'origine de nos images observées. Avec des réalisations modernes, le CT est rapide et a de très bonne résolution spatiale. Il fait un excellent travail en affichant les os et des contrastes entre les tissus durs, tissus mous, et l'air. Le CT est largement utilisé pour de nombreuses applications telles que l'analyse cardiaque, la coloscopie virtuelle et l'analyse vasculaire. Cette technologie est aussi utilisée dans la bombe de balayage de machines en cours d'installation dans les aéroports. Le CT conserve également beaucoup des inconvénients des rayons X, y compris l'utilisation des rayonnements et l'impossibilité d'afficher une différenciation significative entre les tissus mous.

Une autre technique est presque aussi omniprésente que les rayons-X est l'échographie. L'échographie emploie des techniques basée sur le sonar pour construire des images. L'utilisation la plus connue de l'échographie est de voir le fœtus chez la femme enceinte. D'autres utilisations incluent la vérification de la présence de calculs biliaires et d'enquêter sur des croissances dans le rein ou le foie. L'échographie est très bonne avec les tissus mous, mais n'est pas aussi bonne avec les cavités osseuses et l'air. Puisque une échographie est construite en utilisant des ondes sonores, au lieu de photons, la résolution spatiale tend à être assez limitée et la qualité de l'image est beaucoup inférieure à celle obtenue avec une MR ou une CT.

MR (Résonance Magnétique) est différent de la plupart des autres techniques d'imagerie médicale car elle n'emploie pas la tomographie pour obtenir une image 3D. MR a révolutionné notre capacité à diagnostiquer des maux, particulièrement ceux impliquant les tissus mous, sa capacité à fournir de contraste est inégalée. L'imagerie MR est basée sur un phénomène connu sous le nom de *RMN*; Magnétique nucléaire résonance. Les images MR sont des mesures globales de composition des tissus au niveau moléculaire. La mesure où cette structure moléculaire reste constante au sein de tissus et varie selon les différents tissus, détermine l'efficacité de l'imagerie par résonance magnétique. MR est de loin la technique de formation d'images la plus souple à cause de l'existence d'un nombre énorme de paramètres à contrôler au cours du processus de formation d'images. Il peut mesurer des choses aussi simples que la densité de protons à des choses aussi complexes tel que les cartes d'activité cérébrale (fonctionnelle IRM), la circulation sanguine (angiographie). La principale difficulté avec MR est le coût. Les machines coûtent des millions de dollars, les dépenses de fonctionnement sont élevés, et seulement les radiologistes qualifiés peuvent interpréter les résultats. MR est employé couramment dans la détection de cancer, des ligaments et les diagnostics du cerveau.

1 Traitement d'images médicales

Au cours du XX^{ème} siècle, la médecine a vu l'apparition d'un nouvel outil qui l'a révolutionnée : l'imagerie médicale. Elle offre une série d'images du patient dont l'intensité des pixels représente une propriété physique différente selon les caractéristiques des tissus concernés. Cependant, si les techniques d'acquisition évoluent chaque jour, la lecture et la compréhension des images restent souvent un art difficile à maîtriser. Les progrès réalisés en technologie informatique ont permis de résoudre en partie les difficultés de lecture en traduisant l'information contenue dans l'image filtré ou segmenté. L'image traitée et améliorée doit être précise et fiable pour une interprétation facile et rapide.

Les techniques de traitement d'images nécessaires pour l'imagerie médicales peuvent aller du classique tel que le dé-bruitage et amélioration de contraste à des techniques plus modernes telles que la segmentation et l'interprétation. Le premier peut être considéré comme le prétraitement pour les deux évaluations; radiologie ou le traitement informatique. Ces derniers peuvent être considérés

comme des éléments fondamentaux de plusieurs des tâches d'analyse d'images complexes tels que le diagnostic informatique automatisé. La segmentation est la division d'une image en régions. Les critères pour ce qui constitue une région cohérente, peuvent varier d'une application à l'autre. La segmentation est critique pour de nombreuses tâches d'analyse d'images médicales, y compris les calculs d'efficacité cardiaque, le diagnostic de schizophrénie, la détection du cancer et l'image de la chirurgie guidée.

Grâce à une meilleure connaissance de l'anatomie interne du patient, les médecins sont aujourd'hui en mesure d'établir un meilleur diagnostic et de mieux planifier la thérapie la plus appropriée à un cas donné.

La présente thèse propose de traiter le problème de traitement d'images médicales en traitant le problème de la segmentation des images médicales en utilisant la méthode des Level sets pour avoir leur avantages et inconvénient.

Chapitre 1

Les contours actifs: Etat de l'art

Introduction

Au cours de la dernière décennie, la technique des contours actifs est devenue très populaire pour une variété d'applications, notamment la segmentation d'images médicales et le suivi de mouvement. Cette méthodologie est basée sur l'utilisation de contours déformables lesquels sont conformes à une variété de formes d'objets et de mouvements. Ce chapitre fournit un background théorique et un aperçu des méthodes de contours actifs.

Il existe deux principales approches de contours actifs basés sur une implémentation mathématique: les snakes (serpents) et les level sets (ensembles de niveaux). Explicitement les snakes déplacent un ensemble de points prédéfini basé sur un système de minimisation d'énergie. Tandis que les approches des ensembles de niveaux déplacent implicitement des contours comme un niveau particulier d'une fonction.

Comme pour les méthodes de segmentation d'images, il existe deux modèles de contours actifs en fonction de la force d'évolution des contours: basé-contours et basé-régions. Les

contours actifs basé- contours utilisent un détecteur de contours, généralement basé sur le gradient de l'image, pour trouver les frontières des sous-régions et attirer les contours aux frontières détectées. Les contours actifs basé-région utilisent l'information statistique de l'intensité de l'image dans chaque sous-ensemble au lieu de chercher des frontières géométriques.

2 Les modèles déformables (Snakes)

Le premier modèle de contours actifs a été proposé par Kass et al dans [1], et le nom de snake est dû à l'aspect évolutif des contours. Un contour paramétré par une longueur d'arc s est défini comme suit :

$$C(s) \equiv \{(x(s), y(s)) : 0 \leq s \leq L\} : \mathcal{R} \rightarrow \Omega \quad (1.1)$$

Où L désigne la longueur du contour C , et Ω désigne l'ensemble du domaine de l'image $I(x, y)$. L'expression correspondante dans un domaine discret est approximée par l'expression suivant

$$C(s) \approx C(n) = \{(x(n), y(n)) : 0 \leq n \leq N, S = 0 + n\Delta s\} \quad (1.2)$$

Où $L = N\Delta s$ Une fonction d'énergie $E(C)$ peut être défini sur le contour telle que

$$E(C) = E_{\text{int}} + E_{\text{ext}} \quad (1.3)$$

Où E_{int} et E_{ext} sont respectivement les fonctions d'énergie intérieure et extérieure du contour. La fonction d'énergie interne détermine la régularité, c'est-à-dire la forme lisse du contour. Un choix commun pour l'énergie interne est une fonctionnelle quadratique donné par

$$E_{\text{int}} \equiv \int_0^L \alpha |C'(s)|^2 + \beta |C''(s)|^2 ds \quad (1.4)$$

$$\approx \sum_{n=0}^N (\alpha |C'(s)|^2 + \beta |C''(s)|^2) \Delta s$$

Ici α contrôle la tension du contour, et β contrôle la rigidité du contour. Le terme d'énergie externe gère la régularisation du contour actif. L'énergie externe correspond à l'adéquation

aux données. Cette énergie prend en compte les caractéristiques de l'image. Elle peut être définie comme :

$$E_{\text{ext}} = \int_0^L E_{\text{img}}(C(s)) ds = \sum_{n=0}^N c \Delta s \quad (1.5)$$

Où $E_{\text{img}}(x, y)$, désigne une fonction scalaire définie sur le plan de l'image, ainsi le minimum local de E_{img} attire les Snakes aux bords. Un exemple de la fonction d'attraction de contour est une fonction du gradient de l'image, donnée par :

$$E_{\text{img}} = \frac{1}{\lambda |\nabla G_{\sigma} * I(x, y)|} : \Omega \rightarrow \mathfrak{R} \quad (1.6)$$

Où G_{σ} désigne une fonction gaussienne bidimensionnelle d'écart type σ , et λ est une constante convenablement choisie. La solution du problème des snakes est de trouver un contour C qui minimise l'énergie totale E avec l'ensemble de poids données, α , β et λ . Durant la phase expérimentale, un ensemble de points du snake résidant sur le plan de l'image sont définis dans la phase initiale, alors la prochaine position de ces points du snake est considérée comme un contour. La figure 1.1 montre un exemple des snakes classiques [24].

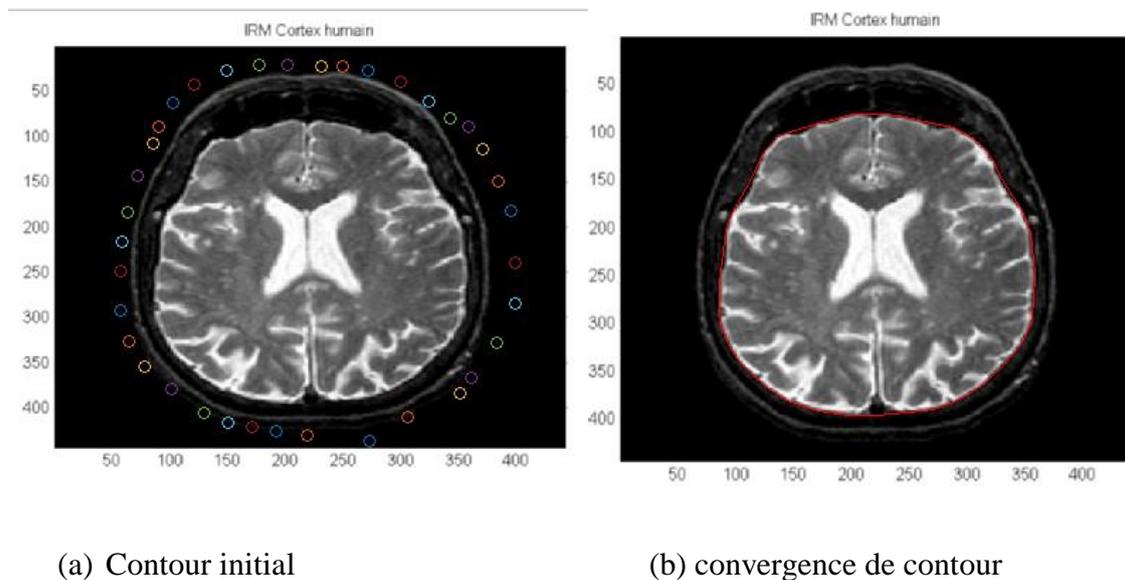


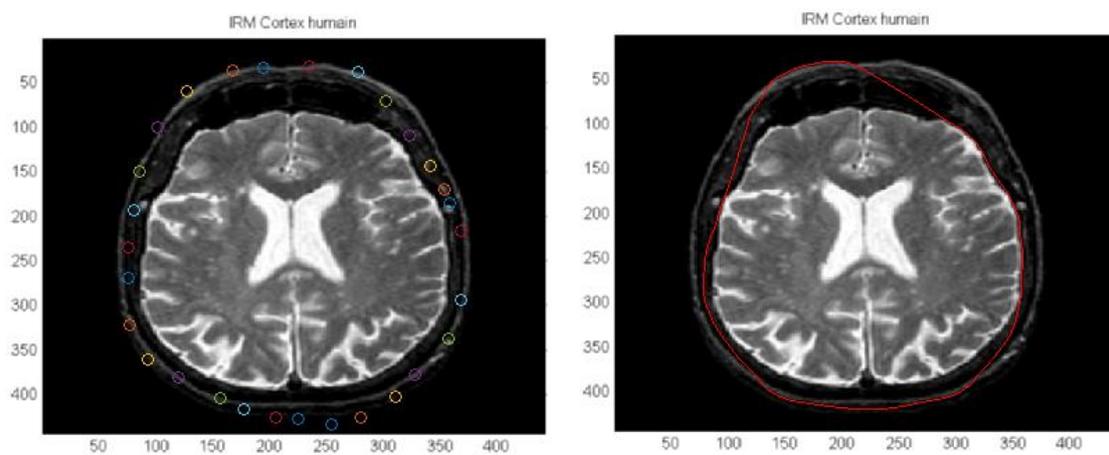
Figure (1.1) exemple d'un snack classique

Les points du Snake sont initialement placés un peu plus loin de la frontière de l'objet. Ensuite, chaque point se déplace vers les coordonnées optimales, où la fonction d'énergie converge au minimum. Les points du snake s'arrêtent finalement sur la frontière de l'objet.

3 Limitations des snakes classiques

Les Snakes classiques présente des défauts, On peut les résumer comme suit :

1. Les Snakes classiques fournissent une localisation précise des bords, seulement si le contour initial est suffisamment près des bords de l'objet car ils font usage seulement de l'information locale le long du contour.
2. Il est très sensible aux conditions initiales .
3. Il est difficile de traiter des objets avec concavité.



Figure(1.2):influence d'initialisation sur les snakes classiques



Figure (1.3): problème de cavité pour les snacks

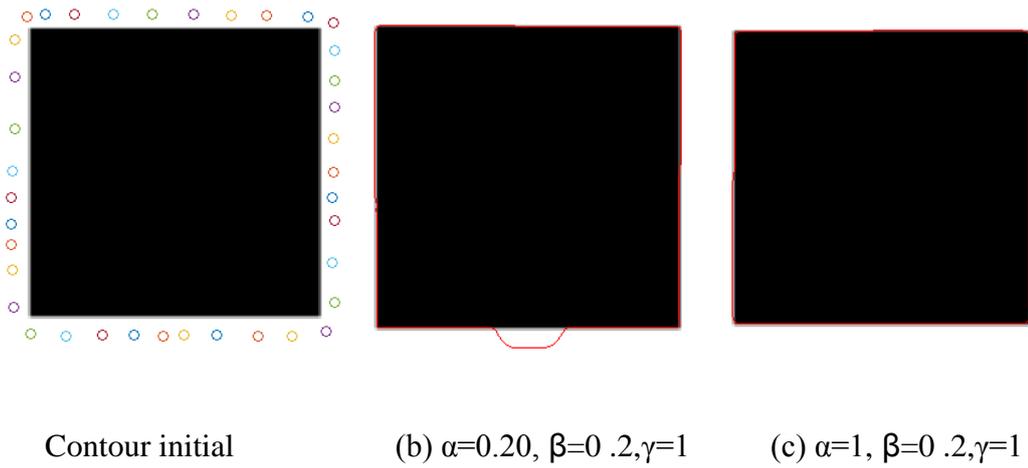


Figure (1.4): influence de choix des paramètres sur les snacks classiques

4 optimisation des snakes

Comme nous présentons avant, la méthode de serpent classique dispose de plusieurs coins limitation et si la convergence des résultats médiocres. Il existe plusieurs alternatives qui aborde les questions de la méthode par défaut, mais avec leurs propres compromis. Quelques-uns sont énumérés ici.

GVF snake modèle

Le modèle de snake flux de vecteur gradient (GVF) [2] traite deux problème des snakes classiques :

performances de convergence pour les cavités

performances de convergence quand le contour est initialisée loin de minimum

En 2D, le champ de vecteurs \mathbf{F}_{GVF} minimise l'énergie fonctionnelle

$$E_{GVF} = \int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\mathbf{v} - \nabla f|^2 dx dy \quad (1.7)$$

où μ est un terme de lissage contrôlable. Ceci peut être résolu en résolvant les équations d'Euler

$$\mu \nabla^2 u - \left(u - \frac{\partial}{\partial x} F_{ext} \right) \left(\frac{\partial}{\partial x} F_{ext}(x, y)^2 + \frac{\partial}{\partial y} F_{ext}(x, y)^2 \right) = 0 \quad (1.8)$$

$$\mu \nabla^2 v - \left(v - \frac{\partial}{\partial y} F_{ext} \right) \left(\frac{\partial}{\partial x} F_{ext}(x, y)^2 + \frac{\partial}{\partial y} F_{ext}(x, y)^2 \right) = 0 \quad (1.9)$$

Cela peut être résolu par itération vers une valeur à l'état stable.

$$u_{i+1} = u_i + \mu \nabla^2 u_i - \left(u_i - \frac{\partial}{\partial x} F_{ext} \right) \left(\frac{\partial}{\partial x} F_{ext}(x, y)^2 + \frac{\partial}{\partial y} F_{ext}(x, y)^2 \right) \quad (1.10)$$

$$v_{i+1} = v_i + \mu \nabla^2 v_i - \left(v_i - \frac{\partial}{\partial y} F_{ext} \right) \left(\frac{\partial}{\partial x} F_{ext}(x, y)^2 + \frac{\partial}{\partial y} F_{ext}(x, y)^2 \right) \quad (1.11)$$

Ce résultat remplace la force externe par défaut.

$$F_{\text{ext}}^* = F_{\text{GVF}}$$

Le principal problème avec l'utilisation de GVF est le terme de lissage μ provoque arrondissement des bords du contour. Réduire la valeur de μ réduit l'arrondissement, mais affaiblit la quantité de lissage.

Le modèle de ballon

Le modèle de ballon [3] aborde ces problèmes avec le modèle de contour actif par défaut:

Le snake est pas attiré par les bords lointains.

Le snake se rétrécira vers l'intérieur Si aucune image des forces importantes agissent sur elle.

un serpent plus grand que le contour de minima finira par se rétrécir en elle, mais un snake plus petit que le contour de minima ne trouvera pas les minima et au lieu de continuer à se rétrécir.

Le modèle de ballonnet présente une durée de gonflage dans les forces agissant sur le snake

$$F_{\text{inflation}} = k_1 \vec{n}(s) \quad (1.12)$$

où $\vec{n}(s)$ est le vecteur unitaire normal de la courbe à $v(s)$ et k_1 est l'ampleur de la force. k_1 devrait avoir la même ampleur que l'image normalisation facteur k et être plus petit en valeur que k pour permettre aux forces de bords de l'image pour surmonter la force de l'inflation.

Trois questions se posent d'utiliser le modèle de ballon:

Au lieu de rétrécissement, le snake se développe dans les minima et ne trouvera pas les contours de minima plus petits que lui.

La force vers l'extérieur provoque le contour à être légèrement plus grand que les minima réelle. Ceci peut être résolu en diminuant la force de ballon après une solution stable a été trouvée.

La force de l'inflation peut vaincre les forces de bords faibles, amplifiant la question avec des snakes en ignorant les caractéristiques les plus faibles dans une image.

Modèle de diffusion

Le modèle de diffusion de snake [4] traite de la sensibilité de serpents au bruit, l'encombrement, et l'occlusion

$$E^*_{\text{image}} = E_i + \alpha E_c \quad (1.13)$$

où E_i est basé sur un Mumford-Shah modifié fonctionnel

La force de cette méthode repose sur la force des données de formation ainsi que l'accord du Mumford-Shah modifiée fonctionnelle. Différents serpents besoin de différents ensembles de données de formation et tunings.

Mais malgré ça ,ces modèle ne résout pas les problèmes complètement et surtout ne peuvent pas détecter plus d'une frontière simultanément 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. La théorie des Level set (Ensembles de niveaux) à donné une solution à ce problème.

5 Méthodes des Ensembles de niveaux (Level Set)

La théorie des Level Set, est une formulation pour implémenter les contours actifs a été proposée par Osher et Sethian .Ils représentent implicitement un contour via la fonction de Lipschitz

bidimensionnelle continue $\Phi(x, y): \Omega \rightarrow \mathcal{R}$ définie sur le plan de l'image. La fonction $\Phi(x, y)$ est nommée fonction Level set (ensemble de niveau), et un niveau particulier ; généralement le niveau zéro, de $\Phi(x, y)$ est défini comme un contour tel que :

$$C \equiv \{(x, y) : \Phi(x, y) = 0\}, \forall (x, y) \in \Omega \quad (1.14)$$

Où Ω désigne le plan entier de l'image. La figure 1.5 (a) montre l'évolution de la fonction Level Set, et la figure 1.5(b) montre la propagation des contours correspondant à C.

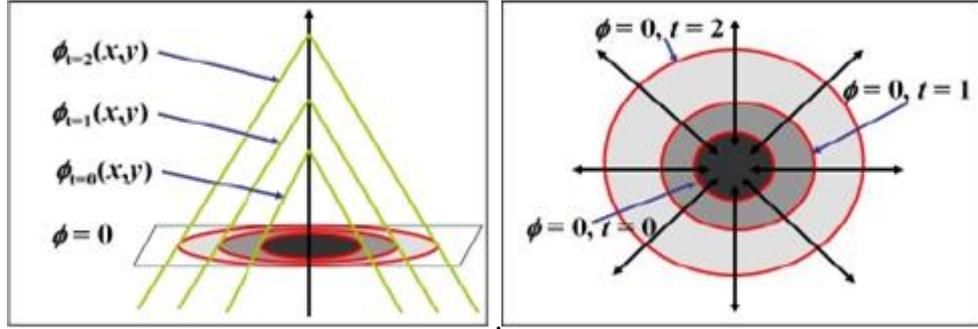


Figure (1.5) :L'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant: (a) la vue topologique de l'évolution de $\Phi(x, y)$, (b) les changements du level set initiale C: $\Phi(x, y)=0$

Comme la fonction Level Set $\Phi(x, y)$ passe de sa phase initiale, vers l'ensemble de contours C correspondant c'est-à-dire le contour rouge se propage vers l'intérieur. Avec cette définition, l'évolution du contour est équivalente à l'évolution de la fonction Level set, c'est à-dire

$$\frac{\partial c}{\partial t} = \frac{\partial \Phi(x, y)}{\partial t}.$$

L'avantage de l'utilisation du niveau zéro est qu'un contour peut être défini comme la frontière identifier par la vérification du signe de $\Phi(x, y)$. La fonction du Level set initiale $\Phi_0(x, y): \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ peut être donnée par la distance signée du contour initiale comme suit

$$\begin{aligned} \Phi_0(x, y) &\equiv \{\Phi(x, y) : t = 0\} \\ &= \pm D((x, y), N_{xy}(C_0)) \end{aligned} \quad , \forall (x, y) \in \Omega \quad (1.15)$$

Où $\pm D(a, b)$ indique une distance signée entre a et b, et $N_{xy}(C_0)$ désigne le plus proche pixel voisin sur le contour initial $C_0 \propto C(t=0)$ à partir de (x, y) . La figure 1.4(a) montre un exemple des contours initiaux C_0 , la figure 1.4(b) montre la fonction Level set initiale $\Phi_0(x, y)$ qui représente la distance signée calculé du contour initiale C_0 . $\Phi_0(x, y)$ augmente, c'est-à-dire, devient plus lumineuse, à mesure qu'un pixel (x, y) est situé plus loin à l'intérieur du contour initiale C_0 . Tandis que quand $\Phi_0(x, y)$ diminue, c'est-à-dire, devient plus foncée, à mesure que le pixel est situé plus loin à l'extérieur du contour initiale. La fonction initiale

des level set est à zéro aux points du contour initiale donnée par, $\Phi_0(x, y) = 0, \forall (x, y) \in C_0$.

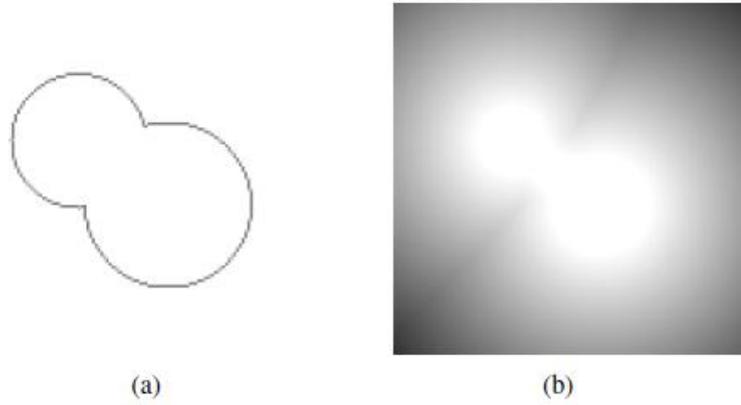


Figure (1.6) :Contour initiale et la distance signée correspondante: (a) le contour initiale C_0 , (b) la fonction level set initiale $\Phi_0(x, y)$ déterminé par la distance signée $= \pm D((x, y), N_{xy}(C_0))$

La déformation du contour est généralement représentée sous la forme numérique d'une EDP (équation aux différences partielles). Une formulation de l'évolution du contour en utilisant la valeur absolue du gradient de $\Phi(x, y)$ a été initialement proposée par Osher et Sethian :

$$\frac{\partial \Phi(x, y)}{\partial t} = |\nabla \Phi(x, y)| (v + \epsilon \kappa(\Phi(x, y))) \quad (1.16)$$

Où v désigne une constante de vitesse pour pousser ou tirer le contour, $\kappa(\cdot) : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ désigne la courbure moyenne de la fonction du Level set $\Phi(x, y)$ donnée par

$$\begin{aligned} \kappa(\Phi(x, y)) &= \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{\|\nabla \Phi\|} \right) \\ &= \frac{\Phi_{xx} \Phi_y^2 - 2\Phi_x \Phi_y \Phi_{xy} + \Phi_{yy} \Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{3/2}} \end{aligned} \quad (1.17)$$

Où Φ_x et Φ_{xx} désignent la première et la seconde dérivée partielle de $\Phi(x, y)$ par rapport à x , Φ_y et Φ_{yy} désignent la première et la seconde dérivée partielle de $\Phi(x, y)$ par rapport à y . Le rôle du terme de la courbure est de contrôler la régularité des contours comme pour l'énergie

interne E_{int} dans le modèle des snakes classiques. ε contrôle l'équilibre entre la régularité et la robustesse de l'évolution du contour.

Une autre forme de l'évolution du contour a été proposée par Chan et Vese . La longueur du contour C peut être approximée par la fonction level set $\Phi(x, y)$ telle que :

$$\begin{aligned} |C| &\approx L_\varepsilon \Phi(x, y) = \int_{\Omega} |\nabla H_\varepsilon(\Phi(x, y))| dx dy \\ &= \int_{\Omega} \delta_\varepsilon(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy \end{aligned} \quad (1.18)$$

Où $H_\varepsilon(\cdot)$ désigne la forme régularisée de la fonction d'unité de mesure (fonction Heaviside)

$H(\cdot) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ donnée par :

$$H(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{si } \Phi(x, y) \geq 0 \\ 0, & \text{si } \Phi(x, y) < 0 \end{cases} \quad \forall (x, y) \in \Omega \quad (1.19)$$

Et $\delta_\varepsilon(\cdot)$ désigne la dérivée de $H_\varepsilon(\cdot)$. Puisque la fonction d'unité de mesure produit 0 ou 1 selon le signe de l'entrée, la dérivée de la fonction d'unité de mesure produit un non-zéro seulement où $\Phi(x, y) = 0$ c'est-à-dire sur le contour C . En conséquence, l'intégration montrée dans (1.18) est équivalente à la longueur des contours sur le plan de l'image. L'équation associée d'Euler-Lagrange [32] obtenue par minimisation de $L_\varepsilon(\cdot)$ par rapport à Φ et un paramétrage des directions de la descente par le temps est donnée par

$$\frac{\partial \Phi(x, y)}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\Phi(x, y)) \kappa(\Phi(x, y)) \quad (1.20)$$

L'évolution du contour motivée par l'équation ci-dessus peut être interprétée comme un mouvement par courbure moyenne en réduisant la longueur du contour. Aussi, l'équation 1.15

est considérée comme le mouvement motivée par une PDE, tandis que l'équation 1.19 est considérée comme le mouvement motivée par la minimisation d'énergie.

La fonction $\Phi(x, y)$ évolue selon l'équation suivante:

$$\partial \Phi / \partial t = F |\nabla \Phi| \quad (1.21)$$

Où : F est une fonction scalaire de vitesse dépendant des facteurs suivants :

- Les propriétés locales de la courbe.
- Les paramètres externes liés au gradient d'image
- Les termes additionnels de propagation de la courbe.

L'ensemble de ces facteurs peut s'écrire comme suit :

$$F = F_{\text{prop}} + F_{\text{curv}} + F_{\text{adv}} \quad (1.22)$$

Où :

- $F_{\text{prop}} = F_0$ vitesse de propagation de la courbe.
- $F_{\text{curv}} = -\varepsilon k$ vitesse lié aux propriétés locales de la courbe.
- $F_{\text{adv}} = \vec{U}(x, y, t) \cdot \vec{n}$ vitesse d'advection, \vec{n} la normale unitaire à la courbe $\vec{n} = \frac{\Delta \Phi}{|\Delta \Phi|}$

L'équation de Level Set s'écrit comme suit :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} + F_0 |\nabla \Phi| + \vec{U}(x, y, t) \cdot \nabla \Phi = -\varepsilon k |\nabla \Phi| \quad (1.22)$$

Le terme $(F_0 |\nabla \Phi|)$ dans l'équation (1.27) décrit le mouvement des Level Set dans la direction normale à la courbe, il dépend du terme $g(|\nabla I|)$ qui est une fonction monotone décroissante de l'amplitude du gradient de l'image I. il peut s'écrire selon l'équation suivante :

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^p} \quad (1.23)$$

G est un noyau Gaussien de variance σ , $p=1$ ou $p=2$.

Le terme $F_0 |\nabla \Phi|$ par :

$$F_0 |\nabla \Phi| = \alpha [\max(F_{0ij}, 0) \nabla^+ + \min(F_{0ij}, 0) \nabla^-] \quad (1.24)$$

Le coefficient α peut être positif ou négatif, en fonction de la position relative entre le contour initial et l'objet d'intérêt. Par exemple, si le contour initial est placé en dors de l'objet d'intérêt, le coefficient de pondération α devrait prendre une valeur positive, de sorte que le contour puisse se rétrécir plus rapidement. Si le contour initial est placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt, le coefficient de pondération α devrait prendre une valeur négative pour accélérer l'expansion du contour.

Où ∇^+ et ∇^- sont définis par:

$$\nabla^+ = [\max(D_{ij}^{-x} \Phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{-y} \Phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+x} \Phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+y} \Phi, 0)^2] \quad (1.25)$$

$$\nabla^- = [\max(D_{ij}^{+x} \Phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-x} \Phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-y} \Phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{+y} \Phi, 0)^2] \quad (1.26)$$

L'implémentation numérique de cette évolution fait appel aux approximations des dérivées par la méthode des différences finies du premier ordre (pour notre cas en 2D), D_{ij}^{+x}, D_{ij}^{+y} sont les "forward differences" de Φ selon x et y :

$$D_{ij}^{+x} = D_{ij}^{+x} \Phi = \frac{\Phi_{i+1,j} - \Phi_{i,j}}{\Delta x} \quad (1.27)$$

$$D_{ij}^{+y} = D_{ij}^{+y} \Phi = \frac{\Phi_{i,j+1} - \Phi_{i,j}}{\Delta y} \quad (1.28)$$

D_{ij}^{-x}, D_{ij}^{-y} sont les "backward differences" de Φ selon x et y :

$$D_{ij}^{-x} = D_{ij}^{-x} \Phi = \frac{\Phi_{i,j} - \Phi_{i-1,j}}{\Delta x} \quad (1.29)$$

$$D_{ij}^{-y} = D_{ij}^{-y} \Phi = \frac{\Phi_{i,j} - \Phi_{i,j-1}}{\Delta y} \quad (1.30)$$

Le terme $F_{adv} |\nabla \Phi|$ correspond à la vitesse d'advection, il peut s'écrire selon la forme:

$$F_{adv} |\nabla \Phi| = \{[\max(u_{ij}^n, 0) D_{ij}^{-x} + \min(u_{ij}^n, 0) D_{ij}^{+x} + \min(v_{ij}^n, 0) D_{ij}^{-y} + \min(v_{ij}^n, 0) D_{ij}^{+y}]\} \quad (1.31)$$

Où $\vec{U} = (u, v)$ et u, v sont respectivement les dérivées spatiales de $g(|\nabla I|)$.

Le terme $F_{curv} |\nabla \Phi|$ dépend de la courbure K ; pour l'implémentation des contours actifs géométrique, le calcul de la courbure locale en chaque point de la courbe est nécessaire.

Il est nécessaire de calculer la courbure non seulement sur la courbe mais dans tout le domaine d'évolution. la courbure locale dans un point de C peut être calculée à partir de Φ en utilisant les différences finies centrales avec la formule :

$$K = \nabla \vec{n} = \frac{\Phi_{xx}\Phi_y^2 - 2\Phi_{xy}\Phi_x\Phi_y + \Phi_{yy}\Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{3/2}} \quad (1.32)$$

La dérivé temporelle $\partial\Phi/\partial t$ est donnée par:

$$\partial\Phi/\partial t = \Phi_{ij}^{k+1} - \Phi_{ij}^k / \tau \quad (1.33)$$

La fonction d'ensemble de niveaux Φ doit satisfaire la condition : $\nabla\Phi = 1$, en présentant sa configuration comme une fonction de distance signée de front $C(t)$. Durant tout le temps de déformation. Ainsi, si la configuration initiale de C est un point simple, Φ est construite pour s'assurer que tous ses ensembles des niveaux sont équidistants à l'ensemble de niveau zéro C. Supposons que la fonction de vitesse est constante uniforme qui prend la valeur 1, agissant sur la fonction d'ensemble de niveaux qui est définie par Φ , nous pourrions prévoir que le point initial augmenterait indéfiniment à chaque itération. Cette première étape est l'idée fondamentale de la méthode des Level Set. La deuxième étape consiste à utiliser la fonction vitesse, comme le montre l'équation (1.25) pour faire évoluer Φ vers les contours désirés.

Une caractéristique exceptionnelle des méthodes des level set est que les contours peuvent se diviser ou fusionner comme la topologie de la fonction level set change. Donc, les méthodes des level set peuvent détecter plus d'une frontière simultanément et une multitude de contours initiaux peuvent être placés. La figure 1.5(a) montre un exemple des changements topologiques d'une fonction level set, tandis que la figure 1.5(b) montre comment la fusion des contours initialement séparés varie avec la topologie de la fonction level set.

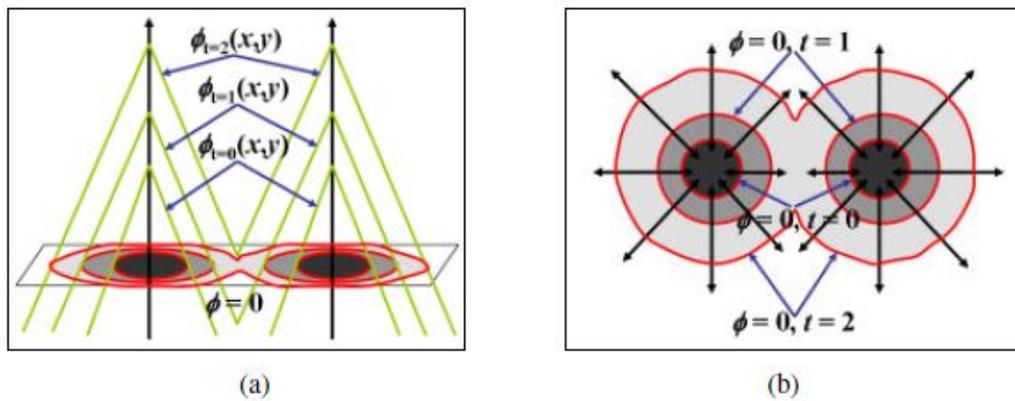


Figure (1.7) : Changement de la topologie observée dans l'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant: (a) la vue topologique de l'évolution de $\Phi(x, y)$, (b) les changements du level set initiale C: $\Phi(x, y) = 0$

Implémentation de la méthode :

dans le cadre de cette étude on a implémenté un programme sur Matlab inspiré de la théorie

le code Matlab :

```
%
close all;clear all;

Img=imread('synImage3.png');

Iter_outer = 100;
Iter_inner = 10;
sigma = 4; % scale parameter
timestep = .1;
mu = 0.1/timestep;
A=255;
nu = 0.001*A^2; % weight of length term
c0 = 1;
epsilon = 1;

Img = double(Img(:,:,1));
Img=normalize01(Img)*A; % rescale the image intensity to the interval [0,A]
Mask=(Img>5);

[nrow,ncol] = size(Img);

numframe=0;

figure;
imagesc(Img,[0 255]);colormap(gray);hold on; axis off;axis equal;

%%% initialization of bias field and level set function
b=ones(size(Img));
initialLSF(:,:,1) = randn(size(Img)); % randomly initialize the level set
functions
initialLSF(:,:,2) = randn(size(Img)); % randomly initialize the level set
functions
initialLSF(:,:,1)= Mask; % remove the background outside the mask
u = sign(initialLSF);
```

```

[c,h] = contour(u(:,:,1), [0 0], 'r');
%[c,h] = contour(u(:,:,2), [0 0], 'b');

hold off

Ksigma=fspecial('gaussian',round(2*sigma)*2+1,sigma); % Gaussian kernel
% disk_radius = 7;
% Ksigma=fspecial('disk',disk_radius); % an alternative kernel as a truncated
uniform function
KONE=conv2(ones(size(Img)),Ksigma,'same');

pause(0.1)

totaltime =0
for n = 1:Iter_outer

    t0=cputime;
    [u, b, C]= lse_bfe_3Phase(u,Img,b,Ksigma,KONE,
nu,timestep,mu,epsilon,Iter_inner);
    t1=cputime;
    totaltime = totaltime + t1-t0;

    if(mod(n,3) == 0)
        pause(0.01);
        imagesc(Img, [0 255]);colormap(gray);hold on; axis off;axis equal;
        [c,h] = contour(u(:,:,1), [0 0], 'r');
        % [c,h] = contour(u(:,:,2), [0 0], 'b');
        iterNum=[num2str(n), ' iterations'];
        title(iterNum);
        hold off;

    end

end

totaltime

H1 = Heaviside(u(:,:,1),epsilon );
H2 = Heaviside(u(:,:,2),epsilon );
M1=H1.*H2;
M2=H1.*(1-H2);
M3=(1-H1);

Img_seg=C(1)*M1+C(2)*M2+C(3)*M3; % three regions are labeled with C1, C2, C3

```

```

figure;imagesc(Img_seg); axis off; axis equal;title('Segmented regions');
colormap(gray);

figure;
imagesc(Img,[0 255]);colormap(gray);hold on; axis off;axis equal;
[c,h] = contour(u(:,:,1),[0 0], 'r', 'LineWidth',1);
 %[c,h] = contour(u(:,:,2),[0 0], 'b', 'LineWidth',1);

figure; imagesc(Img, [0,255]);colormap(gray);hold on; axis off; axis equal;
title('Original image');

img_corrected = normalize01(Mask.*Img./(b+(b==0)))*255;
figure,imagesc(img_corrected, [0,255]);colormap(gray);hold on; axis off; axis
equal;
title('Bias corrected image');

```

Conclusion

Cette partie nous a permis de mieux comprendre l'intérêt de la méthode des contours paramétrés dans la recherche d'une courbe de segmentation dans une image et de prendre conscience de la diversité des approches possibles et avoir les problème des approches classique.

Les contours actifs : posent un problème majors n traitemant de concavités

Les contours actifs Greedy et GVF : pallient au problème de concavités mais ne prennent pas plusieurs objets en meme temps.

Les Level Set :prennent plusieurs objets en meme temps en s'adaptant au changement topologique avec un traitement parfait des concavités mais posent le problème de temps de calcul.

Chapitre 2

Résultats Expérimentaux

Introduction

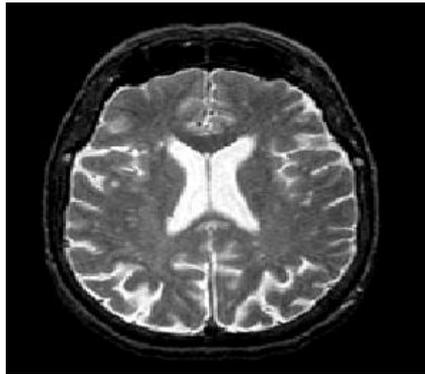
Dans ce chapitre les résultats de nos expériences sont présentés

L'algorithme de Level Set développé permet de segmenter les structures présentes dans des images médicales de types IRM et échographique.

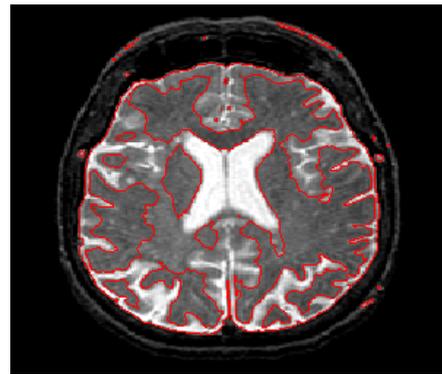
Le principe reste celui d'un Level set classique, pour cela, nous l'initialisons par une forme géométrique quelconque que nous positionnons sur, à l'intérieur ou à l'extérieur d'une structure, et partant de ce contour, la courbe de niveau ainsi créée va se déformer en fonction de forces proportionnelles aux gradients présents dans le voisinage de cette bande, pour enfin se rapprocher au mieux de la structure voulue. Un aspect notable des Level set, est leur capacité à se scinder autorisant ainsi un changement topologique, créant ainsi plusieurs ensembles. Toutefois, cette propriété s'avère un avantage dans les cas qui nous intéressent.

1 Validation sur des images IRM

Les images de notre base de données, illustrent la qualité de la segmentation sur des images IRM.



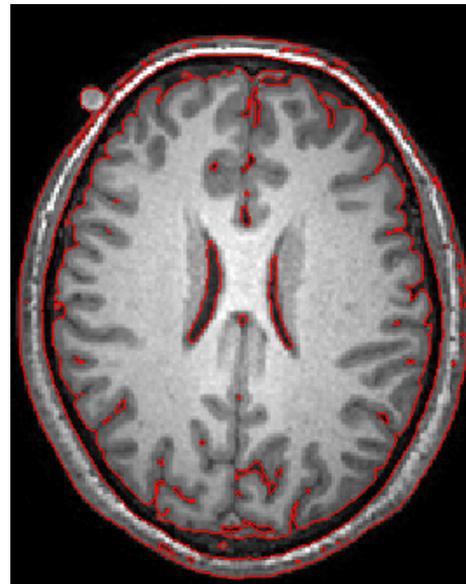
(a) Image initiale



(b) image segmenté



(a) Image initiale



(b) image segmenté

Figure 2.1 :les résultats de la segmentation obtenu par la méthode de level set

Les résultats de la segmentation montrent la fiabilité de la méthode des Level Set car elle permet d'identifier les structures et les caractéristiques désirées dans les images IRM du cortex, en gérant automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution

La flexibilité et convenance des Level Set fournissent des moyens pour une segmentation autonome par l'utilisation d'un ou de plusieurs contours initiaux. Le coût de calcul des méthodes des ensembles de niveaux est élevé parce que le calcul devrait être sur la même dimension que le

plan Ω de l'image. Ainsi, la vitesse de convergence est relativement plus lente que les autres méthodes de segmentation. Le coût de calcul élevé peut être compensé par l'utilisation de plusieurs contours initiaux. L'utilisation de

plusieurs contours initiaux augmente la vitesse de convergence en coopérant rapidement avec le contour voisin le plus proche.

Pour illustrer l'avantage des Level Set pour les détections des concavités on va utiliser des images de synthèse



(a) Image initiale



(b) image segmenté



(a) Image initiale

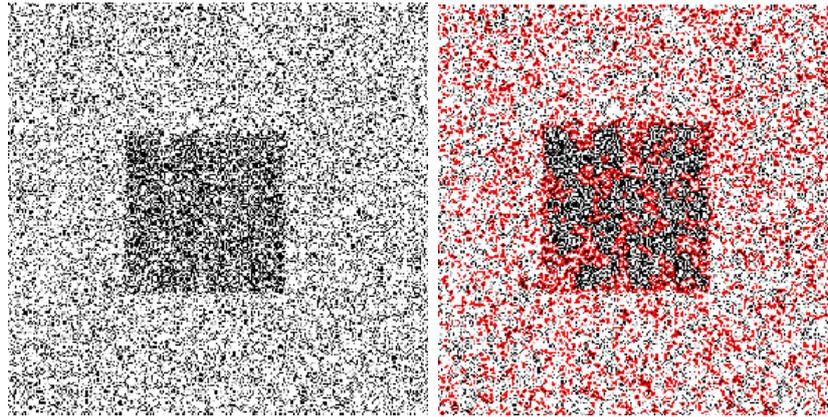
(b) image segmenté

Figure 2.2 :les résultats de la segmentation obtenu par la méthode de level set2

Les résultats de la segmentation des image synthèse montrent que Level Set est supérieure en terme de prise en compte des concavités par rapport aux différents modèles des snake.

2.2.1. Test sur image bruitée

L'objectif de cette paragraphe d'examiner la performance des Level Set sur des images bruité, pour cela on commence par bruité notre image avec un bruit blanc :



(a) Image initiale

(b) image segmenté

Figure (2.3) : test sur image bruitée

L'application de notre implémentation sur des images bruitées ne converge pas, ce que nous mène à remarquer que les Level Set sont sensible aux bruit blanc.

Conclusion

Dans cette section nous avons présenté un nouveau modèle de segmentation utilisant la méthode des level set ; les résultats sur des images médicales montrent l'avantage des Level Set sur les différent modèles des snake pour les images présentant des concavités, mais exige un temps de calcul élevé que celui des snake.

Conclusion générale

Au cours de notre travail, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images, dans le but de d'aider les médecins dans le diagnostic de pathologies. Après avoir introduit les notions générales de la segmentation, nous avons étudié les contours actifs. Dans le cas des contours actifs, les tests ont été effectués sur des images IRM de cortex, montrant la bonne convergence des snakes vers les frontières de l'image, et la progression vers les fortes concavités pour les Level Set. Mais ce type de contours (contours actifs) présente quelques inconvénients ; parmi ces inconvénients nous pouvons citer :

1- Premièrement, les contours actifs dépendent de l'initialisation. Si le contour est initialisé loin de l'objet souhaité, il a peu de chance, de rejoindre le contour désiré. De plus, si l'image est bruitée, il y a une forte probabilité de détecter des contours parasites.

2- Le réglage des coefficients n'est pas pris en charge théoriquement et est généralement effectué de façon heuristique. Les paramètres d'élasticité et de courbure adaptés à une forme donnée ne sont donc pas utilisables sur une autre forme. On peut remarquer qu'une forte valeur de α induit des contraintes de tension importantes. Aussi, une forte valeur de β efface les détails du contour. Il est donc nécessaire de procéder à des tests préalables pour déterminer le meilleur jeu de paramètres, ce qui est handicapant dans le cas d'une segmentation automatique.

3- De plus, les contours actifs ont des difficultés de suivre le changement de topologie. Dans le cas de contours actifs géométriques qui sont les Level Set, les tests effectués sur des images IRM du cortex montrent que ce type de contours peut gérer le changement de topologie de l'image. Il faut signaler que la méthode des Level Set est très lente. Ainsi, les résultats obtenus montrent la fiabilité de cette méthode car elle permet d'identifier les structures dans les images IRM.

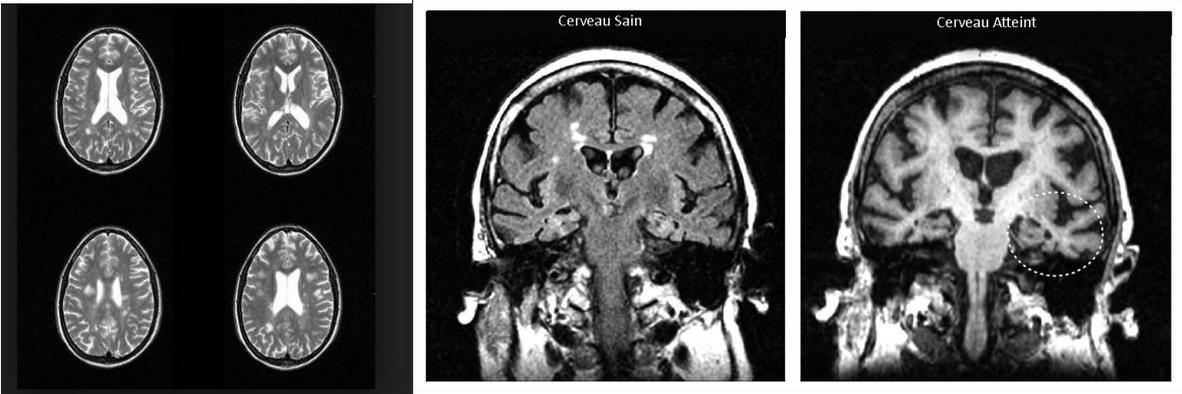
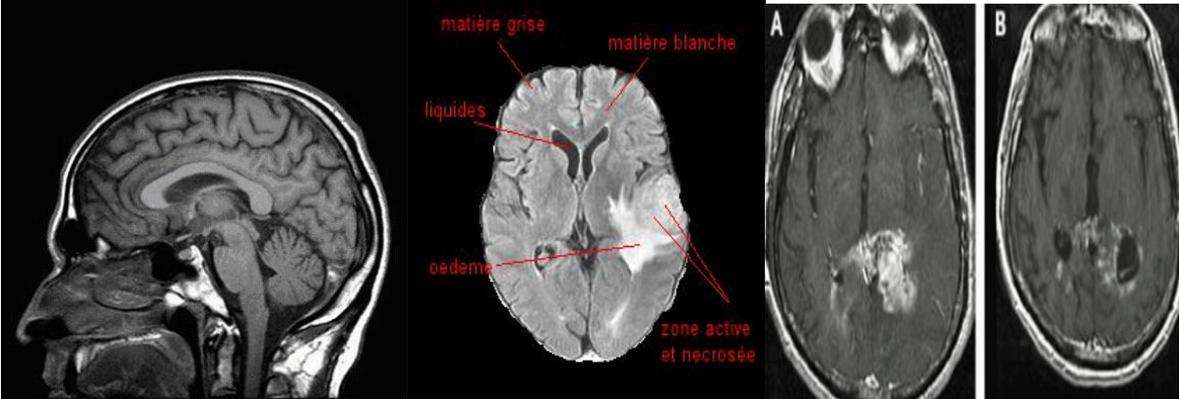
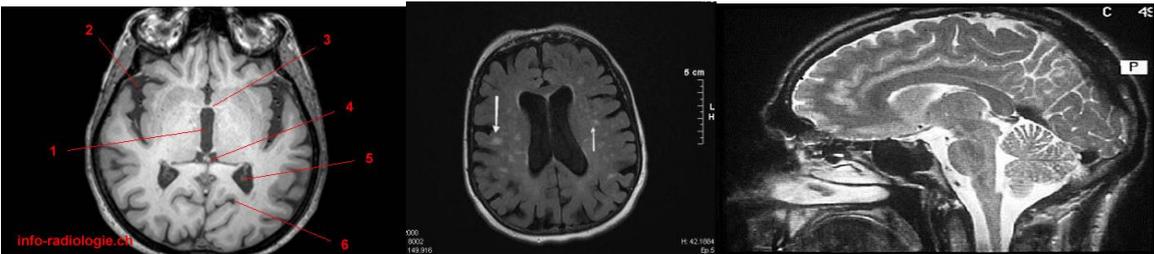
Pour remédier au problème de temps de calcul assez long mis par La méthode d'ensemble de niveaux (Level Set) nous proposons la méthode FastMatching [7] qui présente deux avantages principaux:

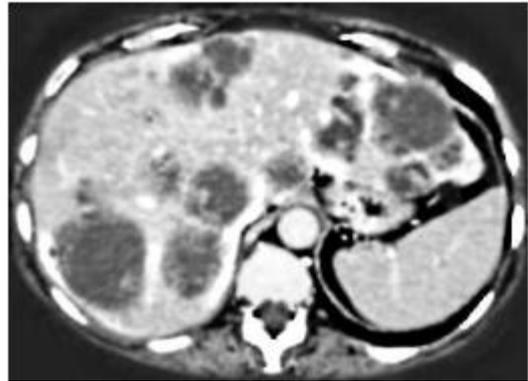
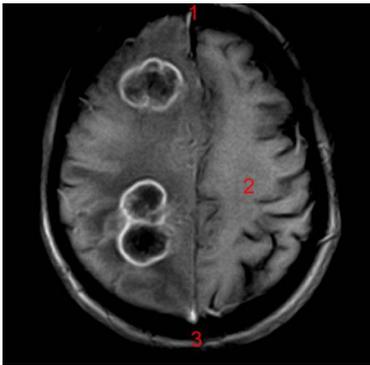
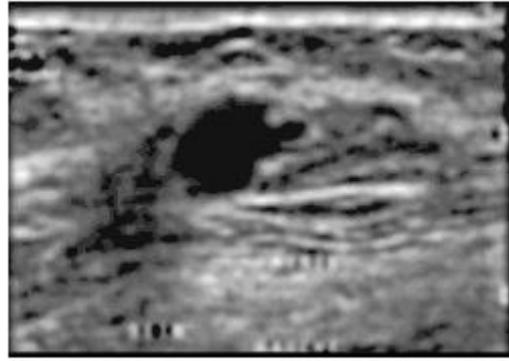
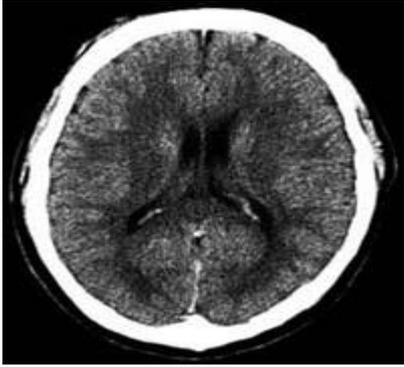
1- Un pas de temps plus large peut être utilisé pour résoudre numériquement les équations aux dérivées partielles, ce qui rend l'évolution de l'ensemble de niveaux plus rapide.

2- La fonction d'ensemble de niveaux peut être initialisée d'une façon plus facile.

Annexe

Base de données





BIBLIOGRAPHIE

- [1] **XU, C. PRINCE, J. L.** - Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow. *IEEE Trans on Image Processing*, vol. 7, n° 3, mars 1998,p. 359-369.
- [2] **KASS, M. WITKIN, A. AND TERZOPOULOS D** - Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, vol. 55, 1988, p. 321-331
- [3] **WILLIAMS, D.J. and SHAH, M.** - A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation, *CVIGP Computer Vision Graphics Image Process: Image Understanding*, vol. 55, n° 1, janvier 1992, p. 14-26.
- [4] S. Osher and J. Sethian, Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations, *Journal of Computational Physics*, pp. 12–49, 1988.
- [5] T. Chan and L. Vese, Active contours without edges, *IEEE Transactions on Image Processing*, no. 2, pp. 266–277, 2001.
- [6] J. A. Sethian. “Fast Marching Methods and Level Set Methods for Propagating Interfaces”, von Karman Institute Lecture Series, Computational Fluid Mechanics, 1998.
- [7] Caselles V., Catta F., Coll T., Dibos F., “A geometric model for active contours”, *Numerische Mathematik*, vol. 66(1), pp. 1-31, 1993.