

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



Ecole Nationale Polytechnique

Projet de fin d'études
en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Electronique

Thème

SEGMENTATION DES IMAGES IRM PAR
LES LEVEL SET

Proposé et encadré par :

Mme. Latifa HAMAMI (MC)

M. Riad KHELIFI (Magister)

Réalisé par :

BOULARES Abdennour

Devant le jury composé de :

Melle. M'hania GUERTI (Pr)

Mme. Latifa HAMAMI (MC)

M. Boualem BOUSSEKSOU (CC)

Présidente

Rapporteur

Examineur

Promotion Juin 2008

ملخص : حاليا التجزئة هي أهم مرحلة في معالجة و تفسير الصور الطبية، نذكر أن هذه الصور مأخوذة من ماسح (م،ر،م)، حيث نشرت طرق عديدة من بينها تجزئة الصور باستعمال مجموعة المستويات، هذه طريقة مختصة في التجزئة تمثل موضوع مشروعنا، هدفها الأساسي هو تغيير المحيط الأولي باستعمال بعض المعادلات حتي يصل المحيط إلى الأجسام المرجوة، و بهذا تسمح لنا باكتساب محيط مغلق و رقيق (يحتوي على بكسل واحد).
المفاتيح : التجزئة، معالجة الصور، المحيطات المتحركة، مجموعة المستويات، مصورة الرنين المغناطيسي.

Résumé : Actuellement, la phase de segmentation constitue une étape importante dans le traitement et l'interprétation des images médicales. Rappelons que ces images sont obtenues par le biais d'un scanner IRM.

De nombreuses recherches ont eu lieu sur les méthodes de segmentation, d'ou un très grand nombre de méthodes en résulte , parmi ces techniques nous nous intéressons à la méthode d'ensemble des niveaux ou level sets ; c'est une technique particulière de segmentation, qui présente le sujet de notre projet de fin d'études ; son principe est de faire évoluer un contour initial selon certaines équations pour aboutir aux bords de l'objet d'intérêt. Cette technique nous permet d'avoir un contour fermé et mince (un pixel d'épaisseur).

Mot clés : segmentation, traitement d'image, contour actif , level sets, IRM.

Abstract : Currently, the phase of segmentation constitutes a big step in the treatment and the interpretation of the medical images. Let us recall that these images are obtained by the means of a scanner IRM.

Many researches have been proposed on segmentation methods. Accordingly, several methods have been resulted. Among these methods, we find the level set method which presents the subject of our project.

The basic idea of level set methods is to evolve an initial contour according to some equations to reach the desired object boundaries; this method helps us to get a closed and skinny contour(one pixel of thickness).

Keywords: segmentation, image processing, active contours, level sets, IRM.

REMERCIEMENT

En premier, nous adressons nos plus vifs remerciements à notre promotrice Dr L. HAMAMI pour les conseils avisés qu'elle nous a toujours prodigués, pour les connaissances dont elle nous a fait bénéficier, son suivi attentif et sa confiance qui nous a été très précieuse. Mais aussi nous tenons à la remercier pour nous avoir fait l'honneur de nous encadrer.

Nous remercions également notre co-promoteur Mr R. KHELIFI.

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

Nous voudrions enfin remercier en particulier toute la promotion spéciale d'électronique 2008.

Abdenour

Dédicace

À mon Dieu le tout puissant.

À ma mère, ma mère, ma mère et mon père.

À mes chers frères et sœurs.

À ma promotrice Mme L. Hamami.

À mon co-promoteur Mr Riad KHELIFI.

À mes amis Yacine, Omar, Slimane, Mustapha, Kader.....

À tous mes amis et amies de l'école polytechnique.

Et à tous ceux qui me sont chers.

Aldennour .

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I : Imagerie par résonance magnétique	
I.1. Introduction	3
I.1.1. Définition	3
I.1.2. Historique	3
I.2. Principes de fonctionnement de l'IRM	3
* Moment magnétique des noyaux	4
* Phénomènes de résonance et de relaxation	5
a. Relaxation longitudinale	6
b. Relaxation transversale	7
I.3. Formation des images	8
I.4. Différentes pondérations	10
Image pondérée en T1	11
Image pondérée en T2	12
Image pondérée en densité de protons ρ	12
I.5. Incertitudes et imprécisions des images	12
Système d'acquisition	12
Effet de volume partiel	14
I.6. Conclusion	14
CHAPITRE II : SEGMENTATION D'IMAGE	
II.1. Introduction	15
II.2. Approche frontière	15
II.2.1. Définition d'un contour	15
II.2.2. Techniques de détection	16
II.2.2.1. Détection de contours par le calcul du gradient	16
II.2.2.2. Opérateurs dérivatifs du premier ordre	17
II.2.2.2.1. Opérateurs de Prewitt et de Sobel	19
II.2.2.2.2. Opérateur directionnel de Kirsh	16

II.2.2.2.3. Opérateur MDIF	21
II.2.2.2.4. Opérateur NAGDIF	22
II.2.2.3. Opérateurs dérivatifs du second ordre [5][6] [7] [8]	25
II.2.2.3.1. Laplacien d'une image	25
II.2.2.3.2. Laplacien d'une image filtrée	25
II.2.2.3.3. Différences finies	25
II.2.2.4. Amincissement des lignes de contours	27
II.2.2.5. Morphologie mathématique	28
II.2.2.5.1 Transformation morphologiques	28
II.2.2.5.1.1.Principes généraux	28
II.2.2.5.1.2 Elément structurant	29
II.2.2.5.2. Opérateurs fondamentaux	29
II.2.2.5.2.1 Dilatation	29
a) Dilatation des images binaires	29
b) Dilatation des images à plusieurs niveaux de gris	30
II.2.3.2.2. Erosion	31
a) Erosion des images binaires	31
b) Erosion des images à plusieurs niveaux de gris	32
II.2.2.5.3 Ouverture et fermeture	33
II.2.2.5.4. Filtrage morphologique	35
II.2.2.5.5. Amincissement morphologique	36
II.2.2.5.6. Ligne de partage des eaux	37
II.2.2.6. Méthode d'ensemble des niveaux (Level Sets)	39
II.2.2.6.1. Principe général	39
II.2.3.Interprétation des résultats	41
II.3. Approche région	46
II.3.1 Les méthodes de classification	46
II.3.2 Croissance de région et agrégation	47
II.3.2.1 Agrégation de pixels	47
II.3.2.2 La segmentation par croissance de régions	47
II.3.2.2.1 Approches par division	48
II.3.2.2.2 Approche fusion	49
II.3.2.2.3 Approche par division - fusion	49

II.3.3 Quadtree	49
II.4.Conclusion	52
CHAPITRE III : La Théorie des level sets	
III.1. Introduction	53
III.2. Méthode d'ensemble de niveaux traditionnels	53
III.2.1.Initialisation de la fonction de distance	54
II.2.2. L'évolution de la courbe	55
II.2.2.1. Equations fondamentales	55
III.2.2.2. Construction de la fonction de distance	60
III.2.2.3.Réinitialisation de la fonction de distance	61
III.2.2.4. level set traditionnel	62
III.2.2.5. Avantages et inconvénients:	63
III.3.Level set sans réinitialisation de la fonction de distance	64
III.3.1 La sélection de pas relatif au temps	67
III.3.2. Initialisation flexible de la fonction d'ensemble de niveaux	67
III.3.3. Description de l'algorithme de level set sans réinitialisation de la fonction de distance	67
III.4.Interprétation des résultats	68
III.4.1.Application de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle	68
III.4.2. Application de la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation de la fonction de distance	70
III.5.COCLUSION	72
CHAPITRE IV : Description de l'application	
IV.1.Introduction	73
IV.2.L'interface graphique	73
IV.2.2. Level set traditionnel	74
IV.2.3. Le choix de contour initial	75
IV.3.Exemple	77
IV.3.1. Choix de l'image et de la méthode désirée	77

IV.3.2.Choix du contour	78
IV.3.3. Evolution du contour initial	79
IV.4.Conclusion	79
Conclusion générale	80
Bibliographie	81
Annexe	84

Figure.I.1	Le mouvement de spin	4
Figure.I.2.	Mouvement de précession d'un ensemble de moments magnétiques	5
Figure.I.3.	Décomposition du moment magnétique M en un moment transversal MT et longitudinal ML lors de la résonance	3
Figure.I.4	Signal FID recueilli par les bobines réceptrices	9
Figure.I.5.	Plan axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1	10
Figure.I.6.	Représentation d'une image volumique, constituée en trois coupes perpendiculaires	10
Figure.I.7.	Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition	11
Figure. I.8.	Observation du bruit	13
Figure. I.9.	Effet de volume partiel	14
Figure II.1	Quelques profils de contour (a)/ marche, (b)/ rampe, (c)/ toit	15
Figure II.2	Orientation d'un contour	17
Figure II.3:	Applications des détecteurs de Prewitt et Sobel.	20
Figure II.4:	Opérateur de Kirsh	21
Figure II.5:	Opérateur de MDIF	22
Figure II.6:	Domaines de Nagao	23
Figure II.7	Opérateur NAGDIF	24
Figure II.8	Opérateurs du deuxième ordre	26
Figure II.9	Exemple d'amincissement.	28
Figure II.10	Exemple de dilatation sur une image binaire	30
Figure II.11	Exemple de dilatation sur une image à plusieurs niveaux de gris	30
Figure II.12:	Exemple d'érosion sur une image binaire	31
Figure II.13:	Exemple de d'érosion sur une image à plusieurs niveaux de gris	32
Figure II.14:	Exemple d'ouverture sur une image binaire	33
Figure II.15:	Exemple d'ouverture sur une image à plusieurs niveaux de gris.	33
Figure II.16:	Les éléments structurants L et E	37

Figure II.17:	Résultats de la ligne de partage des eaux	39
Figure.II.18:	Évolution de la courbe C	40
Figure.II.19:	Le changement de topologie en cours d'évolution de la courbe	40
FigureII.20:	L'image originale	44
Figure II.21:	La coupe sagittale du cerveau	44
Figure II.22:	Filtre médian suivi d'un filtre Gaussien	45
Figure II.23:	Initialisation de la courbe	45
Figure II.24:	Segmentation par la méthode Level-Set	46
Figure II.25:	La structure Quadtree	50
Figure II.26:	Segmentation en utilisant le quadtree	51
Figure III.1:	Évolution de la courbe C	53
Figure III.2:	L'utilisation de la distance signée ϕ .	54
Figure III.3:	Le chauvechement entre les niveaux de la fonction de distance	61
Figure III.3:	La fonction ϕ après la réinitialisation	62
Figure III.4:	Les résultats obtenus par les Level Sets traditionnel	69
Figure III.5:	Les résultats obtenus par les Level Sets sans réinitialisation de la fonction de distance.	71
Figure IV.1:	ouverture d'une image	73
Figure IV.2:	Le choix d'une méthode	74
Figure IV.3:	Les paramètres de level set traditionnel	74
Figure IV.4:	Le choix de contour initial	75
Figure IV.5	Le choix de nombre des courbes initiales	76
Figure IV.4	L'initialisation avec plusieurs courbes	76
Figure IV.7	Choix de l'image et de la méthode	77
Figure IV.8	Choix des paramètres	77
Figure IV.8	Apparition d'un nouvel axe après appui sur Run	78
Figure IV.8	Choix du contour	78
Figure IV.8	Contour final après 200 itérations	79

INTRODUCTION GENERALE



INTRODUCTION GENERALE :

Le cadre général dans lequel s'inscrit ce mémoire est celui de la « segmentation d'image ».

La segmentation d'image est une opération de traitement d'image de bas niveau qui consiste à localiser dans une image les régions de même structure (objet).

Cette opération est la base de nombreuses applications tant en vision industrielle, qu'en imagerie médicale ; de nombreuses recherches ont eu lieu sur les méthodes de segmentation, d'où un très grand nombre de méthodes en résulte.

Le domaine qui nous intéresse plus particulièrement est celui de l'imagerie par résonance magnétique « IRM », et nous nous sommes intéressés à la méthode des level set ou ensemble de niveaux, c'est une technique particulière de segmentation, son principe est de faire évoluer un contour initial selon certaines lois pour aboutir aux bords de l'objet d'intérêt, ce qui permet d'avoir un contour fermé et mince (de un pixel d'épaisseur).

Notre travail consiste à étudier les deux approches appartenant à cette dernière qui sont respectivement l'ensemble de niveaux traditionnel et l'ensemble de niveaux sans réinitialisation de la fonction de distance.

A partir des résultats obtenus, nous allons effectuer une comparaison permettant l'évolution des performances et donnant les inconvénients de chaque approche par rapport à l'autre.

De ce fait, ce mémoire est divisé en quatre chapitres.

- Nous commençons par le premier chapitre qui explique brièvement les principes de l'imagerie par résonance magnétique « IRM ».
- Le deuxième donne les notions fondamentales de la segmentation en traitement d'images.
- Dans le troisième chapitre, nous allons présenter les deux méthodes de level sets afin de faire une étude comparative permettant d'évaluer les performances et les faiblesses de chaque méthode à partir des résultats obtenus.

- Nous présentons dans le dernier chapitre l'application finale qui englobe les deux approches.
Nous finirons ce rapport par une conclusion générale commentant les résultats obtenus.

CHAPITRE I :
**Imagerie par résonance
magnétique**



I.1.Introduction:

I.1.1.Définition:

L'IRM est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. En effet, cette technique radiologique est récente, non invasive et sans effets secondaires connus, elle est basée sur le phénomène physique de résonance magnétique nucléaire. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau contenue dans l'organisme, c'est à dire la réponse des noyaux soumis à un champ magnétique extérieur et à une excitation électromagnétique.

I.1.2.Historique:

La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement depuis une cinquantaine d'années. Le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 par Bloch et Purcell [1], prix Nobel de physique en 1952. Cette technique a depuis été largement utilisée par les chimistes, puis les biologistes.

Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique datent des années 1973. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979. Aujourd'hui, après 28 ans d'évolution, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Potentiellement, elle est appelée encore à des développements importants.

Soulignons que cette technique a été tout récemment récompensée au travers du prix Nobel de Médecine 2003 attribué à P. Lauterbur et P. Mansfield, à l'origine de l'utilisation du phénomène de résonance magnétique en imagerie médicale et au travers du prix Nobel de Physique 2003 attribué à A. Abrikosov et V. Ginzburg pour leurs travaux sur les supraconducteurs.

I.2. Les principes de fonctionnement de l'IRM:

La technique de l'IRM exploite les propriétés magnétiques des éléments constitutifs de la matière et se fonde sur les phénomènes physiques de résonance et de relaxation.

➤ Moment magnétique des noyaux

L'existence du moment magnétique des noyaux a été montrée simultanément par Bloch et Purcell. Le corps humain étant constitué en moyenne de 70% d'eau, on s'intéresse en pratique à la molécule d'eau et en particulier au noyau d'hydrogène (proton).

Le noyau d'hydrogène se comporte comme une charge en rotation autour de son axe: c'est le mouvement de spin (figure I.1). Les protons peuvent alors être assimilés à des dipôles magnétiques. En l'absence de tout champ magnétique, ceux-ci vont s'orienter dans l'espace de façon aléatoire. Ce mouvement confère au noyau un moment cinétique qui dépend de sa masse et un moment magnétique qui dépend de sa charge.

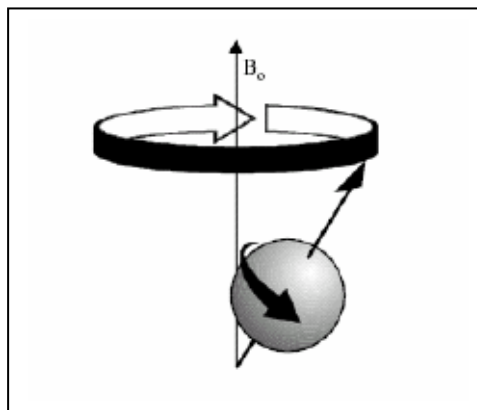


Figure. I.1. Le mouvement de spin

Dans un champ magnétique B_0 , les protons s'orientent alors par rapport à B_0 et décrivent autour de ce champ un mouvement de précession, de vitesse angulaire constante.

L'ensemble des protons s'orientant dans le sens de B_0 forme alors une sous population de spins $+1/2$; l'ensemble s'orientant dans le sens inverse forme la sous population de spins $-1/2$. La sous population de spins $+1/2$ étant la plus importante, il existe une aimantation résultante M_0 proportionnelle au nombre de protons présents. M_0 ne possède qu'une composante longitudinale, dans le sens de B_0 (figure I.2).

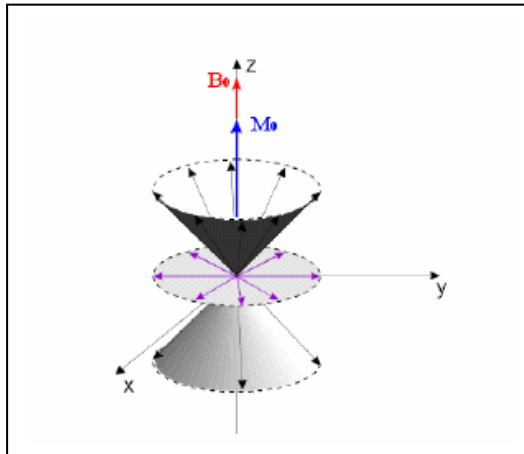


Figure I.2. Mouvement de précession d'un ensemble de moments magnétiques

➤ Phénomènes de résonance et de relaxation

Les phénomènes de résonance et de relaxation sont liés au principe énergétique de la matière. Lorsque des protons, placés dans un champ magnétique, reçoivent un apport d'énergie sous la forme d'ondes radiofréquences de pulsation égale à leur fréquence de résonance et émises par un champ magnétique B_1 , ils passent d'un niveau bas d'énergie à un niveau haut d'énergie; cette transition correspond au phénomène de résonance magnétique. L'orientation du champ magnétique résultant change et passe à un nouvel état d'équilibre M tant que B_1 dure. On décompose alors M en un moment magnétique longitudinal M_L et en un moment magnétique transversal M_T . Le retour à l'équilibre des protons, la relaxation, lors de la disparition du champ magnétique B_1 , s'accompagne d'un mouvement en spirale des protons autour du champ magnétique B_0 .

Bloch a montré que l'évolution de ce mouvement est liée au temps de relaxation longitudinal T_1 et au temps de relaxation transversal T_2 (figure I.3). Les valeurs de ces derniers dépendent des tissus biologiques rencontrés (tableau I.1).

	T1	T2
Liquide céphalo-rachidien	2500 ms	2000 ms
Matière grise	900 ms	90 ms
Matière blanche	750 ms	80 ms
Graisse	300 ms	40 ms

Tableau.I.1 – Ordre de grandeur des temps de relaxation à 1.5 Tesla

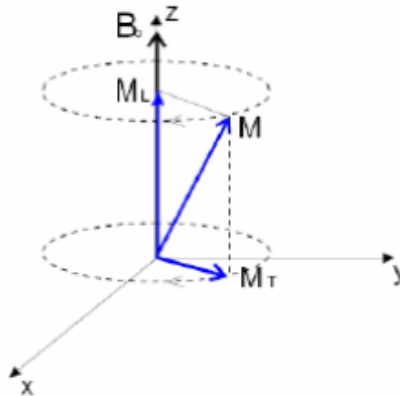


Figure I.3. Décomposition du moment magnétique M en un moment transversal M_T et longitudinal M_L lors de la résonance

a. La relaxation longitudinale

A l'équilibre $M_L = M_0$,

Après le basculement $M_L = 0$

Le retour de M_L à sa valeur de départ M_0 est exponentiel:

$M_L(t) = M_0 (1 - e^{-t/T1})$. Cette relaxation longitudinale, dite relaxation T1 ou encore relaxation "spin-réseau", correspond au retour à l'équilibre énergétique du système après l'excitation. La constante de temps T1 est le temps nécessaire pour que les protons atteignent les deux tiers de leur aimantation. Elle dépend en fait de la mobilité des atomes d'hydrogène ou de celle des molécules où ils sont engagés. T1 sera d'autant plus court que ces hydrogènes seront liés à de grosses molécules.

Voici, à titre d'exemple, la valeur du T1 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla (en millisecondes) (Tableau I.2).

Graisse	240 ms
Muscle	730 ms
Substance blanche	680 ms
Substance grise	809 ms

Tableau.I.2. Valeur du T1 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla

b. La relaxation transversale

A l'équilibre $MT = 0$.

Après le basculement de 90 degrés, $MT = M_0$.

Le retour de MT vers 0 est exponentiel $MT(t) = M_0 e^{-t/T_2}$

Cette décroissance de la composante transversale se fait en général plus vite que ne le veut le simple retour à l'équilibre de la composante longitudinale. Elle se caractérise par le temps de relaxation T2 (encore appelé temps de relaxation "spin-spin"). T2 est en réalité le temps pendant lequel l'intensité décroît de deux tiers de sa valeur initiale.

Ce temps de relaxation T2 est toujours inférieur au temps de relaxation T1. Il dépend lui aussi de la mobilité des atomes ou des molécules sur lesquelles ces protons sont engagés.

Ces temps de relaxation vont varier pour un tissu donné selon l'organisation physico-chimique de l'eau dans ce tissu, et c'est sur ces variations que l'on s'appuie pour détecter au sein d'un tissu les modifications liées à la présence d'une lésion. Voici quelques valeurs de T2 dans un champ de 1 Tesla (Tableau I.3.).

Graisse	84 ms
Muscle	47 ms
Substance blanche	92 ms
Substance grise	101 ms

Tableau.I.3. Valeur du T2 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla.

En résumé les temps de relaxation T1 et T2 des tissus dépendent de la mobilité des noyaux d'hydrogène présents dans ces tissus: ces temps de relaxation augmentent avec l'hydratation de ces tissus, ils diminuent lorsque cette hydratation diminue. C'est ce qui fait dire, très schématiquement, que la densité d'hydrogène, le T1 et le T2, pour un tissu donné lors d'une affection aiguë, varie dans le même sens. En effet un processus lésionnel aigu s'accompagne dans la plupart des cas de phénomènes inflammatoires et oedémateux qui ont pour résultat d'augmenter la quantité d'eau dans ces tissus. Dans un tissu cicatriciel par contre ce sera le contraire.

I.3. La formation des images:

Pour constituer une image IRM, on soumet le patient à un champ magnétique B_0 et à une onde radiofréquence B_1 de fréquence égale à la fréquence de précession des protons. Sous l'effet de cette onde, les protons basculent d'un angle α , généralement de 90° ou de 180° par rapport à M_0 . À l'arrêt de l'impulsion, le retour à l'équilibre s'établit: il y a réduction rapide du moment transversal M_T et repousse du moment longitudinal M_L .

Pendant ce retour à l'équilibre, le proton continue à précesser et induit un champ magnétique FID (Free Induction Decay). C'est ce signal qui est recueilli par les bobines de réception puis transformé en signal électrique (figure I.4).

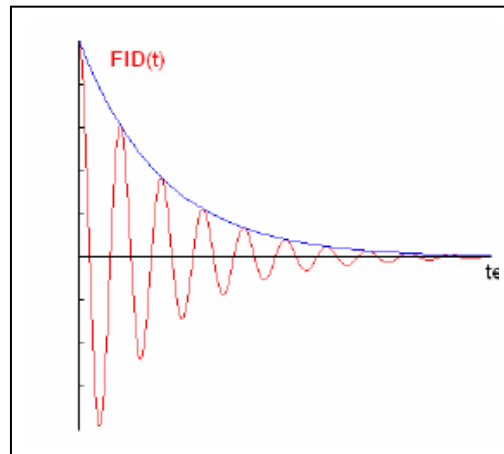


Figure I.4. Signal FID recueilli par les bobines réceptrices

L'image numérique IRM représente ainsi la répartition spatiale d'une grandeur physique, chaque élément d'une coupe correspond à la représentation de l'aimantation nucléaire d'un volume de l'espace exploré. Ces éléments sont habituellement appelés soit: pixels quand on considère individuellement une coupe ou voxels quand on considère le volume constitué de l'empilement des coupes.

La problématique liée au codage de l'image est alors de savoir différencier les signaux issus des différentes zones examinées. Ce codage est réalisé grâce au couplage de trois gradients différents:

- * le gradient de coupe sélective sélectionne le plan de coupe, celui-ci pouvant être quelconque dans l'espace,
- * le gradient de codage de phase sélectionne les lignes dans le plan de coupe sélectionné,
- * le gradient de fréquence sélectionne les colonnes dans le plan de coupe sélectionné.

L'orientation des coupes, qui dépend en particulier du gradient de coupe sélective, varie en fonction de la pathologie recherchée. On retrouve cependant trois orientations principales: axiale, coronale et sagittale (figure I.5).

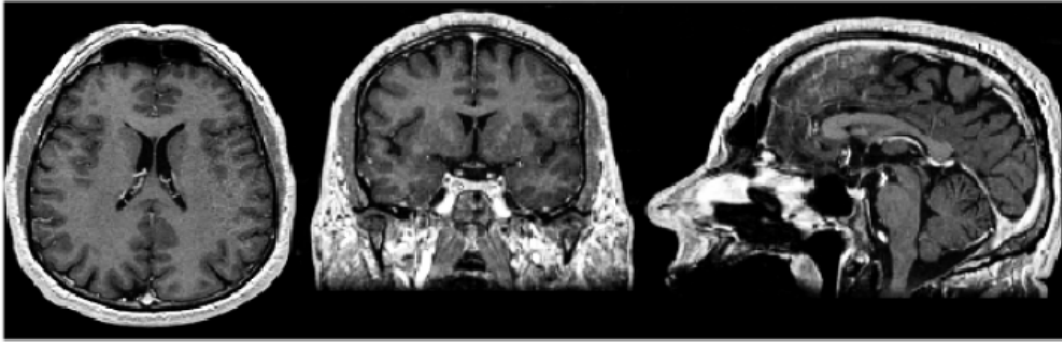


Figure I.5. Plans axial, coronale et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1

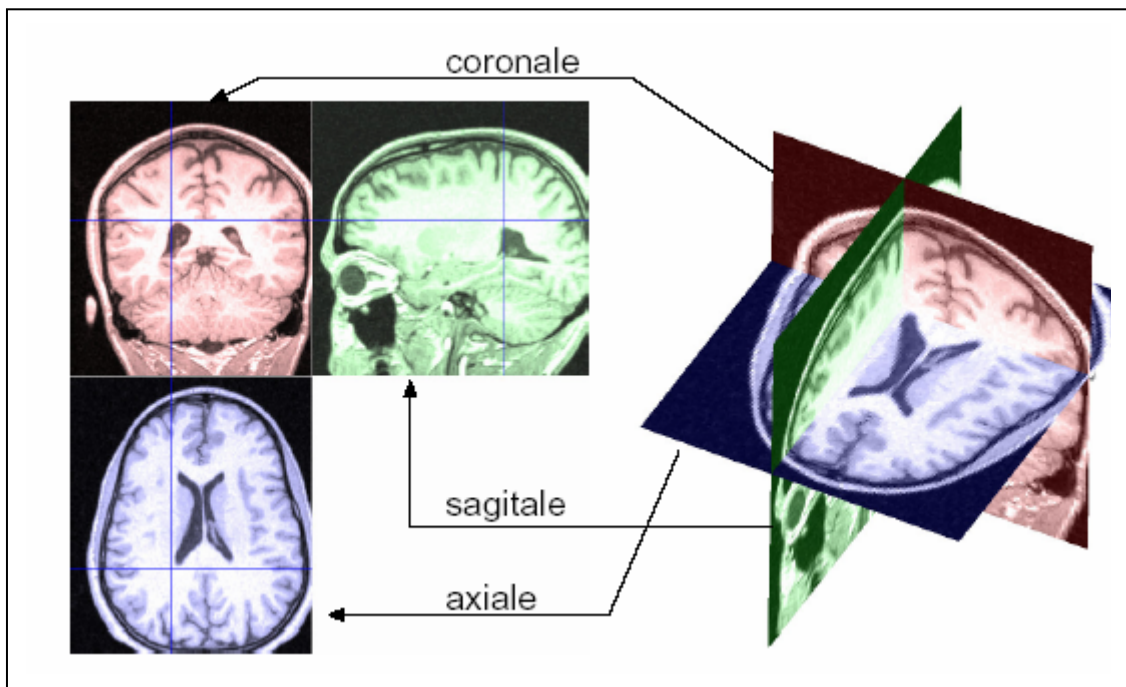


Figure I.6. Représentation d'une image volumique, constituée en trois coupes perpendiculaires

I.4. Les différentes pondérations:

Nous pouvons identifier les paramètres qui influencent le contraste de l'image IRM en deux grandes classes:

* La première est constituée de paramètres intrinsèques liés directement aux tissus observés. Il s'agit de la densité en protons, des temps de relaxation T1 et T2, de la présence d'un agent de contraste ou encore de la vitesse des fluides circulant.

* La seconde est constituée de paramètres liés à l'appareil lui-même (en particulier l'intensité et la constance du champ magnétique B_0) et à la séquence d'acquisition. Cette dernière dépend essentiellement du temps de répétition TR séparant deux impulsions de l'onde radiofréquence B1 et du temps d'écho TE séparant l'impulsion de la lecture du signal. Parmi les séquences classiques, on distingue les séquences spin écho, écho gradient et inversion récupération [2].

Parmi ces paramètres, seuls les paramètres d'acquisition sont modulables et conduisent à l'obtention d'images dites « pondérées en T_1 », « pondérées en T_2 » ou encore « pondérées en ρ ». Bien qu'elles ne soient pas uniques, nous nous limitons à la description de ces pondérations, correspondant à celles utilisées dans nos travaux (figure I.7).

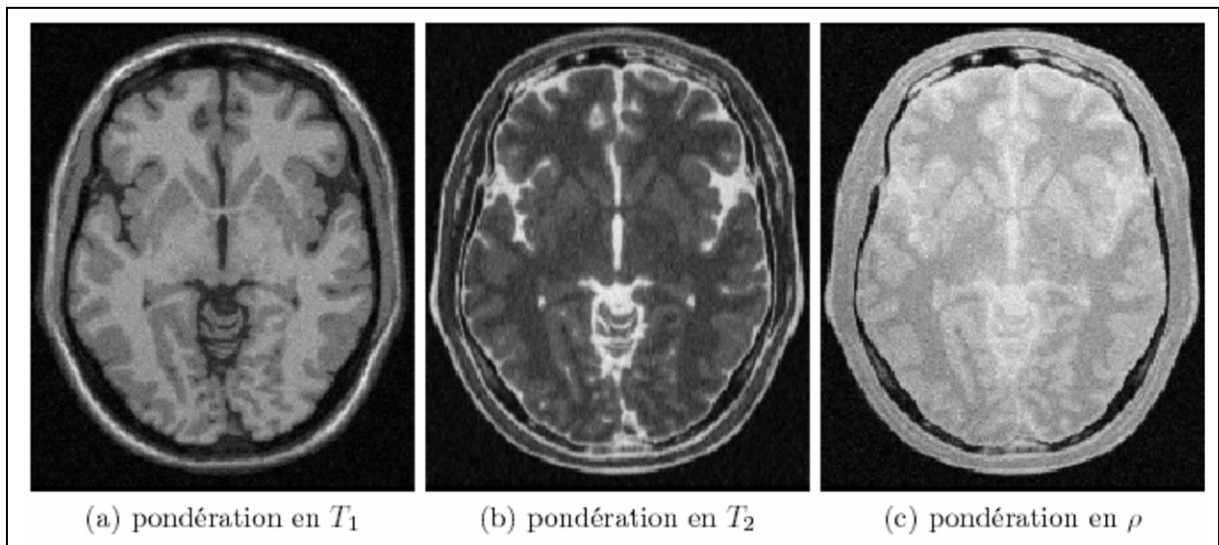


Figure I.7. Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition

➤ Image pondérée en T_1

Pour des TR de l'ordre de 600 ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T_1 . Pour des TE d'environ 20 ms, les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T_2 . Ainsi, on obtient une image pondérée en T_1 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en liquide céphalo-rachidien, matière grise puis matière blanche.

➤ **Image pondérée en T2**

Pour des TR de l'ordre de 2s et des TE d'environ 90 ms, la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus. Le signal est alors suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T2, où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalo-rachidien.

➤ **Image pondérée en densité de protons ρ**

Pour un TR de l'ordre de 2 s et un TE court d'environ 20 ms, la différence de densité protonique entre la matière grise et la matière blanche s'exprime. On obtient une séquence qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalorachidien.

1.5 Incertitudes et imprécisions des images:

Les images IRM permettent une observation de qualité de l'anatomie cérébrale.

En particulier, la résolution des images obtenues par cette technique est bien supérieure aux résolutions des images tomographiques (scanner, TEP, SPECT. . .). De plus, l'IRM, particulièrement sensible aux faibles modifications anatomiques, permet un suivi des tumeurs et de leur évolution. Cependant, comme toute image issue d'un système d'acquisition, les images IRM sont imparfaites. L'incertitude et l'imprécision sont alors leurs deux principaux défauts. Souvent confondues, ces deux notions sont pourtant distinctes. *L'imprécision* concerne le contenu de l'information. Les connaissances sur le contenu des informations ne sont pas suffisamment précises. Les causes peuvent être diverses: manque de précision d'un capteur (mesure à x% près) ou manque de précision du langage ou du vocabulaire employé (clair, sombre). . . . *L'incertitude*, quant à elle, ne caractérise pas la donnée mais la confiance que l'on puisse lui attribuer. Par exemple, cela concerne la fiabilité d'un capteur. Dans les paragraphes suivants, nous traitons des principales causes d'incertitudes et d'imprécisions liées à l'utilisation de l'IRM.

➤ **Le système d'acquisition**

La première cause d'incertitudes et d'imprécisions est naturellement le système

d'acquisition. Dans l'univers du traiteur d'images, on retrouvera alors ces défauts sous la terminologie de bruit d'acquisition. De bande passante très large, il est assimilable à un bruit blanc. Il s'observe en particulier sur des régions uniformes de l'image correspondante à une structure anatomique unique. Sur la figure I.8, issue d'une coupe coronale pondérée en T1, on peut observer le bruit sur des zones telles que le corps calleux ou les ventricules latéraux. Le bruit des images IRM se mesure grâce au rapport signal sur bruit (RSB). On ne peut cependant pas évaluer l'influence du bruit par ce seul paramètre sans faire référence au contraste et à la résolution de l'image. En effet:

- * L'intensité du signal est directement liée à l'intensité du champ magnétique B_0 ;
- * Le RSB diminue avec l'augmentation de la résolution des images (diminution de la taille des voxels);

- * Le RSB est proportionnel au nombre d'accumulations. Cependant, l'amélioration du RSB se fait au détriment du temps d'acquisition. À titre d'exemple, l'augmentation du RSB par 2 multiplie le temps d'acquisition par 4. Cet allongement peut alors poser des problèmes en routine clinique, le temps d'acquisition devenant trop long pour les patients.

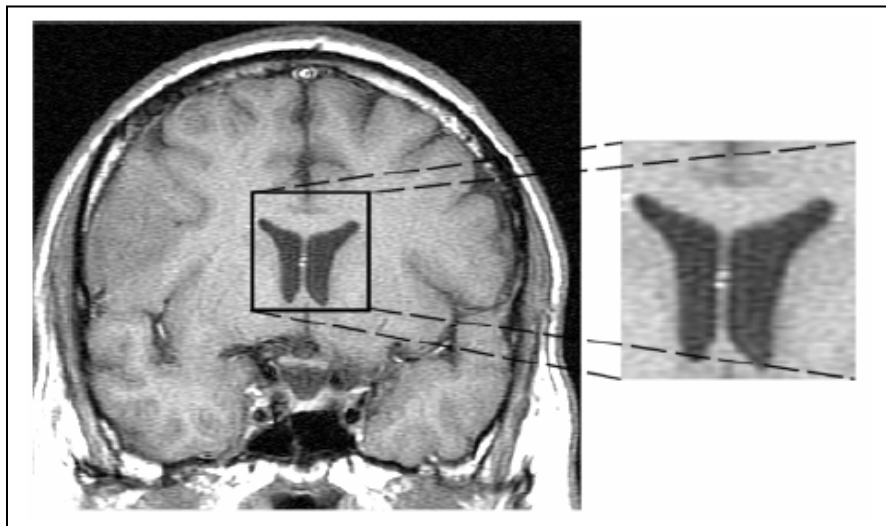


Figure I.8. Observation du bruit

➤ **Effet de volume partiel**

Enfin, parmi les causes d'imprécisions, nous pouvons citer l'effet de volume partiel.

Cet effet est directement lié à la résolution des images. Lors d'une acquisition, il est fréquent qu'un voxel, image d'un volume élémentaire reconstruit, coupe une ou plusieurs zones anatomiques. Le voxel ne contient alors pas la représentation d'une structure unique mais le mélange de plusieurs structures. C'est l'effet de mélange partiel.

Les transitions entre régions sont progressives en termes de niveau radiométrique (figure I.9) et les frontières entre les différentes régions paraissent floues.

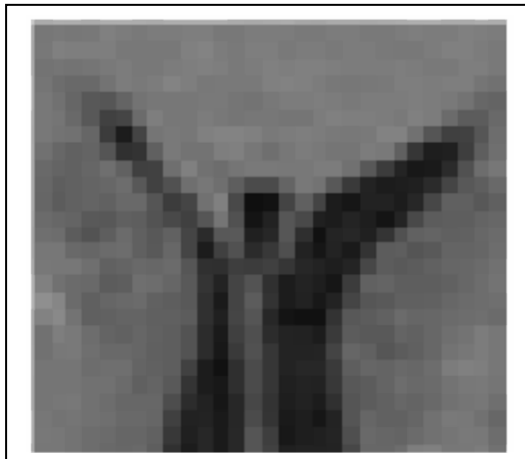


Figure I.9. Effet de volume partiel

L'effet de volume partiel se traduit par des transitions douces entre les différentes structures anatomiques.

I.6. Conclusion:

Dans ce chapitre nous avons vu l'importance de cette technique dans l'imagerie médicale même le principe de fonctionnement de l'IRM a fin d'avoir construire l'image à partir des signaux reçus.

Nous allons présenter dans le chapitre suivant, des notions fondamentales de la segmentation en analyse d'images.

CHAPITRE II : SEGMENTATION D'IMAGE



II.1. Introduction

L'homme sait naturellement séparer des objets dans une image. Pour séparer un objet d'un fond, l'humain se base sur des connaissances de haut niveau qui lui permettent de détecter dans l'image ce qui l'intéresse. Le but de la segmentation d'image est aussi d'être capable de séparer différentes zones homogènes significatives de l'image et qui serviront de base pour d'éventuels traitements de haut niveau comme: la reconnaissance de formes.

Il existe plusieurs techniques de segmentation. En effet, chacune d'entre elles, possède des avantages et des inconvénients et chaque technique est plus ou moins adaptée à un certain type d'images. Les techniques de segmentation se divisent grossièrement en deux approches: l'approche région et l'approche frontière ou contour. Nous allons essayer dans ce chapitre de faire une étude succincte de ces deux approches en insistant sur l'approche contours qui fait l'objet de notre travail.

II.2. Approche frontière

II.2.1. Définition d'un contour

Par définition, un contour est une brusque variation du niveau de gris dans une image d'une amplitude a et avec une pente p . Un contour peut être défini comme une "marche d'escalier" si le contour est net, comme une "rampe" si le contour est plus flou ou comme un "toit" s'il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme [3].

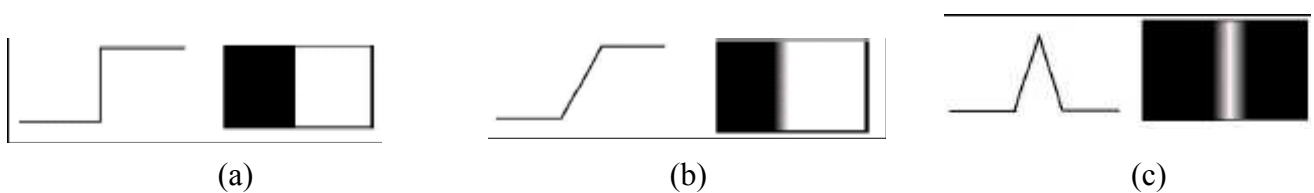


Figure II.1: Quelques profils de contour (a): marche, (b): rampe, (c): toit

II.2.2. Techniques de détection

Ces techniques ne conduisent pas à des segmentations au sens de la définition en termes de partition en régions homogènes. Elles fournissent en effet des images binaires dans lesquelles les points de contours sont distingués des autres sites.

La détection de contours peut être perçue différemment selon le but recherché. Ainsi, selon Pavlidis [2,4], elle consiste en une détection des discontinuités présentes dans une image. La détection des contours est alors considérée comme l'une des premières étapes de la vision par ordinateur et aucune information a priori sur les objets présents dans l'image n'est utilisée. Toutefois, dans certaines applications, il est utile d'exploiter des informations sur la forme et l'emplacement approximatif de l'objet pour en détecter le contour.

Pour la détection des contours préparant la reconnaissance, il ne s'agit pas en fait de détecter toutes les transitions de niveaux de gris, mais plutôt celles qui permettent une description pertinente de l'image. Ainsi, un des problèmes fondamentaux s'avère être la définition même des discontinuités recherchées et la modélisation qui en résulte.

Un contour est une frontière entre deux différents milieux (deux couleurs, deux niveaux de gris, ...) ou une rupture (une discontinuité) locale d'une propriété intéressante d'un groupe de pixels. Pour déterminer la position des éventuels contours, on utilise des méthodes dérivatives; en effet, l'image dérivée met en évidence les variations de niveaux de gris. Quand il y a une forte variation, cela est souvent dû à un changement de teinte, d'éclairement ou de texture et d'une façon générale, à un changement de zones.

II.2.2.1. Détection de contours par le calcul du gradient

Dans le cas bidimensionnel, l'image est représentée par une fonction scalaire continue $A(x,y)$. Le vecteur gradient est défini au point M de coordonnées (x,y) par:

$$\nabla A(x, y) = \left(\frac{\partial A}{\partial x} \quad \frac{\partial A}{\partial y} \right)^t \quad (\text{II.1})$$

Le vecteur gradient en un point M est normal à la courbe de niveau donné par $A(x,y)=\text{Constante}$ qui passe par M . La plus grande variation de $A(x,y)$ a lieu quand on se déplace le long de la normale à la courbe de niveau. Le maximum de cette variation est défini en grandeur et en direction par $\nabla A(x,y)$.

Au point $M(x,y)$, l'orientation ϕ du gradient est donnée par:

$$\phi = \arctan\left(\frac{\partial A}{\partial y} / \frac{\partial A}{\partial x}\right) \quad (\text{II.2})$$

Le vecteur unitaire normal au contour « \vec{n} » et l'orientation du contour « θ » ont pour expression:

$$n = (\cos \phi \quad \sin \phi)^t \quad \text{et} \quad \theta = \frac{\pi}{2} - \phi$$

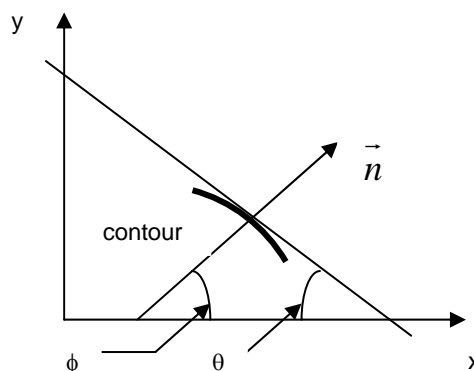


Figure II.2: Orientation d'un contour

II.2.2.2. Opérateurs dérivatifs du premier ordre

Ces opérateurs peuvent être appliqués sur les images numériques «cas discret»; les dérivées directionnelles suivant les directions horizontales et verticales au site $[i,j]$ sont approchées par de simples différences finies:

$$\frac{\partial A}{\partial Y} \approx \frac{\Delta A}{\Delta i} = A_i [i,j] - A[i,j] \quad (\text{II.3})$$

$$\frac{\partial A}{\partial X} \approx \frac{\Delta A}{\Delta j} = A_j[i,j] = A[i,j+1] - A[i,j] \quad (\text{II.4})$$

La norme du gradient est donnée par:

$$|\nabla A[i, j]| = \sqrt{A_j^2[i, j] + A_i^2[i, j]} \quad (\text{II.5})$$

Ou encore:

$$|\nabla A[i, j]| = \max \{ |A_j[i, j]|, |A_i[i, j]| \} \quad (\text{II.6})$$

Ou encore:

$$|\nabla A[i, j]| = \frac{\{ |A_j[i, j]| + |A_i[i, j]| \}}{2} \quad (\text{II.7})$$

Les formules (II.6) et (II.7) sont plus intéressantes que la formule (II.5), puisqu'elles nécessitent moins d'opérations de calcul donc un temps d'exécution plus faible.

Ces opérateurs sont très sensibles au bruit.

Rappel des conventions d'orientation des axes:



Remarque:

En pratique la majorité des opérateurs sont implémentés sous forme de masque, la détermination du masque gradient est illustrée dans l'annexe A.

Plusieurs masques peuvent être utilisés dont:

II.2.2.2.1. Opérateurs de Prewitt et de Sobel

Pour ces opérateurs, les dérivées directionnelles horizontale et verticale s'expriment sous la forme:

$$A_j[i,j] = h_j * A[i,j] \text{ et } A_i[i,j] = h_i * A[i,j] \quad (\text{II.8})$$

$$\text{Avec: } h_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \text{ et } h_i = \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{pmatrix}$$

Les masques de Prewitt [8] sont définis pour $c=1$ et les masques de Sobel pour $c=2$.

Rappelons que la relation entre convolution et corrélation peut être traduite par l'expression:

$$\begin{aligned} h * A[i,j] &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n).A[i-m,j-n] \\ &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=+N}^N h(-m,-n).A[i+m,j+n] \end{aligned} \quad (\text{II.9})$$

Où h est le noyau de convolution de taille $(2M+1)*(2N+1)$.

Les calculs précédents des deux dérivées directionnelles peuvent donc être considérées comme des corrélations avec les « gabarits » $h_j[-j]$ et $h_i[-i]$.

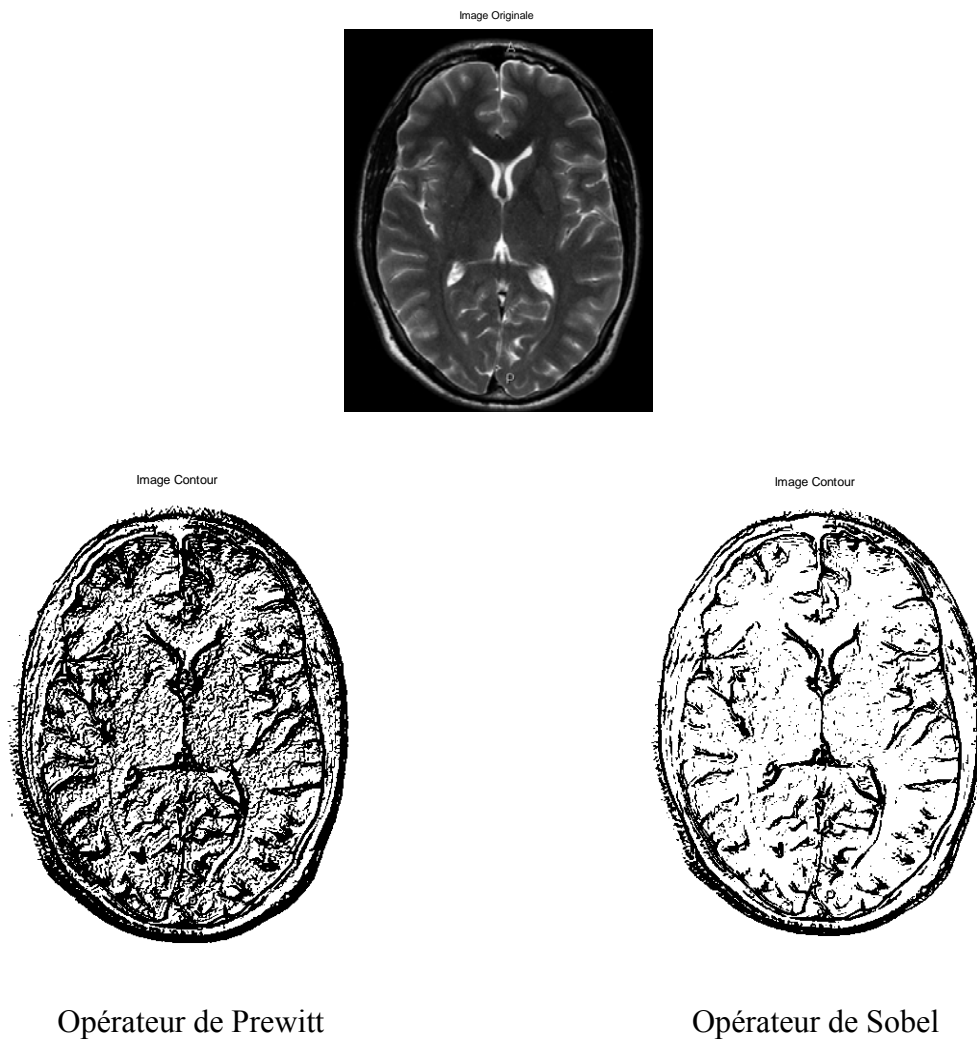
Exemple:

Figure II.3.: Application des détecteurs de Prewitt et de Sobel.

III.2.2.2.2. Opérateur directionnel de Kirsh

L'opérateur de Kirsh [5] est un opérateur à huit masques correspondant chacun à une direction préférentielle et obtenu par rotation de $\pi/4$ de l'opérateur de base h_0 .

$$h_0 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, h_1 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \dots$$

Le gradient retenu est donné par:

$$\text{Max } \{|h_i * A|; i=0,7\} \quad (\text{II.10})$$

$$\text{Et l'orientation sera donnée par: } (J1/4), \arg \max \{|h_i * A|; i=0,7\} \quad (\text{II.11})$$

Exemple:

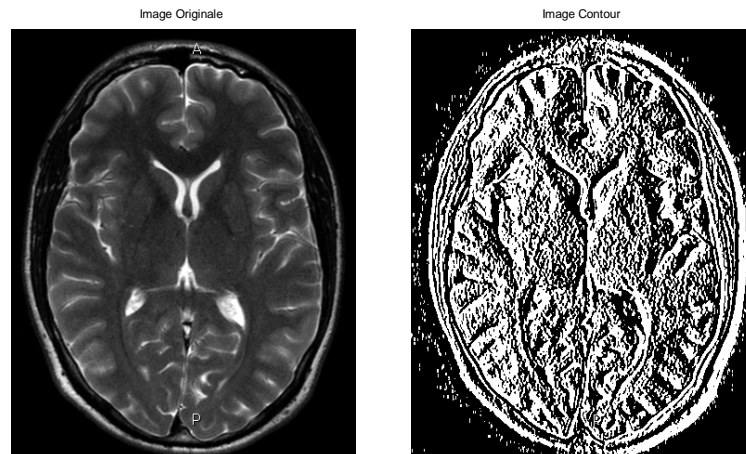


Figure II.4: opérateur de Kirsh

II.2.2.2.3. Opérateur MDIF

Il s'agit de la combinaison d'un filtre moyenneur du noyau m et d'un dérivateur utilisant les masques directionnels de Prewitt h_i et h_j :

$$m = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, h_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, h_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Les approximations des composantes du gradient peuvent être calculées après le lissage ou directement en appliquant les masques suivants de taille 5x5

$$m_j = m * h_j = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 1 & 3 & 0 & -3 & -1 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \quad m_i = m * h_i = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Tel que:

$$A_i = A * m_i$$

$$A_j = A * m_j$$

Exemple:

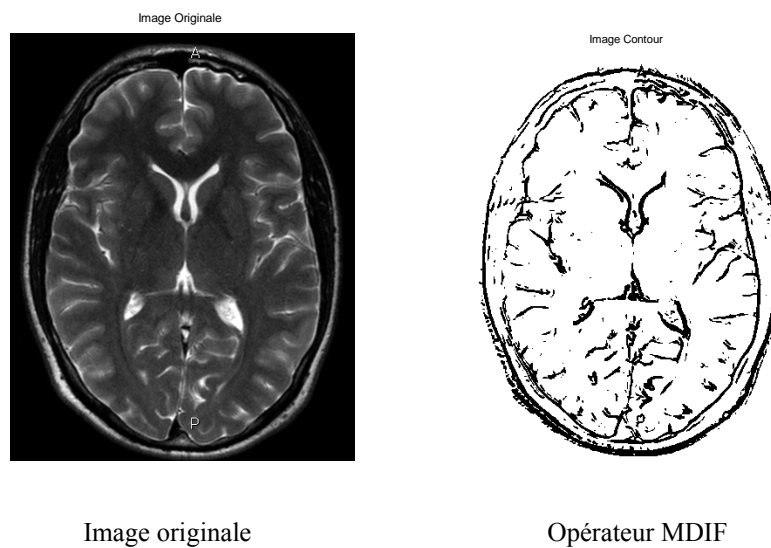


Figure II.5: opérateur MDIF

II.2.2.2.4. Opérateur NAGDIF

L'opérateur NAGDIF est la combinaison d'un lissage non linéaire de Nagao suivi d'une opération de dérivation [6].

Le filtrage de Nagao est un filtrage par fractionnement de la fenêtre d'analyse. En effet, la sélection des pixels intervenant dans le calcul de la sortie du filtre est faite en prenant en compte des contraintes géométriques.

L'opérateur de Nagao travaille sur un voisinage 5x5 centré sur le pixel courant. Dans ce voisinage, 9 domaines sont définis. Pour chaque domaine D_i , la moyenne μ_i et la variance $var(D_i)$ sont calculées. L'intensité du pixel courant est remplacée par la moyenne du domaine qui présente la plus faible variance.

$$\begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & 1 & 1 \\ * & * & 1 & 1 & 1 \\ * & * & * & 1 & 1 \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}$$

Domaines D1, D2 et D4 sont obtenus par rotation de $\pi/2$

$$\begin{bmatrix} * & * & * & 1 & 1 \\ * & * & 1 & 1 & 1 \\ * & * & 1 & 1 & 1 \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}$$

Domaines D5, D6 et D8 sont obtenus par rotation de $\pi/2$

$$\begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & 1 & 1 & 1 & * \\ * & 1 & 1 & 1 & * \\ * & 1 & 1 & 1 & * \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}$$

Domaine D9

Figure II.6: Domaines de Nagao.

NB: les * sont des pixels qui ne sont pas pris en compte.

Cet opérateur étend une technique fondée sur un lissage non linéaire avec des domaines carrés. Il présente l'avantage de réduire le bruit tout en renforçant les contrastes par diminution de la largeur de la zone de transition. Le domaine D_9 peut être ignoré sans altérer notablement les performances.

La dérivation pour l'opérateur du NAGDIF est effectuée par l'opérateur suivant:

$$\text{CONTOUR Si } \max \{ |B[i, j] - B[i - \varepsilon_1, j - \varepsilon_2]| \} > \text{Seuil} \quad (\text{II.10})$$

Où ε_1 et ε_2 sont des valeurs entières de l'intervalle $[-1, 1]$, B étant l'image lissée par le filtre de Nagao et la valeur de seuil est déterminée expérimentalement.

Exemple:

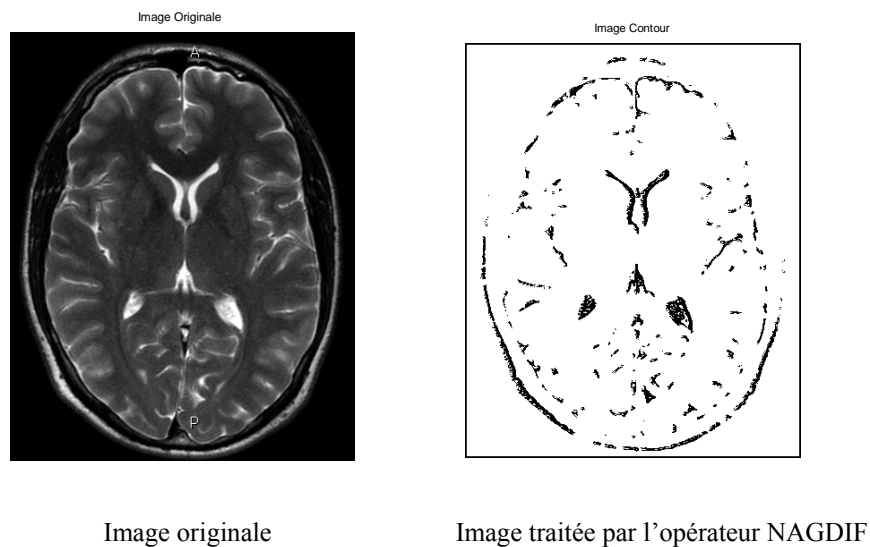


Figure II.7: Opérateur NAGDIF.

Les contours détectés sont minces du fait que les transitions dans l'image originale ont de petites largeurs.

II.2.2.3. opérateurs dérivatifs du second ordre [6] [7] [8] [9]

II.2.2.3.1. Laplacien d'une image

Dans ce cas la détection de contours revient à déterminer les passages par zéro du laplacien.

Le laplacien d'une image d'intensité $I(x, y)$ est donné par:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2}$$

L'opérateur laplacien donne une approximation directe de la somme des dérivées secondes. Il est invariant aux rotations de l'image. Cependant, la sensibilité au bruit est accrue par rapport au gradient.

II.2.2.3.2. Laplacien d'une image filtrée

Le laplacien d'une image filtrée $A(x, y)$ est donné par:

$$\Delta A(x, y) = \frac{\delta^2 A}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 A}{\delta y^2}$$

II.2.2.3.3. Différences finies

L'estimation du laplacien d'une image se fait de la même manière par convolution de l'image avec un masque.

$$\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} = (f''(x, y))' = f''(x+1, y) - f''(x, y) = [f(x+1, y) - f(x, y)] - [f(x, y) - f(x-1, y)]$$

$$= f(x+1, y) - 2f(x, y) + f(x-1, y)$$

$$\Delta A(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \text{ ou } \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Masques d'approximation du laplacien

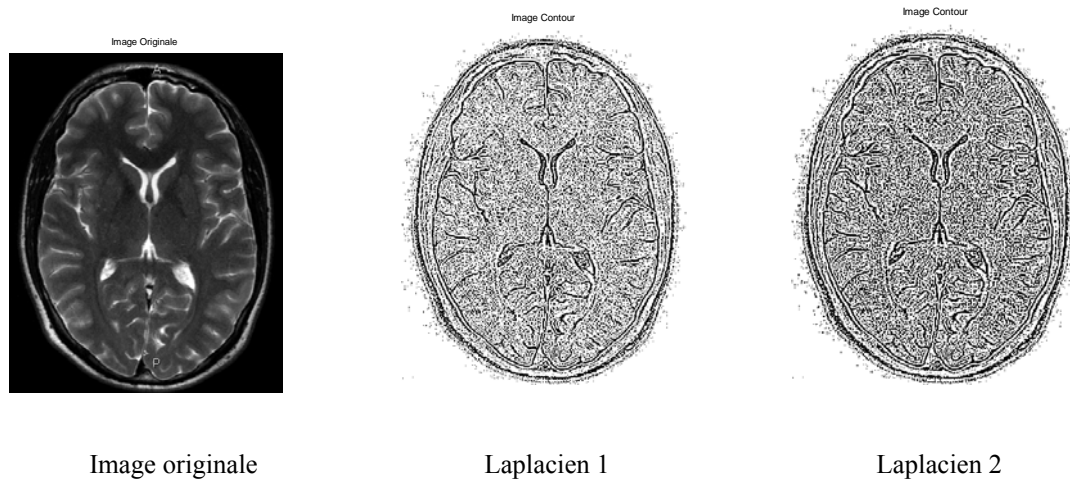


Figure II.8: Opérateurs du deuxième ordre.

Autres opérateurs du deuxième ordre:

Marr et Hildreth [6], [10] suggèrent par similitude avec l'œil humain, l'utilisation d'un opérateur Laplacien-Gaussien. La méthode proposée consiste à convoluer l'image par une gaussienne avant d'appliquer un filtre Laplacien. Ils proposent l'utilisation de plusieurs masques correspondant à différentes valeurs de la variance σ^2 de la gaussienne. Aussi, Huertas et Médioni [6],[10] proposent un filtre qui est une décomposition en filtres séparables de l'opérateur Laplacien d'une gaussienne.

Cependant, les masques de variance trop large dégradent l'image et ne permettent pas la détection des structures fines; à l'inverse, une variance trop faible conduit à une détection du bruit trop importante. La localisation par ce type de méthodes n'est pas très précise et dans le cas d'images complexes, les résultats obtenus sont très sensibles au bruit et engendrent souvent de fausses détections. En effet, les faux contours sont détectés dans les zones bruitées ou texturées (même légèrement) et des contours significatifs dont le gradient est faible sont oubliés.

Pour surmonter ces difficultés de précision de localisation et d'efficacité de détection, Canny [9] propose de formaliser mathématiquement une approche optimale de détection.

Pour déterminer le filtre optimal, il définit trois critères: bonne détection, bonne localisation et non multiplicité des réponses.

Trois filtres optimaux majeurs ont été obtenus en prenant en compte ces trois critères: le filtre de Canny, le filtre de Deriche et le filtre de Shen et Castan [9].

Canny trouva la solution suivante, qui est la dérivation de la convolution d'une image avec une gaussienne. L'approche proposée sert toujours de référence dans la littérature car sa solution est correctement formalisée et le comportement du filtre est ainsi connu avec précision. Toutefois, certaines limites peuvent être recensées dans ce modèle:

Ce type de filtrage permet de détecter correctement les contours, mais le fait d'augmenter la valeur de σ ne suffit pas pour détecter la totalité des contours. En effet, ils présentent quelques interruptions notamment au voisinage des coins et des 'jonctions en T'. En plus, si l'image est dégradée par un bruit multiplicatif, ce qui est le cas des images obtenues par un système laser ou radar, le modèle de Canny est inadapté, puisque son modèle est proposé avec l'hypothèse que l'image est affectée avec un bruit blanc gaussien.

II.2.2.4. Amincissement des lignes de contours

Lorsque l'on effectue le gradient d'une image, il est nécessaire d'isoler les maximums locaux de l'image dérivée pour déterminer les points exacts de contour afin de réduire ceux-ci à une courbe d'un seul pixel d'épaisseur. Une des techniques les plus simples consiste à remettre à zéro toutes les valeurs de gradient qui ne sont pas maximales par rapport à celles des pixels voisins situés dans la direction du gradient. En effet, la valeur du pixel doit être maximale localement à la position exacte du contour et décroître de part et d'autre de celui-ci dans la direction du gradient. Soit la méthode suivante dite « suppression des points non maximum », dont le principe est le suivant [6]:

Soit $A(x,y)$ l'image composée des amplitudes des gradients, et $Dir(x,y)$ l'image des directions. Pour chaque point $A(x,y)$, on détermine les points adjacents qui se trouvent dans la direction du gradient, comme illustré sur la figure II.9. Soient $A(x_1,y_1)$ et $A(x_2,y_2)$ ces points.

L'amincissement s'effectue comme suit: si $A(x,y)$ est supérieur à la fois à $A(x_1,y_1)$ et à $A(x_2,y_2)$, alors $A(x,y)$ est conservé, sinon $A(x,y)$ est mis à zéro.

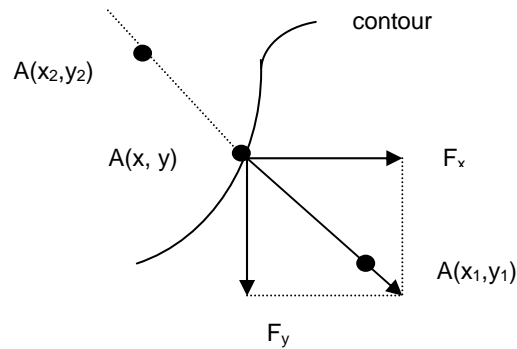


Figure II.9: Exemple d'amincissement.

Cette technique bien qu'utilisée pour de nombreux détecteurs, elle est à l'origine des trous situés près des jonctions regroupant plusieurs contours, d'où les contours obtenus sont incomplets. Il existe bien entendu des techniques permettant d'affiner le contour.

II.2.2.5. La morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une technique d'analyse de l'image basée sur la notion des ensembles. Les opérations de morphologie mathématique s'appliquent aux images binaires, mais elles peuvent aussi être appliquées aux images en niveaux de gris. La morphologie mathématique comporte plusieurs opérateurs, chacun servant à atteindre un but précis.

II.2.2.5.1 Transformations morphologiques

II.2.2.5.1.1 Principes généraux

La morphologie mathématique est un ensemble d'outils inventé par Jean Serra et Georges Matheron [11] pour étudier et analyser des images et y rechercher des éléments particuliers. Elle s'appuie sur des bases mathématiques dont la plus importante est la théorie des ensembles.

Il existe deux approches de la morphologie mathématique:

- l'approche ensembliste, pour des images binaires

- l'approche fonctionnelle, pour des images en niveaux de gris

Le principe général de la morphologie mathématique est d'analyser la structure d'une image en la comparant à un objet de référence appelé élément structurant. Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont la dilatation et l'érosion, tous les autres opérateurs étant construits à partir de ces deux derniers [13].

II.2.2.5.1.2 Élément structurant

Un élément structurant, aussi appelé SE, est un ensemble utilisé pour appréhender la représentation topographique de l'image. Pour chaque SE, il faut définir sa taille, sa forme ainsi que son centre. Ces trois caractéristiques sont adaptées selon les informations de l'image devant être extraites. [13] [14]

L'élément structurant est un masque que nous faisons parcourir sur toute l'image. Les éléments structurants peuvent avoir des formes et tailles variées: cercle, disque, carré, segment, sphère...etc.

II.2.2.5.2. Opérateurs fondamentaux

II.2.2.5.2.1 La dilatation

Elle est représentée par la ligne externe à l'objet. Elle augmente la taille des particules, peut combler des concavités et connecter des particules.

a) Dilatation des images binaires

La dilatation d'un ensemble A par un ensemble B (l'élément structurant) forme un nouvel ensemble A' appelé dilatation de A par B. A' est l'ensemble des points décrits par l'élément structurant B lorsque son centre est contenu dans l'ensemble A.

Visuellement, le résultat de la dilatation est un agrandissement de la figure A et s'il existe des trous dans A, ceux-ci sont en partie comblés.

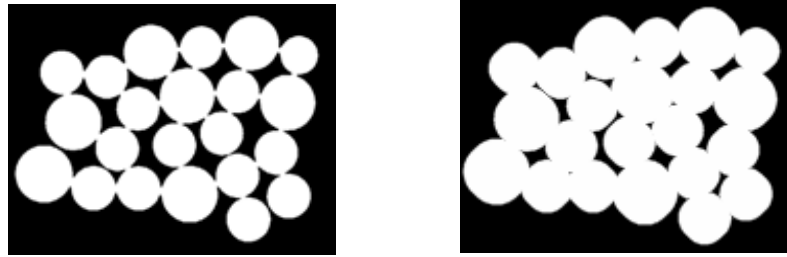


Figure II.10: Exemple de dilatation sur une image binaire.

C'est une transformation morphologique qui combine deux ensembles en utilisant l'addition vectorielle.

Donc, si a et b sont deux sous ensembles de E , alors la dilatation de A par B notée $A \oplus B$ est définie par:

$$A \oplus B = \{c \in E / (a \in A \text{ et } b \in B) \ c = a + b\} \quad (\text{II.11})$$

b) Dilatation des images à plusieurs niveaux de gris

Le dilaté d'un pixel est la valeur maximale au voisinage de ce pixel comprise dans l'élément structurant. La définition citée plus haut ne fonctionne que pour les images binaires, mais celle-ci peut s'appliquer également aux images à plusieurs niveaux de gris. [15]

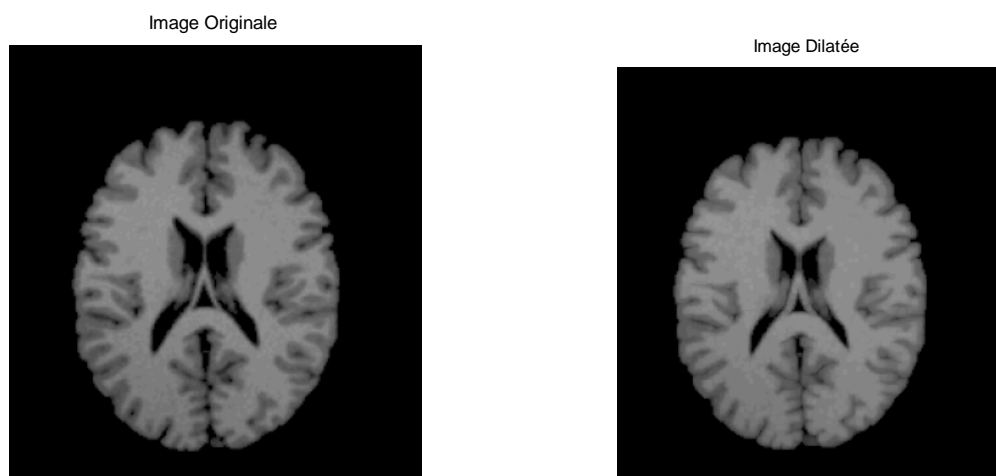


Figure II.11: Exemple de dilatation sur une image à plusieurs niveaux de gris,

Les propriétés de la dilatation sont les suivantes:

1. $A \oplus B = B \oplus A$
2. $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$
3. $A \subseteq B \Rightarrow A \oplus D \subseteq B \oplus D$

II.2.3.2.2. L'érosion:

L'érosion est l'opération duale de la dilatation, l'érosion d'un objet par un élément structurant est l'ensemble des points de l'objet pour lesquels l'élément structurant est totalement inclus dans l'objet.

L'érosion supprime les petites particules, réduit la taille des autres, supprime des pics et peut déconnecter certaines particules.

a) *Erosion des images binaires*

L'érosion d'un ensemble A par un ensemble B est l'ensemble A' des points x tel que B translaté par x soit toujours inclus dans A. A' est donc un ensemble tel que, lorsque l'origine de l'élément structurant B est incluse dans A', l'élément B est totalement inclus dans A.

Visuellement le résultat est un rétrécissement de la figure de départ et les figures plus petites que l'élément structurant disparaîtront.

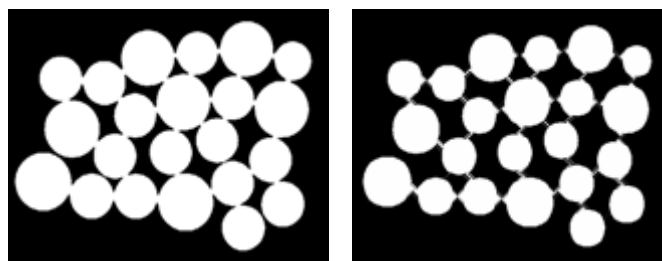


Figure II.12: Exemple d'érosion sur une image binaire.

C'est une transformation morphologique qui combine deux ensembles en utilisant la soustraction vectorielle.

Si A et B sont deux sous ensembles de E, alors l'érosion de A par B notée $A \ominus B$ est définie par:

$$A \ominus B = \{c \in E \mid c + b \in A \ \forall b \in B\} \quad (\text{II.12})$$

En pratique, on effectue un ET logique entre les pixels contenus dans la fenêtre utilisée, sauf le pixel central. [14]

b) Erosion des images à plusieurs niveaux de gris

L'érodé d'un pixel c'est la valeur minimale au voisinage de ce pixel comprise dans l'élément structurant. La définition citée plus haut ne marche que pour les images binaires, mais celle-ci peut s'appliquer également aux images à deux niveaux de gris. [15]

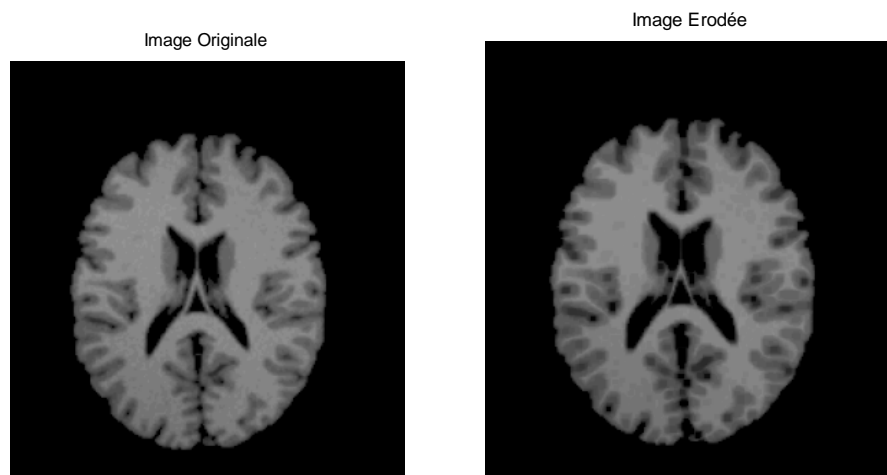


Figure II.13: Exemple de l'érosion sur une image à plusieurs niveaux de gris

Ceci est réalisé en pratique en promenant sur l'image une fenêtre de taille fixe (l'élément structurant), et en effectuant, pour chaque pixel de l'image un OU logique des pixels formant la fenêtre, à l'exception du pixel central. [14]

Les propriétés de l'érosion sont les suivantes:

1. $A \subseteq B \Rightarrow A \ominus K \subseteq B \ominus K$
2. $A \supseteq B \Rightarrow D \ominus A \subseteq D \ominus B$
3. $(A \cap B) \ominus K \Rightarrow (A \ominus K) \cap (B \ominus K)$ mais $(A \cup B) \ominus K \supseteq (A \ominus K) \cup (B \ominus K)$
4. $A \subseteq B \ominus C \Rightarrow B \supseteq A \oplus C$

II.2.2.5.3. Ouverture et fermeture

Les opérateurs de dilatation et d'érosion ont tendance à augmenter ou diminuer la taille des objets contenus dans l'image. C'est pour cette raison qu'on a défini deux autres opérateurs qui sont l'ouverture et la fermeture, et qui représentent, une combinaison des opérateurs d'érosion et de dilatation. [14] [15]

- L'ouverture d'une image A, par un élément structurant B, est définie par:

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K \quad (\text{II.13})$$



Figure II.14: Exemple d'ouverture sur une image binaire.

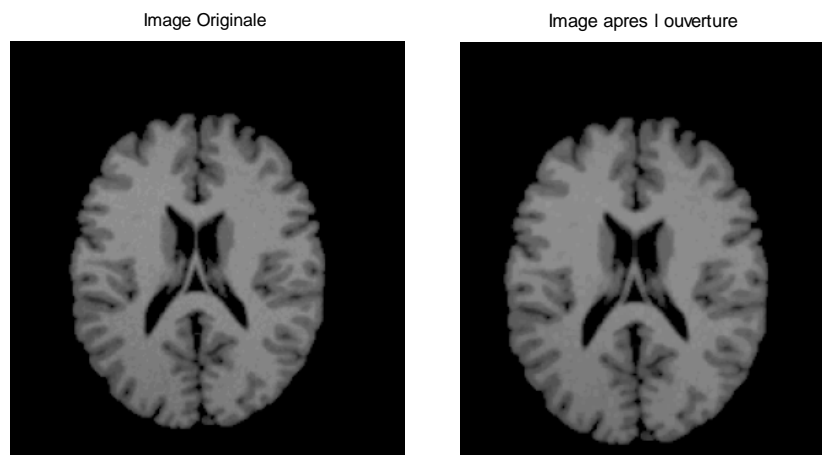


Figure II.15: Exemple d'ouverture sur une image à plusieurs niveaux de gris.

- La fermeture d'une image A , par un élément structurant B , est définie par:

$$A \ominus B = \{c \in E \mid c + b \in A \quad \forall b \in B\} \quad (\text{II.14})$$

Autres opérateurs:

* **Gradient morphologique (ou Gradient symétrisé):** Le gradient morphologique donne une approximation du module du vecteur gradient en chaque point. Pour une fonction f continûment différentiable:

$$|\nabla f| = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(f \oplus k) - (f \ominus k)}{2\lambda} \quad (\text{II.15})$$

Où k est l'élément structurant associé au disque fermé de rayon λ .

Dans le cadre discret, pour une image A , la norme du gradient s'obtient par la transformation:

$$|\nabla I| = \frac{(A \oplus k) - (A \ominus k)}{2} \quad (\text{II.16})$$

Où k est l'élément structurant.

Il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveaux de gris puisque le gradient s'interprète comme l'étendue, c'est-à-dire la différence entre le « max. » et le « min. » sur le disque unité.

***Gradient par dilatation:** Pour une image A , le module du gradient par dilatation avec l'élément structurant k s'obtient par la transformation:

$$\left| \nabla^+ A \right| = (A \oplus k) - A \quad (\text{II.17})$$

C'est-à-dire la différence entre le dilaté de l'image et l'image elle-même.

* **Gradient par érosion:** Pour une image A , le module du gradient par érosion avec l'élément structurant k s'obtient par la transformation:

$$\left| \nabla^- A \right| = A - (A \ominus k) \quad (\text{II.18})$$

C'est-à-dire la différence entre l'image et son érodée.

* **Laplacien:** Le module du Laplacien $|\Delta A|$ d'une image A est la différence entre le module du gradient par dilatation et celui du gradient par érosion:

$$|\Delta A| = \left| \nabla^+ A \right| - \left| \nabla^- A \right| \quad (\text{II.19})$$

Nous avons défini les opérateurs de base de la morphologie mathématique; nous présenterons maintenant, les différents traitements par la morphologie mathématique à savoir: le filtrage, la détection de contours et l'amincissement.

II.2.2.5.4. Filtrage morphologique

L'ouverture et la fermeture morphologiques filtrent le bruit quelle que soit son amplitude relative, pourvu qu'elle soit positive pour la première et négative pour la seconde. Ces deux opérateurs, pris séparément, induisent donc une modification de la moyenne des intensités, d'autant plus importante que la taille de l'élément structurant est grande et que l'amplitude du bruit est forte. Pour pallier cet inconvénient, on peut faire appel au filtrage alterné séquentiel [9] défini, dans le cas discret, de la façon suivante:

Soit $\{O_i\}$ et $\{F_i\}$ une famille d'ouvertures et de fermetures associées à des éléments structurants convexes K_i de même forme et de taille croissante ($K_i \subset K_{i+1}$).

Le filtre alterné séquentiel est obtenu par:

$$FAS_i = O_i \circ F_i \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1. \quad (\text{II.20})$$

Ou en permutant les opérations d'ouverture et de fermeture par:

$$FAS' = F_i \circ O_i \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1. \quad (\text{II.21})$$

Parmi les filtres morphologiques, le filtre alterné séquentiel est un de ceux qui ont, les meilleures propriétés de réduction de bruit [9].

Notons que toute transformation croissante et idempotente est appelée *filtre morphologique*:

- Une transformation vérifiant: $\forall A, T\{A\} = T$ est dite idempotente.
- Une transformation vérifiant: $A \leq B \Rightarrow T\{A\} \leq T\{B\}$ est dite croissante.

II.2.2.5.5. L'amincissement morphologique

Considérons des éléments structurants S contenant deux parties disjointes, notées S^0 et S^1 .

On note S_x^0 (resp. S_x^1) le translaté de S^0 (resp. S^1) par x .

On note $X \otimes S$ l'ensemble des pixels x pour lesquels S translaté par x vérifie:

$$\forall x_1 \in S_x^1, x_1 \in X \quad (\text{II.22})$$

$$\forall x_0 \in S_x^0, x_0 \notin X \quad (\text{II.23})$$

La transformation $X \otimes S$ est dénommée transformation en tout ou rien.

L'amincissement est la transformation, notée O , qui consiste à supprimer d'un ensemble X l'ensemble $X \otimes S$:

$$X \circ S = X \setminus X \otimes S \quad (\text{II.24})$$

Où « \setminus » représente la différence ensembliste.

Tout pixel ayant une configuration donnée (définie par l'élément structurant) est éliminé de X . Notons qu'il existe un très grand nombre d'éléments structurants, les plus utilisés sont répertoriés dans l'alphabet de Golay. Voici ci dessous les éléments structurants L et E ; les pixels appartenant à S^0 sont notés 0 , ceux appartenant à S^1 sont notés 1 , les $*$ sont des pixels qui ne sont pas pris en compte.

$$\begin{array}{ccc}
 & 1 & 1 & & 1 & 1 & 1 \\
 L: & * & & 1 & * & & * \\
 & & 0 & & 0 & & 0 \\
 & & * & & * & & * \\
 E: & 0 & & 1 & & 0 & \\
 & & 0 & & 0 & & 0 \\
 & & & & & & 0 & 0 & 0 \\
 & & & & & & * & * & * \\
 & & & & & & 0 & 1 & 0 \\
 & & & & & & 0 & 0 & 0
 \end{array}$$

Maille hexagonale maille carrée 8-connextité

Figure II.16: Les éléments structurants L et E .

Certains de ces éléments conduisent à des transformations homotopiques, c'est-à-dire qui préservent le nombre de composantes connexes et le nombre de « trous » de chaque composante connexe. L'élément structurant L présenté ci-dessus est homotopique, alors que E ne l'est pas.

Les éléments structurants n'étant en général pas isotropes, on itère des amincissements avec les 5 éléments structurants déduits de ceux de l'alphabet de Golay par rotation de $\pi/6$ en maille hexagonale ou les 7 éléments déduits par rotation de $\pi/4$ en maille carrée.

Par exemple, l'amincissement itéré avec l'élément structurant L , dans toutes les directions jusqu'à stabilisation conduit au squelette homotopique de l'image; le squelette est sensible au bruit (irrégularité des formes), il est souvent suivi d'un ébarbulage, qui consiste à supprimer n pixels à chaque extrémité du squelette. Cette opération s'effectue par un amincissement du squelette, itéré dans toutes les directions n fois, avec l'élément structurant E .

II.2.2.5.6. La ligne de partage des eaux

Si l'on considère l'image comme une surface dans l'espace de dimension 3, on peut utiliser la terminologie de la géographie qui définit la ligne de partage des eaux comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. Celle-ci s'obtient par amincissement morphologique effectué avec l'élément structurant L^2 (et ses rotations) itéré jusqu'à stabilisation. En effet, l'amincissement avec L , en maille carrée, consiste à remplacer le niveau de gris de $A[i, j]$ par la valeur A_1 si:

$A_1 < A[i, j] < A_2$, sachant que

$$A_1 = \max \{A[i-1, j-1], A[i-1, j], A[i-1, j+1]\}$$

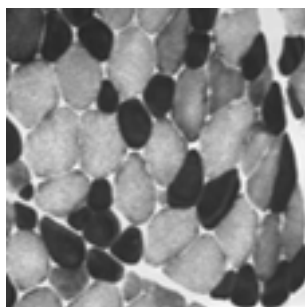
$$A_2 = \min \{A[i+1, j-1], A[i+1, j], A[i+1, j+1]\}$$

L'amincissement effectué dans toutes les directions (8 en maille carrée) abaisse donc les niveaux de gris des pixels situés sur les flancs des pics, sans toucher aux sommets ni aux vallées, en itérant jusqu'à stabilisation; les lignes de crêtes ont gardé leurs niveaux de gris d'origine et entourent des régions dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Un simple seuillage suffit alors à extraire la ligne de partage des eaux.

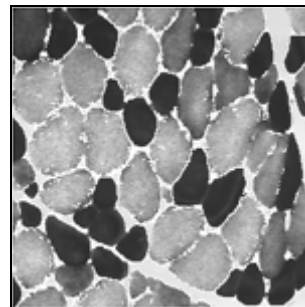
Ce traitement est particulièrement adapté pour séparer des objets très proches, pour lesquels la frontière ne se manifeste que par quelques niveaux de gris de différence par rapport aux objets. Sur l'image MUSCLE, les fibres noires voisines sont très difficiles à découvrir, car les frontières qui les séparent sont à peine marquées dans l'image. Cette méthode permet d'extraire la plupart de ces régions.

Pour séparer des objets pour lesquels la frontière est légèrement plus foncée que les objets eux-mêmes, on opérera une inversion préalable des niveaux de gris de l'image (négatif).

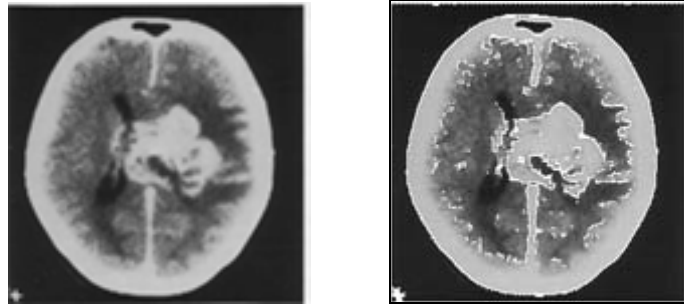
La figure suivante présente deux résultats de calcul de la ligne de partage des eaux sur une image de muscle et une image scannée d'un cerveau.



(a) Image muscle



(b) seuil $S=60$



(c) Image cerveau avec lésion

(d) seuil $S=40$ **Figure II.17:** Résultats de la ligne de partage des eaux.

Notons que la ligne de partage des eaux LPE fournit des contours fermés. Ce fait est de première importance puisque nous ne devons pas nous inquiéter du problème de fermeture des contours des objets détectés, ce qui pourrait se produire en utilisant des méthodes de détection classiques.

II.2.2.6. Méthode d'ensemble de niveaux (Level Sets)

La méthode des level sets ou Ensembles de Niveau Zéro est une méthode de simulation numérique utilisée pour l'évolution des courbes et des surfaces dans les domaines discrets [16].

II.2.2.6.1. Principe général

Cette méthode permet de faire évoluer une courbe paramétrique fermée $C(t)$ suivant une équation du type:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = FN \quad (\text{II.25})$$

Ceci est connu par l'équation d'ensemble de niveaux où:

- t est le temps,
- F est la vitesse d'évolution,
- N est la normale unitaire à la courbe.

Donc cette formule permet de faire évoluer chaque point de la courbe C suivant la direction normale à la courbe avec une vitesse F .

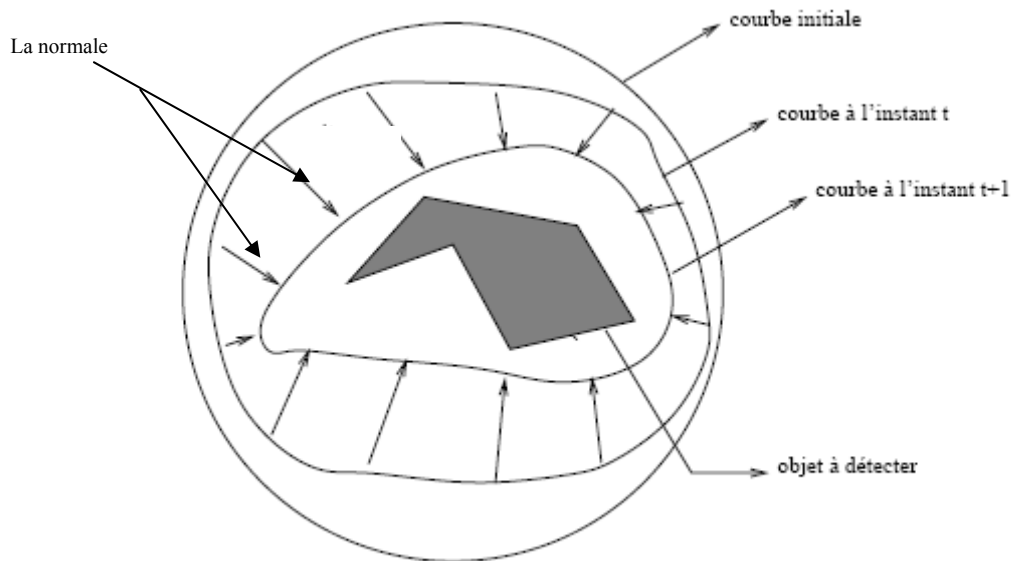


Figure II.18 Évolution de la courbe C.

L'avantage principal de cette méthode est la possibilité de gérer automatiquement le changement de topologie en cours d'évolution de la courbe, cette dernière peut être divisée en deux ou trois courbes; inversement plusieurs courbes peuvent fusionner et devenir une seule courbe.

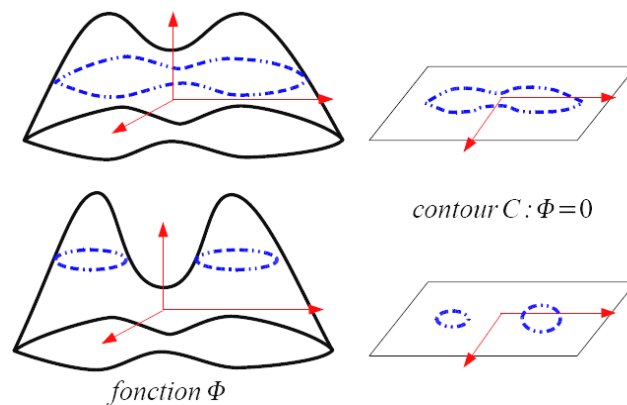


Figure II.19. Changement de topologie en cours d'évolution de la courbe

Il y a deux classes pour aborder cette méthode:

- La première consiste à réinitialiser la fonction de distance à chaque « n » itérations.
- la deuxième travaille sans la réinitialisation de cette dernière.

On va les détailler prochainement.

II.2.3. Interprétation des résultats

Dans cette partie nous allons appliquer l'algorithme de chaque opérateur sur une image IRM d'un cerveau.

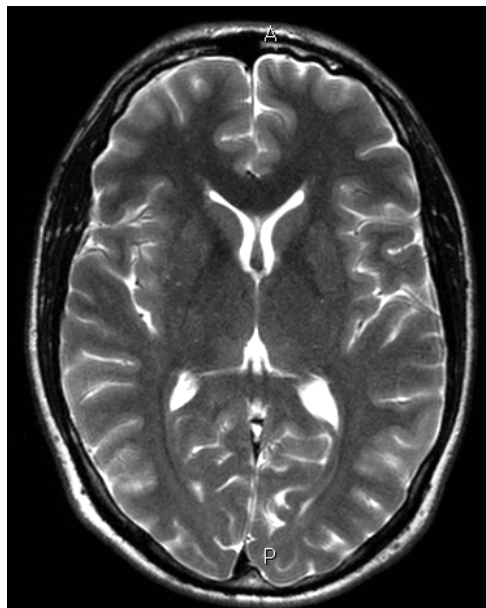
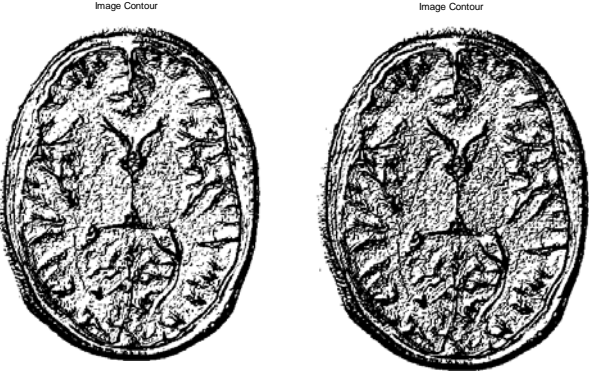
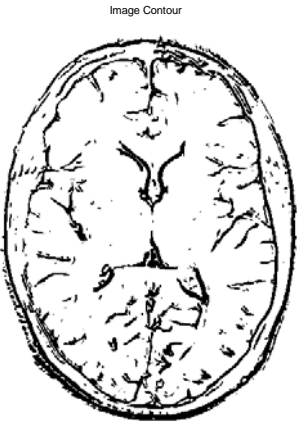
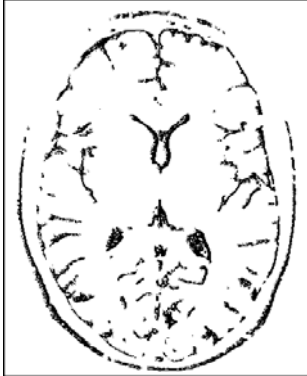
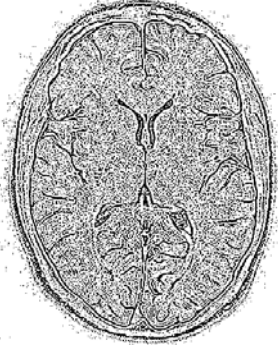

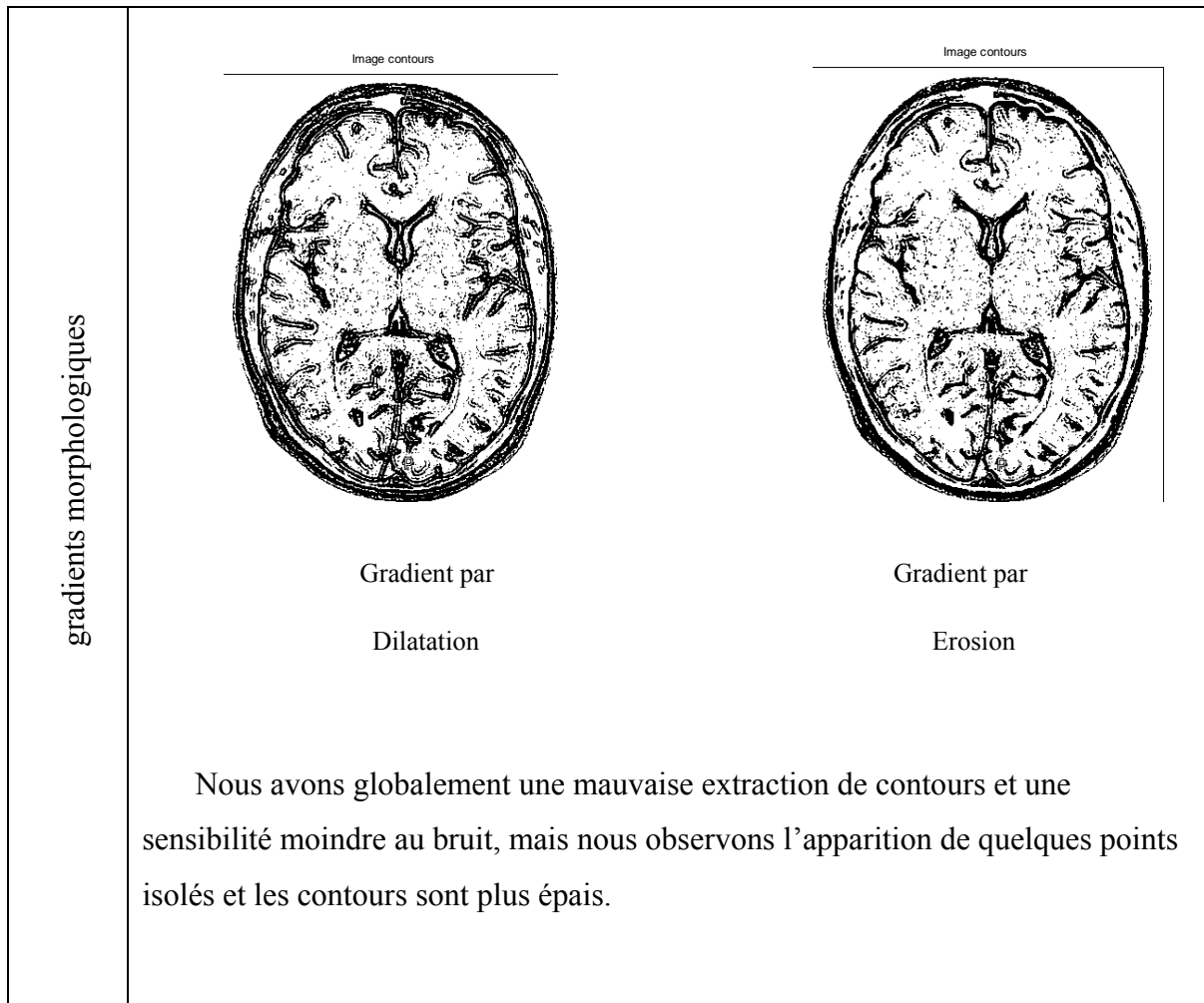


Figure II.20: Image originale

Opérateur de Prewitt et de Sobel	<div style="text-align: center;"><p style="text-align: center;">Opérateur de Prewitt Opérateur de Sobel</p><p>Le résultat donné par cette application fait apparaître tout de même des points « bruit » qui ne font pas partie des contours. C'est un détecteur à grande précision. Le masque de Sobel donne un résultat presque identique au précédent, par contre les contours sont accentués et épais.</p></div>
Opérateur MDIF	<div style="text-align: center;"><p style="text-align: center;">Opérateur MDIF</p><p>Cet opérateur donne un résultat proche de celui donné par le masque de Prewitt.</p><p>La nature du filtre MDIF (lissage + détecteur dérivatif) fait apparaître en plus des contours une sorte de flou.</p></div>

Opérateur NAGDIF	<p data-bbox="863 226 938 241" style="text-align: center;">Image Contour</p>  <p data-bbox="788 689 1016 719" style="text-align: center;">opérateur NAGDIF</p> <p data-bbox="347 772 1348 862" style="text-align: center;">les contours détectés sont minces et discontinus du fait que les transitions dans l'image originale ont de petites largeurs.</p>
Opérateur laplacien	<p data-bbox="603 920 678 936" style="text-align: center;">Image Contour</p>  <p data-bbox="534 1355 687 1384" style="text-align: center;">Laplacien 1</p> <p data-bbox="1145 920 1220 936" style="text-align: center;">Image Contour</p>  <p data-bbox="1134 1355 1272 1384" style="text-align: center;">laplacien2</p> <p data-bbox="421 1444 1342 1534" style="text-align: center;">Cet opérateur est sensible aux petites variations locales « bruits », le Laplacien donne des résultats médiocres pour la détection de contours.</p>



Pour étudier les performances de la méthode des Level Sets, nous appliquons l'algorithme sur une image médicale particulière. Cette image présente la coupe sagittale du cerveau pondéré en T1 d'un enfant âgé de 9 ans enregistré par le biais d'un scanner IRM contenant des taches noires représentant des tumeurs réelles.

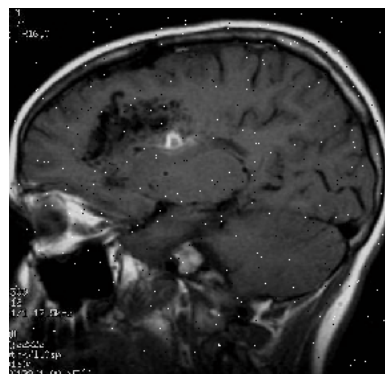


Figure II.21: Coupe sagittale d'un cerveau

L'image à segmenter comporte une grande quantité de données mais généralement cette image est bruitée par des pixels indésirables qui pourraient modifier l'information utile, donc il est indispensable de passer par l'étape de prétraitement. Nous appliquons à l'image initiale une paire de filtres. Le premier est un filtre médian utilisé pour éliminer l'information inutile, le deuxième est filtre gaussien afin d'éliminer l'effet de discrétisation qui se trouve entre les pixels situés à la frontière de l'objet (figure II.21).

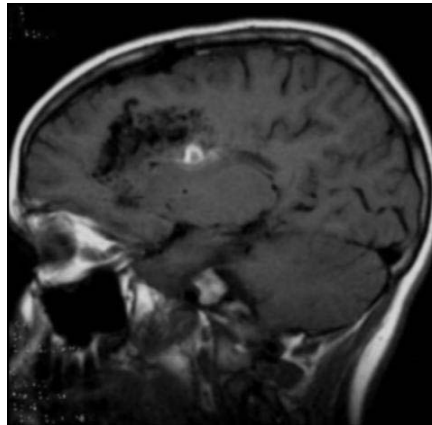


Figure II.22: Filtre médian suivi d'un filtre Gaussien

En appliquant cette action conjointe de deux filtres, nous constatons une élimination parfaite du bruit et un lissage de la frontière des zones d'intérêts.

Après l'opération de filtrage, nous appliquons à l'image la méthode de level-Sets décrite précédemment dans le but d'extraire le contour de la pathologie existante. La courbe C utilisée dans notre cas est un cercle de faible diamètre appliqué à proximité de la pathologie comme illustré sur la figure (II.23).

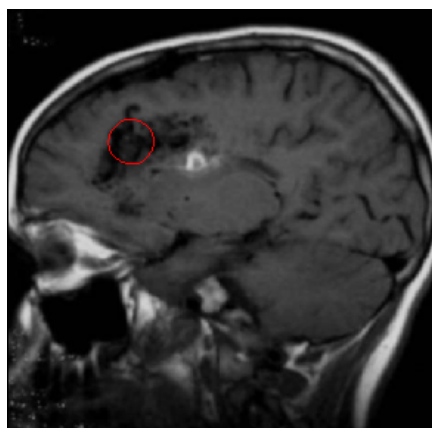


Figure II.23: Initialisation de la courbe

II.3.2 Croissance de régions et agrégation de pixels

Cette méthode est une méthode de fusion elle consiste à regrouper itérativement des ensembles de pixels connexes en régions plus importantes en utilisant des critères de regroupement de pixels [18]. L'image est initialement décomposée en primitives région (primitive pouvant être composée d'un seul pixel) celles-ci sont ensuite regroupées de manière itérative selon un critère de similarité jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de fusion possible. Cette méthode peut être décomposée en deux sous méthodes:

- Agrégation de pixels
- Croissance de régions

II.3.2.1 Agrégation de pixels

Au départ, il s'agit de considérer chaque pixel comme une région. Ensuite on essaie de les regrouper à partir d'un double critère:

- Critère de similarité des niveaux de gris: exemple: variance des niveaux de gris dans une région.
- Critère d'adjacence

Principe: on choisit un germe et on fait croître ce germe tant que les pixels de son voisinage vérifient les tests d'homogénéité. Lorsqu'il n'y a plus de candidat on choisit un autre germe.

II.3.2.2 La segmentation par croissance de régions

La segmentation par croissance de régions vise à regrouper les pixels adjacents de l'image dont les attributs varient de façon négligeable. Il faut choisir un prédicat ou critère d'uniformité P et un jeu de pixels initiaux, ou germes, à partir desquels la croissance de régions s'effectuera. Le critère P peut par exemple consister à exiger que la variance dans une région ne dépasse pas un certain seuil. On utilise souvent à la fois des critères radiométriques et des critères géométriques. Une initialisation très simple consiste à choisir comme germes un grand nombre de pixels aléatoirement répartis dans l'image. On peut éventuellement commencer par identifier toutes les petites zones vérifiant le prédicat P , afin de les utiliser comme points de départ. La croissance de régions s'effectue à partir des

germes par agrégation de pixels: on ajoute successivement aux régions des pixels voisins qui ont des propriétés similaires, en ce sens que les régions continuent à vérifier P après l'agrégation d'un pixel.

Des régions adjacentes qui ensemble vérifient P peuvent être fusionnées. De nouveaux germes peuvent être introduits dans les zones ne pouvant pas être incluses dans les régions existantes.

Cette méthode est constituée de deux étapes:

II.3.2.2.1 Approches par division (split)

Cette méthode consiste à diviser l'image, qui constitue la région initiale, en régions de plus en plus homogènes. Le processus est réitéré pour chacune des régions produites jusqu'à ce qu'une certaine homogénéité soit atteinte. L'homogénéité d'une région est souvent contrôlée par sa variance ou son contraste. Ces techniques à caractère descendant ont une faiblesse liée à la nature souvent régulière du découpage. Une région est divisée en sous régions de niveaux inférieurs, les frontières d'une région sont alors représentées sur différents niveaux, leurs délimitations exactes sont ainsi difficiles à obtenir. Plusieurs algorithmes de division reposent sur l'utilisation des histogrammes de niveaux de gris. Les régions sont alors définies à partir des intervalles entre les vallées.

II.3.2.2.2 Approche fusion (merge)

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petites régions. Puis ces régions sont fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit plus vérifié.

Plusieurs règles de regroupement ont été proposées. Certaines de ces règles mettent en jeu:

- des propriétés statistiques telles que la moyenne ou la variance des niveaux de gris des régions, le gradient moyen des frontières de régions, le contraste maximum des régions ou d'autres statistiques locales qui expriment l'état de surface des régions, etc.

- Des propriétés géométriques ou morphologiques telles que l'élongation ou la compacité des régions. Deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé ou amélioré après leur fusion.

II.3.2.2.3 Approche par division - fusion

L'approche par division et fusion connue sous le terme anglais de split and merge est associée à un modèle de partitionnement de l'image. La segmentation d'une image selon cette approche se décompose en deux phases successives appelées phase de division et phase de fusion opérant sur une structuration en blocs de l'image. La phase de division est généralement itérative. Un bloc R_i est divisé selon une mesure de non homogénéité $E(R_i)$ comparée à un seuil T comme l'indique la relation suivante:

$$P(R_i) = \begin{cases} \text{Vrai} & E(R_i) < T \\ \text{faux} & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II-26})$$

Si le bloc R_i est reconnu homogène il est laissé inchangé, sinon il est divisé de manière à restituer des sous blocs plus homogènes. La fusion ou le rassemblement des régions pallie au point faible de la phase de division qui ne réunit pas les régions adjacentes identiques. Le but de la phase de fusion est de regrouper ces régions à condition que la mesure d'inhomogénéité provoquée par le regroupement reste au dessous d'un seuil T .

II.3.3 Quadtree:

En segmentation d'images, la structure quadtree opère de façon à ce que l'image soit découpée récursivement en carrés jusqu'à ce que chaque carré soit homogène.

La récursivité vient du fait que chaque carré doit être découpé en 4 carrés s'il ne respecte pas le critère d'homogénéité. Deux inconvénients de cette approche sont la non invariance en translation de l'image (nous dirons qu'une méthode est invariante par translation si les résultats ne varient pas en cas de translation ou rotation de l'image), et le fait que la segmentation par quadtree est totalement fondée sur des critères géométriques (Figure II.21).

La figure (II.24) donne les résultats finaux obtenus par la méthode des level-set tout en sélectionnant une courbe initiale de forme circulaire, L'évolution de cette dernière nous donne le contour final après un certain nombre d'itérations.

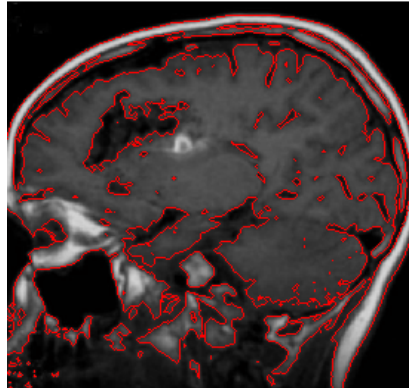


Figure II.24: Segmentation par la méthode des Level Sets

II.3. Approche région:

Les méthodes de segmentation par approche région cherchent à regrouper directement des pixels ayant une propriété commune; l'ensemble des regroupements de pixels définit à la fin une segmentation de l'image.

II.3.1 Les méthodes de classification

Elle consiste à regrouper les pixels de niveaux semblables, indépendamment de relations de connexité qui peuvent les lier [6]. La technique de seuillage d'histogramme, qui constitue la majorité des méthodes de segmentation par classification, s'appuie sur l'hypothèse que les régions de niveaux de gris uniformes produisent des modes suffisamment significatifs dans les histogrammes de l'image pour que l'on puisse les caractériser directement par les valeurs limites des pixels qui les composent. Il suffit alors de seuiller l'image entre ces deux limites pour en extraire les régions. L'inconvénient de ces méthodes est qu'elles ne prennent pas en compte la topologie de l'image.

Soit R l'image à segmenter, ou bien la région décrivant l'image toute entière.

On sélectionne un prédicat P sur lequel on fonde notre segmentation. On subdivise alors

R en quadrants de plus en plus petits de telle façon à vérifier, pour chaque région finale R_i , le prédicat ($P(R_i) = \text{vrai}$). Si le prédicat n'est pas vérifié ($P(R_i) = \text{faux}$), on subdivise en 4 quadrants notre région. Si P est aussi faux pour n'importe quel quadrant, on subdivise ce quadrant en 4 autres quadrants plus petits, et ainsi de suite jusqu'à avoir le prédicat vérifié dans tous les quadrants définis. Après cette étape de division, on exécute l'opération de fusion qui consiste à fusionner chaque deux régions R_i et R_j adjacentes et vérifiant $P(R_i \cup R_j) = \text{vrai}$.

Cette procédure peut être résumée par l'algorithme suivant:

- o Diviser en 4 quadrants disjoints toute région R_i pour laquelle $P(R_i) = \text{faux}$.
- o Fusionner chaque deux régions adjacentes R_j et R_k vérifiant: $P(R_i \cup R_k) = \text{vrai}$.
- o Terminer la procédure lorsque aucune division ou fusion ne peut être faite.

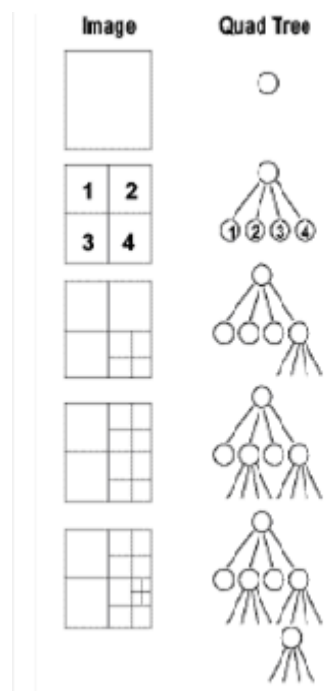


Figure II.25: Structure Quadtree

La technique de structure pyramidale est aussi utilisée pour segmenter une image texturée. Une structure pyramidale est un empilement d'images de résolution décroissante depuis la base jusqu'au sommet. En fait, les techniques de croissance de régions qui procèdent par fusion sont considérées comme des techniques pyramidales.

La stratégie pyramidale consiste à fusionner les régions par groupes en parallèle, pour toute l'image, à chaque itération. On construit ainsi une pyramide de graphes d'adjacence. Un niveau donné de la pyramide met en jeu des régions sensiblement équivalentes en taille.

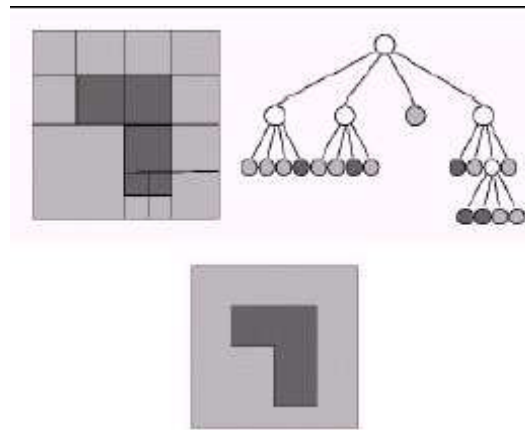


Figure II.26: Segmentation en utilisant le quadtree

Le fusionnement des régions repose sur des notions de théorie des graphes tels que le « stable ». Plutôt que de fusionner des couples de régions, des fusions de petits groupes de régions sont provoquées. A chaque itération, ces fusions par groupes sont effectuées sur tout le graphe d'adjacence, ce qui définit la pyramide de graphes.

L'opération doit être parallèle pour tous les sommets d'un niveau; de plus, les traitements doivent être locaux pour chaque sommet. L'apex de la pyramide est atteint lorsque aucune réduction supplémentaire n'est possible.

II.4.CONCLUSION:

La segmentation a pour rôle la description des aspects de l'image d'où son importance dans l'extraction des primitives et par suite dans la prise de décision.

Nous avons présenté brièvement quelques méthodes englobant les deux principales approches à savoir *contours* et *régions*. Nous avons présenté une des techniques de contours actifs pour laquelle nous donnons un intérêt particulier, il s'agit de la méthode des level sets ou ensemble de niveaux. Nous constatons, d'après les quelques tests préliminaires, que cette dernière présente une meilleure extraction des contours.

CHAPITRE III :
Théorie des level sets

III.1. Introduction:

Dans ce chapitre nous allons détailler deux classes concernant la méthode des level sets, vue dans le chapitre précédent, et qui sont respectivement : les level sets traditionnels et les level sets sans réinitialisation de la fonction de distance. Nous ferons une comparaison entre ces deux approches afin de donner les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

III.2. Méthode d'ensemble de niveaux traditionnels [19]:

Comme nous l'avons présenté précédemment, cette méthode permet de faire évoluer la courbe paramétrique fermée $C(t)$ suivant l'équation (II.25) « équation d'ensemble de niveaux ».

Chaque point de la courbe C évolue suivant la direction normale à la courbe \vec{n} avec une vitesse F .

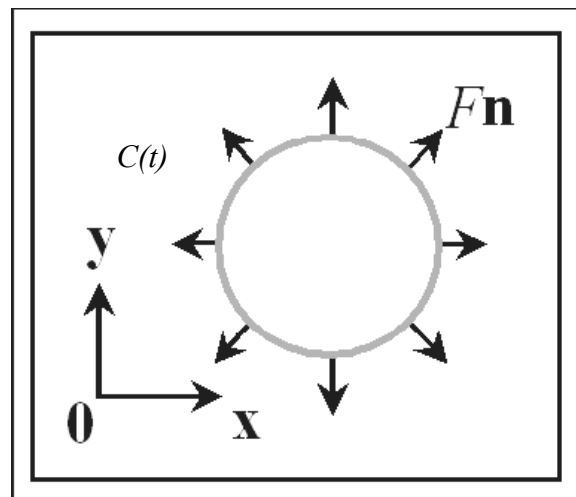


Figure III.1. Évolution de la courbe C.

La fonction d'ordre supérieur ϕ utilisée normalement est la distance algébrique à la courbe C . Alors, si notre courbe $C(t)$ est une courbe paramétrique plane (dimension 1) la fonction utilisée pour sa représentation et pour simuler son évolution sera un plan $\phi(x,y)$ (dimension 2) à valeurs réelles. Pour une courbe plane $C(t)$, un tableau bidimensionnel de nombres réels $\phi(x,y)$ est utilisé pour sa représentation. L'évolution de la courbe signifie la mise à jour de tout le tableau $\phi(x,y)$.

III.2.1. Initialisation de la fonction de distance :

D'abord nous initialisons (en $\phi(x,y)$) à zéro les pixels correspondant au passage de la courbe C , la matrice de ϕ sera remplie de la manière suivante : zéro tout le long de la courbe C , et la valeur de la distance euclidienne au point le plus proche de la courbe pour tout le reste.

$$\phi_0(x,y) = \begin{cases} +d & \text{pour } (x,y) \in \Omega \\ 0 & \text{pour } (x,y) \in \partial\Omega = C(t) \\ -d & \text{pour } (x,y) \in \bar{\Omega} \end{cases}$$

Où d représente la distance euclidienne.

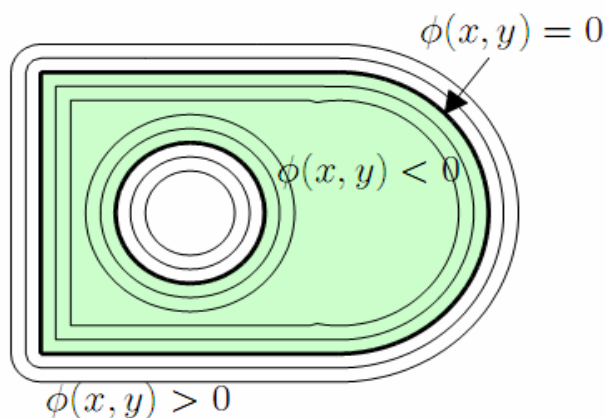


Figure III.2. Utilisation de la distance signée ϕ .

II.2.2. Evolution de la courbe :

II.2.2.1. Equations fondamentales :

Pour une courbe plane C , un tableau bidimensionnel de nombres réels $\phi(x, y)$ est utilisé, l'évolution de la courbe signifie la mise à jour de tout le tableau $\phi(x, y)$.

La fonction $\phi(x, y)$ évolue selon l'équation d'ensemble de niveaux suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = FN \text{ [équation (II.25)].}$$

Ceci est connu sous le nom d'« équation d'ensemble de niveaux ».

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.

Un schéma numérique convexe du premier ordre peut être trouvé dans [20] pour l'estimation des dérivées spatiales de l'équation (II.25), donc la fonction vitesse peut être écrite comme :

$$F = F_{prop} + F_{curv} + F_{adv} = F_0 - \varepsilon k + U((x, y), t) \cdot \vec{n} \quad (\text{III.1})$$

- $F_{prop} = F_0$ est la vitesse de propagation de la courbe ,

- $F_{curv} = -\varepsilon k$ est la vitesse liée aux propriétés locales de la courbe,

- $F_{adv} = \vec{U}(x, y, t) \cdot \vec{n}$ est la vitesse d'advection,

Avec \vec{n} la normale unitaire à la courbe, elle est donnée par $\vec{n} = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}$

L'équation d'ensemble de niveaux peut être écrite comme suit :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F_0 |\nabla \phi| + \vec{U}(x, y, t) \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} |\nabla \phi| = \varepsilon k |\nabla \phi| \quad (\text{III.2.a})$$

Qui donne la relation suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F_0 |\nabla \phi| + \vec{U}(x, y, t) \cdot \nabla \phi = \varepsilon k |\nabla \phi| \quad (\text{III.2.b})$$

$$\triangleright \text{ Le terme } F_0 |\nabla \phi| = \alpha [\max(F_{0ij}, 0) \nabla^+ + \min(F_{0ij}, 0) \nabla^-] \quad (\text{III.3})$$

décrit le mouvement de la courbe C dans sa direction normale, il dépend du terme $g(|\nabla I|)$ [19], [22], qui est une fonction monotone décroissante de l'amplitude du gradient de l'image I . Ce terme peut être écrit selon l'équation suivante:

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|} \quad (\text{III.4})$$

Cette fonction définit la condition d'arrêt de la fonction de distance. Elle dépend d'un opérateur de type dérivatif, par exemple la norme du gradient, qui présente un maximum de réponse sur les sauts d'amplitude dans l'image ; elle décroît lorsque l'opérateur croît et tend théoriquement vers zéro quand il tend vers l'infini.

Où :

- I est l'image,

- G est un noyau Gaussien de variance σ ,

* est l'opérateur de convolution.

Les termes α , F_{0ij} et ∇^+ et ∇^- de l'équation (III.3) sont définis comme suit:

- α est le coefficient de pondération, il peut être positif ou négatif, si le contour initial est placé en dehors de l'objet d'intérêt, le coefficient α devrait prendre une valeur positive. Si le contour initial est placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt, le coefficient α devrait prendre une valeur négative.

- F_{0ij} : ce terme dépend du $g(|\nabla I|)$.

$$-\nabla^+ = \left[\max(D_{ij}^{-x}\phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{+x}\phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-y}\phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+y}\phi, 0)^2 \right] \quad (\text{III.4.a})$$

$$-\nabla^- = \left[\max(D_{ij}^{+x}\phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-x}\phi, 0)^2 + \max(D_{ij}^{+y}\phi, 0)^2 + \min(D_{ij}^{-y}\phi, 0)^2 \right] \quad (\text{III.4.b})$$

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)[23]

* D_{ij}^{+x}, D_{ij}^{+y} sont appelées les *FD* "forward differences" de ϕ selon x et y.

$$D_{ij}^{+x} = D_{ij}^{+x}\phi = \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}}{\Delta x} \quad (\text{III.5.a})$$

$$D_{ij}^{+y} = D_{ij}^{+y}\phi = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j}}{\Delta y}$$

* et D_{ij}^{-x}, D_{ij}^{-y} sont les *BD* "backward differences" de ϕ selon x et y.

$$D_{ij}^{-x} = D_{ij}^{-x}\phi = \frac{\phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}}{\Delta x} \quad (\text{III.5.b})$$

$$D_{ij}^{-y} = D_{ij}^{-y}\phi = \frac{\phi_{i,j} - \phi_{i,j-1}}{\Delta y}$$

$\phi_{i+1,j}$ est la valeur du tableau ϕ à la position $x = i + 1, y = j$.

Dans notre cas Δy et Δx sont égales à 1.

➤ Le terme $F_{adv}|\nabla\phi|$ correspond à la vitesse d'advection, il peut être exprimé sous la forme suivante:

$$F_{adv}|\nabla\phi| = \left\{ \left[\max(u_{ij}, 0)D_{ij}^{-x} + \min(u_{ij}, 0)D_{ij}^{+x} + \max(v_{ij}, 0)D_{ij}^{-y} + \min(v_{ij}, 0)D_{ij}^{+y} \right] \right\} \quad (\text{III.6})$$

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

➤ Le terme F_{curv} est donné par la relation suivante :

$$F_{curv}|\nabla\phi| = -\varepsilon \left[K \left[\left((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2 \right)^{1/2} \right] \right] \quad (\text{III.7})$$

Où :

K est la courbure, elle est calculée à partir de ϕ en utilisant les différences finies centrales.

$$K = \nabla \left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_{xy}\phi_x\phi_y + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \quad (\text{III.8})$$

Tel que :

ϕ_x est la dérivée première de ϕ selon la direction de x .

ϕ_{xx} est la dérivée seconde de ϕ selon la direction de x .

$$\phi_{xx} = \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \approx D_x^0 D_x^0 \phi = \frac{\phi_{i+1,j} - 2\phi_{i,j} + \phi_{i-1,j}}{\Delta x^2}$$

Les autres termes du seconde ordre sont aussi obtenus par la méthode de différences finies centrales par exemple :

$$\phi_{xy} = D_x^0 D_y^0 \phi \text{ et } \phi_{yy} = D_y^0 D_y^0 \phi$$

Les différences finies du première ordre sont donnés par les relations suivantes :

$$D_{ij}^{0x} = D_{ij}^{0x} \phi = \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i-1,j}}{2\Delta x} \quad (\text{III.9.a})$$

$$D_{ij}^{0y} = D_{ij}^{0y} \phi = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j-1}}{2\Delta y} \quad (\text{III.9.b})$$

Donc le terme $F_{curv}|\nabla\phi|$ devient :

$$F_{curv}|\nabla\phi| = -\varepsilon \cdot \frac{\left[\frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_{xy}\phi_x\phi_y + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \right]}{\left[\left((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2 \right)^{1/2} \right]} \quad (\text{III.10})$$

Pour faire évoluer la fonction de ϕ , nous utilisons la dérivée temporelle $\frac{\partial\phi}{\partial t}$:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \frac{\phi_{ij}^{k+1} - \phi_{ij}^k}{\Delta t} \quad (\text{III.11})$$

- Δt est le pas relatif au temps,

- ϕ_{ij}^{k+1} la fonction de distance à l'iteration k+1 ,

- ϕ_{ij}^k la fonction de distance à l'iteration k.

Donc la fonction ϕ_{ij}^{k+1} s'écrit comme suit :

$$\phi_{ij}^{k+1} = \phi_{ij}^k + \Delta t \left(\begin{array}{l} -\alpha \left[\max(F_{0ij}, 0) \nabla^+ + \min(F_{0ij}, 0) \nabla^- \right] \\ \left[\begin{array}{l} \max(u_{ij}^k, 0) D_{ij}^{-x} + \min(u_{ij}^k, 0) D_{ij}^{+x} \\ + \max(v_{ij}^k, 0) D_{ij}^{-y} + \min(v_{ij}^k, 0) D_{ij}^{+y} \end{array} \right] \\ + \varepsilon \left[K \left((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2 \right)^{1/2} \right] \end{array} \right) \quad (\text{III.12})$$

III.2.2.2. Construction de la fonction de distance :

La fonction d'ensemble de niveaux ϕ doit satisfaire la condition: $|\nabla\phi|=1$, en préservant sa configuration comme une fonction de distance signée de front $C(t)$, durant tout le temps d'évolution [23]. Ainsi, si la configuration initiale de C est un point simple, ϕ est construite pour s'assurer que tous ses ensembles de niveaux sont équidistants à l'ensemble de niveau zéro C .

Supposons que la fonction de vitesse F est une constante uniforme qui prend la valeur 1 ; agissant sur la fonction d'ensemble de niveaux qui est définie par ϕ , nous pouvons prévoir que le point initial augmenterait indéfiniment à chaque itération. Cette première étape est l'idée fondamentale de la méthode d'ensemble de niveau zéro. La deuxième étape consiste à utiliser la fonction de vitesse, comme le montre l'équation (II.25) pour faire évoluer ϕ vers les contours désirés.

Trois solutions sont proposées pour ce critère « c-à-dire pour satisfaire la condition $|\nabla\phi|=1$ durant tout l'évolution de la courbe » :

La première consiste à arrêter périodiquement les calculs et reconstruire la fonction de distance signée ϕ selon la position actuelle de $C(t)$ tout en gardant l'équidistance entre les niveaux de cette dernière, cette solution est complexe et coûteuse en temps.

La deuxième propose d'évoluer une fonction de vitesse prolongée F_{ext} égale à la fonction scalaire F ainsi que la fonction ϕ . Puisque F_{ext} devrait également correspondre à une fonction de distance signée, elle devrait satisfaire la condition suivante :

$$F_{ext} \nabla\phi = 0 \quad (IV.13)$$

Et la troisième consiste à utiliser la méthode Fast Marching [20] pour calculer la fonction de distance signée ϕ en résolvant l'équation d'Eikonal suivante :

$$|\nabla T| = 1 \quad (IV.14)$$

Pour chaque partie de l'interface [20], la condition de frontière $T = 0$ doit être vérifiée sur l'ensemble de niveau zéro de la fonction ϕ . La solution T sera ensuite notre fonction de distance signée ϕ^{temp} temporaire.

III.2.2.3. Réinitialisation de la fonction de distance

Durant l'évolution de la fonction de distance, nous pouvons rencontrer des chevauchements entre les niveaux de la fonction ϕ , comme l'illustre la figure III.3.

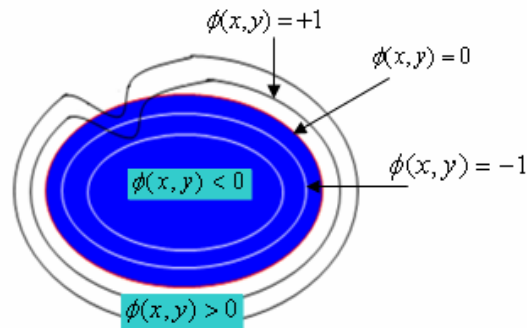


Figure III.3. Chevauchement entre les niveaux de la fonction de distance

Donc il est possible de réinitialiser la fonction de distance chaque « n » itérations afin de maintenir la stabilité de la courbe tout en gardant l'équidistance entre les niveaux ($|\nabla \phi| = 1$).

Ceci est obtenu en résolvant l'équation suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{sign}(\phi_0)(1 - |\nabla \phi|) \quad (\text{III.15})$$

Où ϕ_0 est la fonction à réinitialiser, $\text{sign}(\phi_0)$ est le signe de la fonction.

La solution de cette relation donne de nouvelles valeurs de ϕ à l'état d'équilibre tout en satisfaisant la condition $|\nabla \phi| = 1$. Donc le terme $(1 - |\nabla \phi|)$ de l'équation (III.15) est égal à zéro.

La figure III.3. montre la fonction ϕ après la reinitialisation

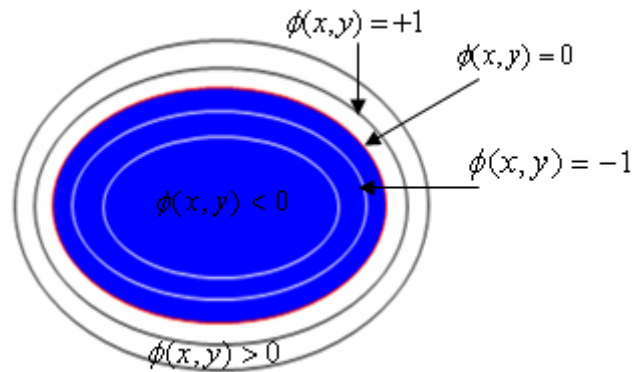


Figure III.3. Fonction ϕ après la reinitialisation

III.2.2.4. Description de l'algorithme de Level Set traditionnel :

L'algorithme sera comme suit :

Initialisation : Initialisation de ϕ

Boucle :

Calcul des Forces : (F_{prop} , F_{adv} et F_{curv})

Évolution de la carte des distances : en utilisant l'équation (III.12)

Réinitialisation de la fonction de distance : afin d'imposer la condition $|\nabla\phi| = 1$
(réinitialisée seulement toutes les n itérations)

Convergence : (Nécessite une condition d'arrêt)

Arrêt de l'algorithme lorsque la courbe $C(t)$ s'applique sur les objets désirés

III.2.2.5. Avantages et inconvénients:

Avantages :

- Séparation et fusion de contours possible durant l'évolution de la courbe.
- Quelques paramètres ajustables selon la qualité de l'image.
- Fiable aux images bruitées.
- Un contour de un pixel.

Inconvénients :

- En premier lieu, l'initialisation de ϕ ne peut se faire qu'avec une seule courbe, car il est très compliqué de faire plusieurs initialisations tout en gardant l'équidistance entre les niveaux.
- Le temps de calcul.
- Ensuite, 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 particulière ne sont donc pas utilisables sur une autre forme.
- On peut remarquer qu'une forte valeur de α ou un pas de temps très élevé induisent des contraintes de tension importantes et empêchent le contour de suivre les contours souhaités.
- Implémentation complexe et coûteuse.

Pour cela, nous allons présenter dans ce qui suit la méthode de level set sans reinitialisation de la fonction de distance afin de résoudre les problèmes rencontrés dans le cas de level set traditionnel.

III.3. Level set sans reinitialisation de la fonction de distance [24] :

Comme expliqué auparavant, il est important de maintenir la stabilité de la courbe durant l'évolution spécialement au voisinage du niveau zéro, il est nécessaire de savoir que la fonction ϕ doit satisfaire la condition $|\nabla\phi|=1$, pour cela Chunming [24] a proposé l'intégrale suivante afin d'éliminer les besoins de réinitialisation tout en satisfaisant la condition précédente.

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy \quad (\text{III.16})$$

$P(\phi)$ est l'énergie interne de ϕ , elle dépend uniquement de ϕ comme une métrique pour déterminer le degré de convergence de la fonction ϕ vers la fonction de distance signée dans un domaine $\Omega \subset \mathbb{R}^2$.

A partir de $P(\phi)$, la nouvelle formule d'énergie peut être donnée par :

$$\zeta(\phi) = \mu P(\phi) + \xi_{g,\lambda,\nu}(\phi) \quad (\text{III.17})$$

Où μ représente le paramètre positif qui contrôle l'effet d'écart de ϕ par rapport à la fonction de distance signée.

$\xi_{g,\lambda,\nu}(\phi)$ est l'énergie externe qui dépend des données de l'image (F_{prop} dans le cas des levels sets traditionnels), cette énergie pousse l'ensemble de niveau zéro vers les objets désirés.

Elle est définie comme suit :

$$\xi_{g,\lambda,\nu}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) \quad (\text{III.18})$$

$\lambda > 0$ et ν sont des constantes, et les termes $L_g(\phi)$ et $A_g(\phi)$ sont définis comme suit :

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla\phi| dx dy \quad (\text{III.19})$$

$L_g(\phi)$ est la fonction d'énergie qui calcule la longueur de la courbe de niveau zéro de la fonction ϕ selon la métrique euclidienne $ds = |C'(q)|dq$, et où $C(q):[0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2$ est une courbe plane paramétrée [39].

La solution de $L_g(\phi)$ évalue le mouvement de chaque point du contour actif, afin de diminuer la longueur de L_g .

L'énergie $A_g(\phi)$ est donnée par l'équation suivante :

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} gH(-\phi) dx dy \quad (\text{III.20})$$

$H(-\phi)$ est la fonction heaviside.

Cette énergie est introduite pour accélérer l'évolution de la courbe.

Le coefficient ν de l'équation (III.16) dépend de la position relative du contour initial par rapport à l'objet désiré. Il joue le même rôle que α dans le cas de level set traditionnel, il prend une valeur positive, lorsque le contour initial est placé en dehors de l'objet d'intérêt, et négative si le contour initial est placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt.

La fonction de dirac δ_ε est définie comme suit :

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right], & |x| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

Pour minimiser la fonction $\zeta(\phi)$, on peut utiliser le gradient suivant :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial \zeta}{\partial \phi} = -\frac{\partial (\mu P(\phi) + \xi_{g,\lambda,\nu}(\phi))}{\partial \phi} \quad (\text{III.22})$$

En utilisant les calculs variationnels, la première dérivée de la fonction ζ peut être écrite sous la forme suivante:

$$\frac{\partial \zeta}{\partial \phi} = -\mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu g \delta_\varepsilon(\phi) \right] \quad (\text{III.23})$$

- Δ représente l'opérateur Laplacien.

La dérivée temporelle $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ peut être approximée par les FD « forward differences »:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{\phi_{ij}^{k+1} - \phi_{ij}^k}{\Delta t}$$

l'équation d'évolution (III.20) peut être écrite sous la forme suivante :

$$\frac{\phi_{ij}^{k+1} - \phi_{ij}^k}{\Delta t} = \left[\mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta_\varepsilon(\phi) \right] \quad (\text{III.24})$$

Où Δt est le pas relatif au temps.

Donc :

$$\phi_{ij}^{k+1} = \Delta t * \left[\phi_{ij}^k + \left[\mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta_\varepsilon(\phi) \right] \right] \quad (\text{III.25})$$

Le terme $\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ de l'équation (III.25) correspond au « gradient flow » de la fonction d'énergie interne $\mu P(\phi)$, l'effet de ce terme est de maintenir la stabilité de $|\nabla \phi| = 1$ durant toute l'évolution de la fonction d'ensemble de niveaux.

D'autre part, le terme $\lambda \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta_\varepsilon(\phi)$ de l'équation (III.25) correspond au « gradient flow » des fonctions d'énergie $\lambda L_g(\phi)$ et $\nu A_g(\phi)$.

III.3.1 Sélection du pas relatif au temps :

Dans cette méthode le pas relatif au temps peut être choisi plus grand que le pas relatif au temps utilisé dans les méthodes d'ensemble de niveaux traditionnelles.

III.3.2. Initialisation flexible de la fonction d'ensemble de niveaux :

Pour initialiser la fonction ϕ comme une fonction de distance signée. Chunming a proposé la formule suivante:

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho & \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

Où Ω est le domaine de l'image I .

Ω_0 est un sous-domaine de l'image I .

$\partial\Omega_0$ représente les points de contours de Ω_0 .

$\rho > 0$ est une constante.

III.3.3. Description de l'algorithme de level set sans reinitialisation de la fonction de distance:

Initialisation : initialisation flexible de ϕ (En utilisant la relation III.23)

Boucle :

Calcul des énergies (interne et externe) : $(P(\phi), \xi_{g,\lambda,\nu})$

Évolution de la fonction de distance : en utilisant l'équation (III.25)

Convergence : (Nécessite une condition d'arrêt)

Arrêt de l'algorithme lorsque la courbe $C(t)$ s'applique sur les objets désirés.

III.4. Interprétation des résultats :

Dans ce qui suit nous allons présenter les résultats obtenus par l'application de chaque algorithme défini précédemment (level set traditionnel et level set sans réinitialisation de la fonction de distance) sur une image IRM d'un cerveau de coupe coronale.

Notons que l'utilisation de ce type d'image peut nous montrer les avantages et les inconvénients de chaque méthode à cause de la présence du bruit ainsi que les formes des objets rencontrés dans ce cas des images médicales.

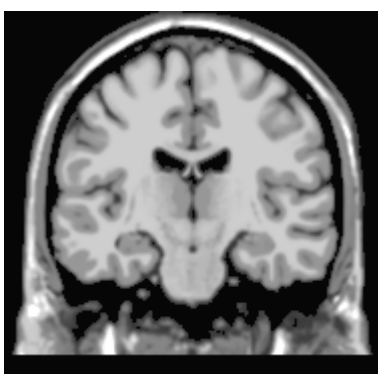
III.4.1. Application de la méthode d'ensemble de niveaux traditionnelle :

Comme nous l'avons expliqué précédemment, le choix des paramètres n'est pas pris en charge automatiquement, de ce fait nous avons changé les paramètres afin d'obtenir des bons résultats en utilisant le choix suivant :

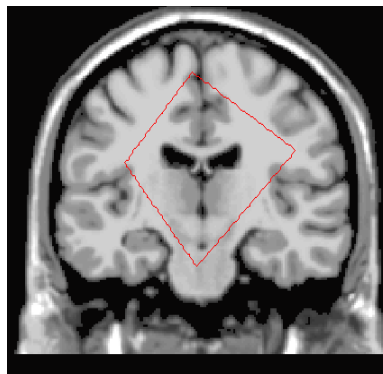
$$\Delta t = 0.1$$

$$\alpha = -2$$

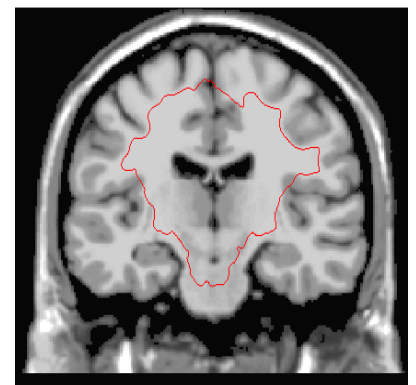
$$\sigma = 1.5$$



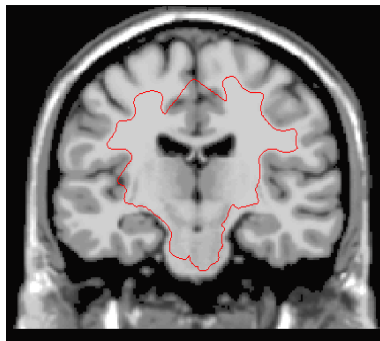
(a) Image originale



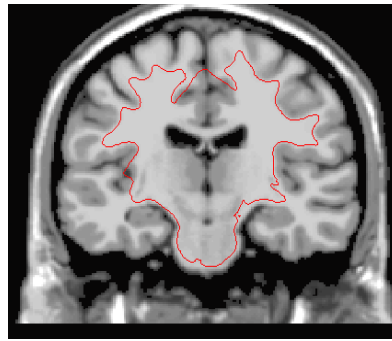
(b) Contour initial



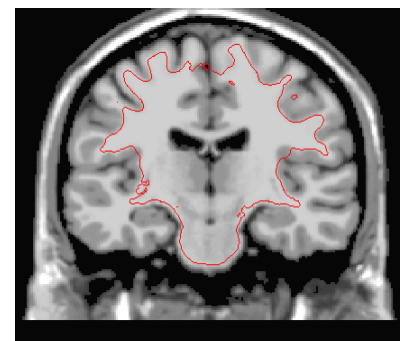
(c) Après 60 itérations



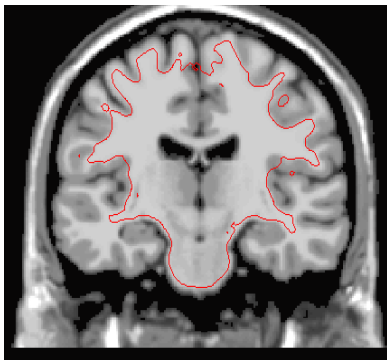
(d) Après 100 itérations



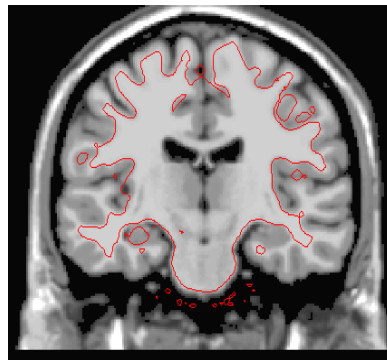
(e) Après 100 itérations



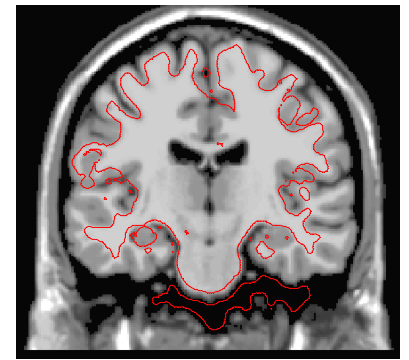
(f) Après 220 itérations



(g) Après 260 itérations



(h) Après 360 itérations

(i) Contour final
après 400 itérations**Figure III.4.** Résultats obtenus par les Level Sets traditionnels.

Cette figure montre l'évolution de la courbe initiale jusqu'à l'obtention des contours finaux après 400 itérations.

Nous voyons dans la figure (III.4.b) le contour initial en rouge qui présente le niveau zéro de la fonction de distance signée ϕ_0 .

A cause de la position du contour initial « placé à l'intérieur des contours de l'objet d'intérêt », la valeur du coefficient α doit être négative pour accélérer l'expansion du contour.

D'après la figure III.4 nous pouvons remarquer que la fonction de distance signée ne peut pas atteindre tous les contours désirés, à cause du bruit et les fortes concavités des objets rencontrés dans ce type des images.

Notons que l'évolution de la courbe est très lente, et peut prendre quelques minutes pour atteindre les frontières des objets d'intérêts ; ce problème est principalement dû à la procédure de réinitialisation.

III.4.2. Application de la méthode d'ensemble de niveaux sans réinitialisation de la fonction de distance :

Dans cette classe, l'initialisation flexible de la fonction de distance permet de prendre plusieurs courbes initiales. Donc nous pouvons choisir des régions contenant un contour final complexe et des cavités ; ce qui améliore l'extraction de contours.

Même le pas relatif au temps Δt peut être choisi largement plus grand que celui utilisé dans la méthode des level sets traditionnelle. Pour cela, nous choisissons $\Delta t \leq 10$ pour la plupart des images de test, donc l'évolution de la courbe va être plus rapide mais elle peut aussi causer des erreurs au niveau de la précision des contours.

Nous avons considéré les paramètres suivants :

$$\Delta t = 20$$

$$\sigma = 1.5$$

$$\lambda = 1$$

$$\xi = 1.5$$

$$\nu = -2.5$$

Avec $\rho = 4$

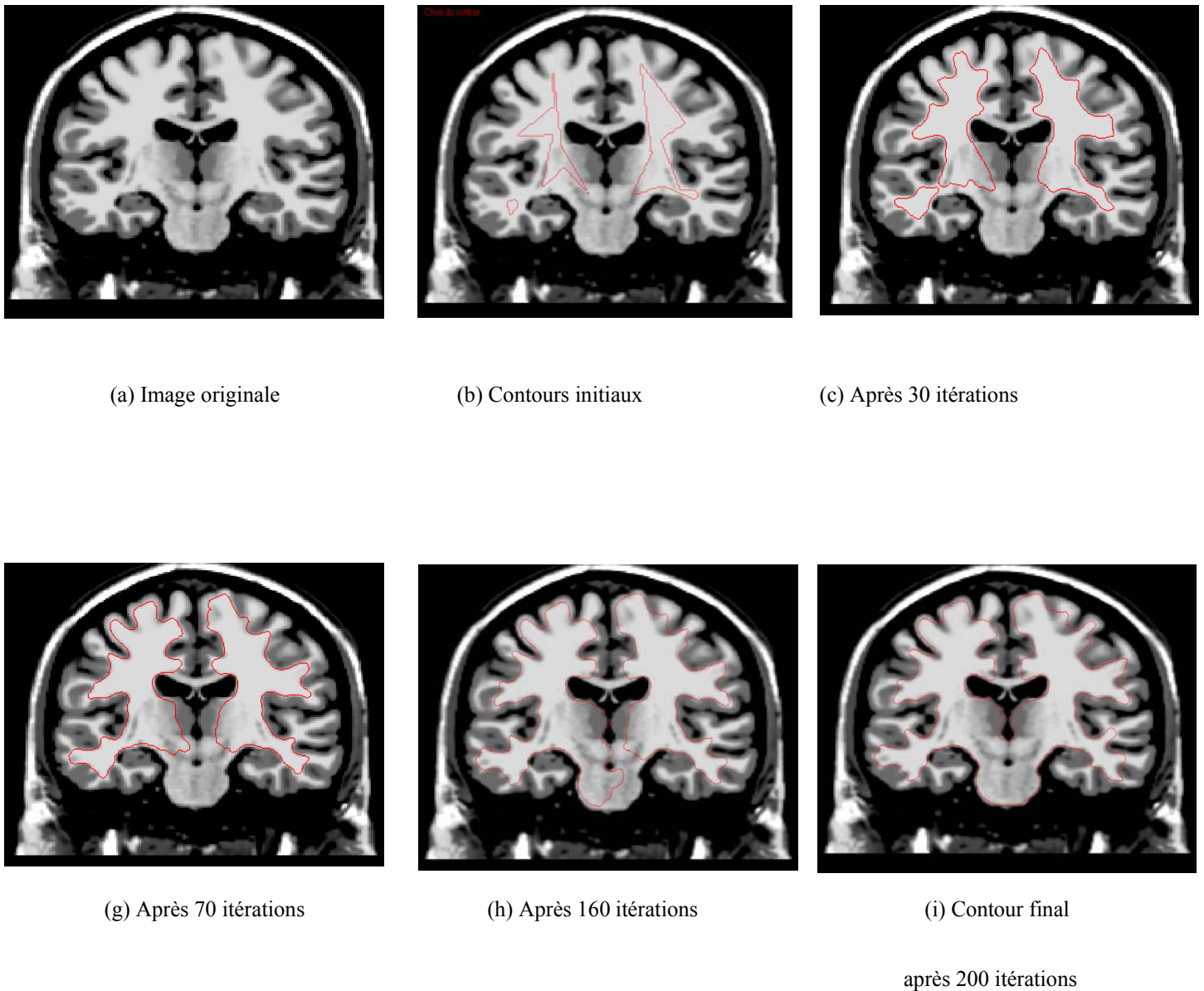


Figure III.5. Résultats obtenus par les Level Sets sans réinitialisation de la fonction de distance.

La figure (III.5) montre la progression de la courbe (niveau zéro) dans le cas des level sets sans réinitialisation de la fonction de distance, nous remarquons :

- La permission de faire plusieurs initialisations nous donne la possibilité d'atteindre les contours complexes.

- Le nombre d'itérations utilisées = 200 itérations.

- Le temps d'exécution de l'algorithme ne dépasse pas une minute.

- Malgré que cette méthode n'atteint pas les fortes concavités mais l'extraction de contours est meilleure que celle obtenue par les level sets traditionnels.

III.5.CONCLUSION:

A travers ce chapitre nous avons présenté les equations fondamentales de chaque classe de level set qui sont: les level sets traditionnels et les level sets sans réinitialisation de la fonction de distance.

Une comparaison des résultats obtenus par l'application des algorithmes relatifs à ces deux classes, nous a permis de montrer les performances et les inconvénients de chaque classe. Les level sets sans réinitialisation donnent de meilleurs résultats avec un temps d'exécution plus court.

CHAPITRE IV :
Description de l'application



IV.1.Introduction :

Dans ce chapitre nous présentons l'interface que nous avons réalisée, sur MATLAB, pour notre application.

Le choix de l'outil Matlab est justifié par la simplicité avec laquelle celui-ci supporte la programmation orientée objet, et aussi par le besoin d'un environnement de programmation évolué, permettant une description rapide des algorithmes en POO (Programmation Orientée Objet).

IV.2.Présentation de l'interface graphique :

Notre interface permet de choisir l'image à partir d'une boîte de dialogue, puis de faire le choix de la méthode désirée (Figure IV.1).

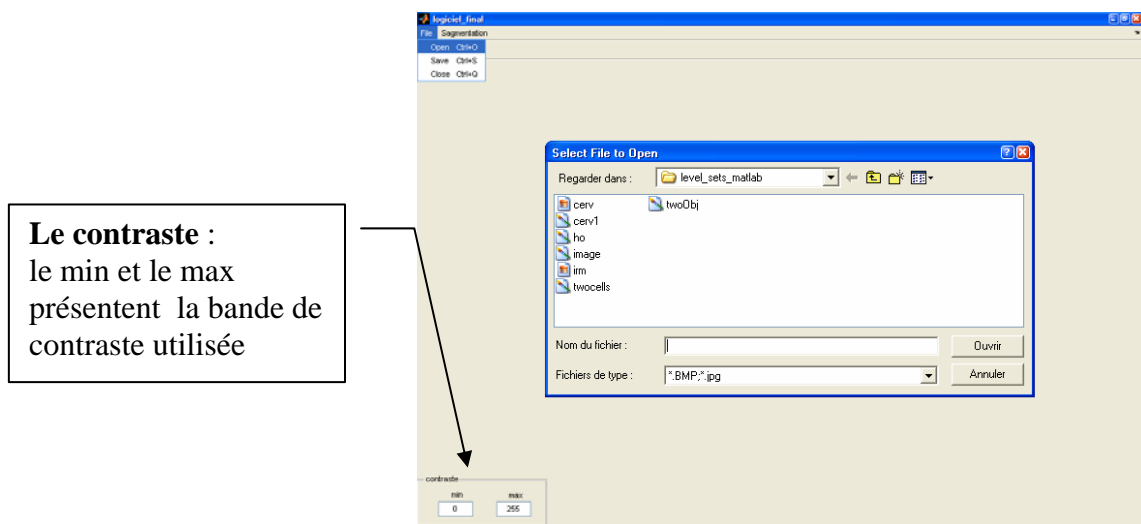


Figure IV.1. Ouverture d'une image

Après avoir choisi l'image, nous pouvons faire un prétraitement tout en choisissant la bande des niveaux de gris qui se trouve entre le « min » et le « max » (donc nous pouvons diminuer ou augmenter le contraste de l'image), puis nous choisissons entre la méthode des level sets traditionnelle ou celle sans réinitialisation de la fonction de distance.

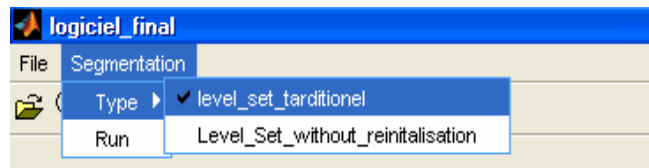


Figure IV.2. Choix d'une méthode

Comme nous l'avons vu précédemment, chaque méthode a des paramètres pour les quels nous pouvons soit rendre l'image plus mince avec sigma plus élevé, ou encore augmenter la vitesse de propagation tout en augmentant alpha dans le sens négatif.

IV.2.2. Level set traditionnel :

Après le choix de la méthode, l'interface nous affiche les paramètres de la méthode choisie :

- time step : évolution plus ou moins rapide.
- Sigma : pour rendre l'image plus ou moins mince.
- le nombre d'itérations.
- alpha : qui prend le signe « - » si le contour initial est en dehors de l'objet d'intérêt, sinon il prend le signe « + ».

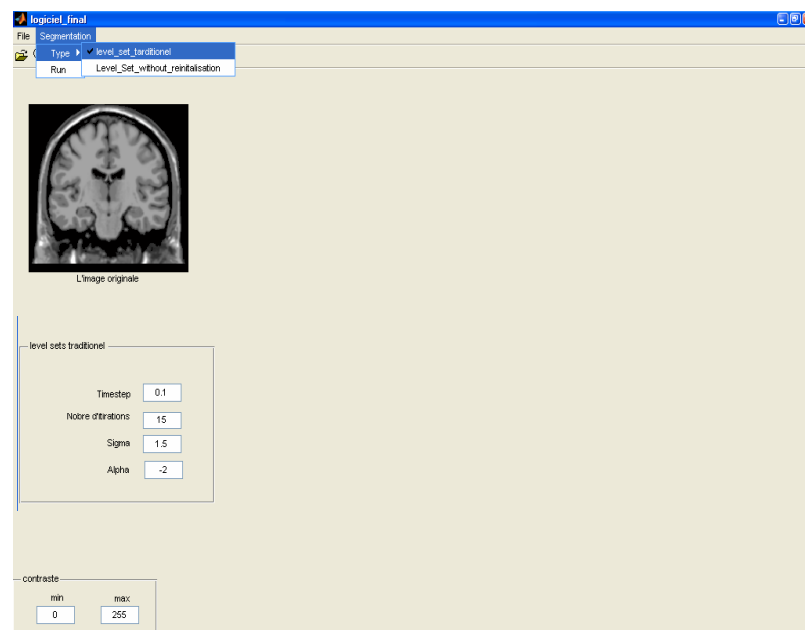


Figure IV.2. Choix des paramètres des level sets traditionnels

Si les paramètres sont choisis de telle façon à avoir les résultats attendus donc il ne nous reste qu'à exécuter la méthode tout en cliquant sur « segmentation\Run ».

IV.2.3. Choix du contour initial :

Le choix du contour se fait manuellement à partir de la souris. Pour choisir les points du contour nous cliquons sur le bouton droit de la souris et pour fermer le contour, nous cliquons sur le bouton gauche de la souris.

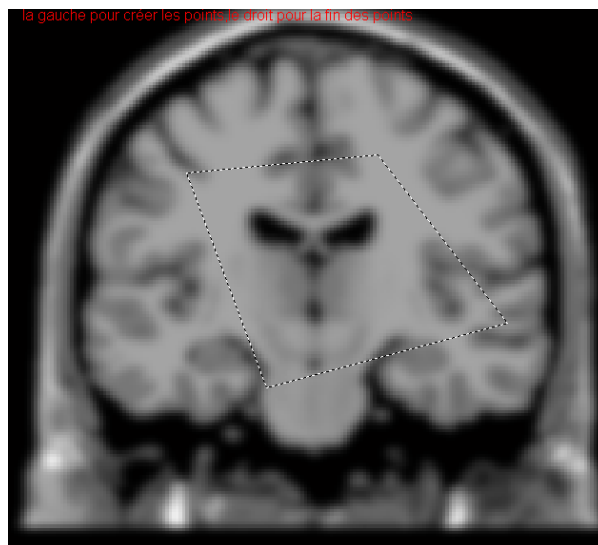


Figure IV.4. Choix d'un contour initial

Après avoir choisi le contour initial, l'algorithme nous affiche le contour après chaque 10 itérations afin de rendre l'évolution de la courbe plus claire, et nous permettre d'apprécier les résultats.

IV.2.3. Level set sans réinitialisation de la fonction de distance :

Dans cette classe nous suivons les mêmes étapes que pour les level sets traditionnels sauf en ce qui concerne l'initialisation de la fonction ϕ_0 .

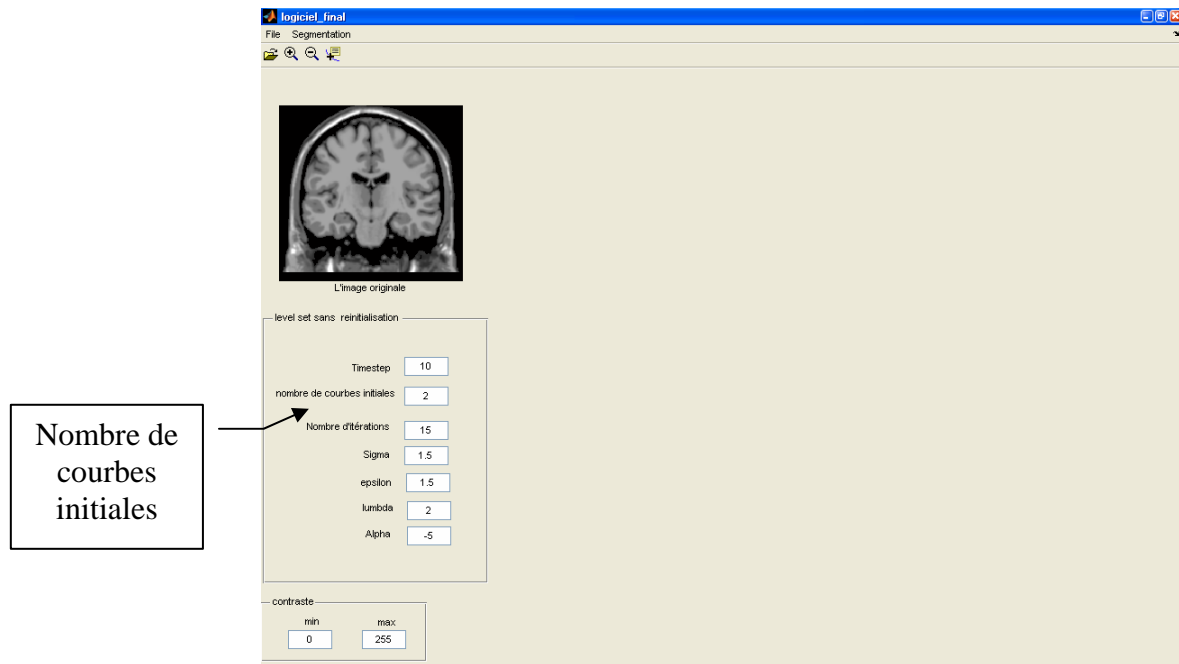


Figure IV.5. Choix du nombre de courbes initiales

Cette figure montre la possibilité de faire l'initialisation avec plusieurs courbes, dans ce cas nous ajoutons une autre entrée qui nous permet de sélectionner le nombre de courbes initiales dépendant de la complexité de l'image.

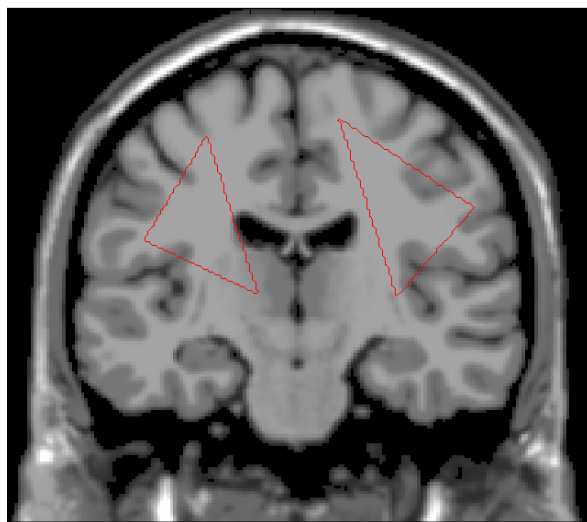


Figure IV.6.Initialisation avec plusieurs courbes (ici 2)

IV.3.Exemple :

A partir de l'interface nous allons exécuter l'algorithme relatif aux level sets sans réinitialisation de la fonction de distance illustrant ainsi la façon avec laquelle cette interface pourrait être utilisée en passant par les différentes étapes menant au contour.

IV.3.1. Choix de l'image et de la méthode désirée :

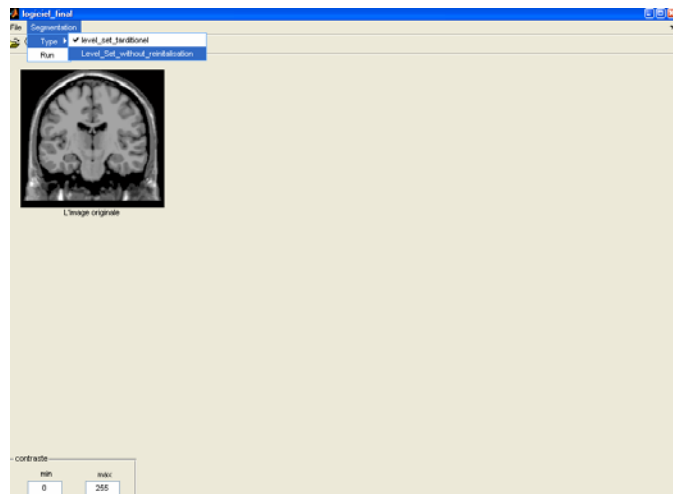


Figure IV.7.Choix de l'image et de la méthode

Après avoir choisi l'image et la méthode désirée, cette interface nous donne la main pour changer les paramètres menant aux résultats attendus (Figure IV.8).

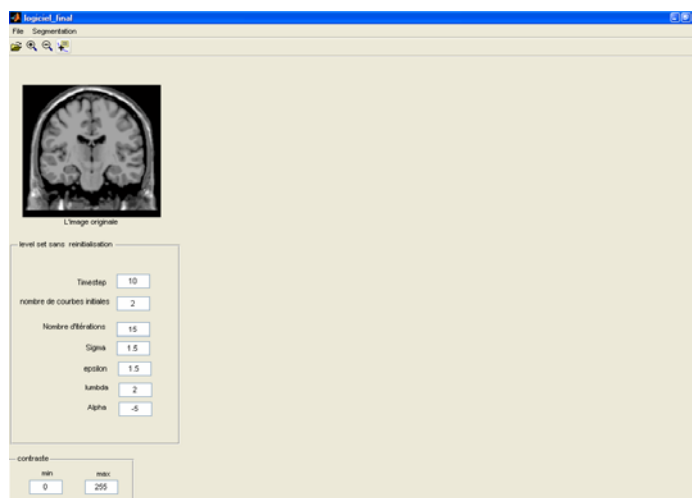


Figure IV.8.Choix des paramètres.

S'ensuit l'exécution de la méthode par un simple clic sur « segmentation\Run » ; le traitement sur l'image sélectionnée ne se fait pas sur l'image originale mais l'interface va générer un autre axe sur lequel le traitement va s'effectuer (Figure IV.9).

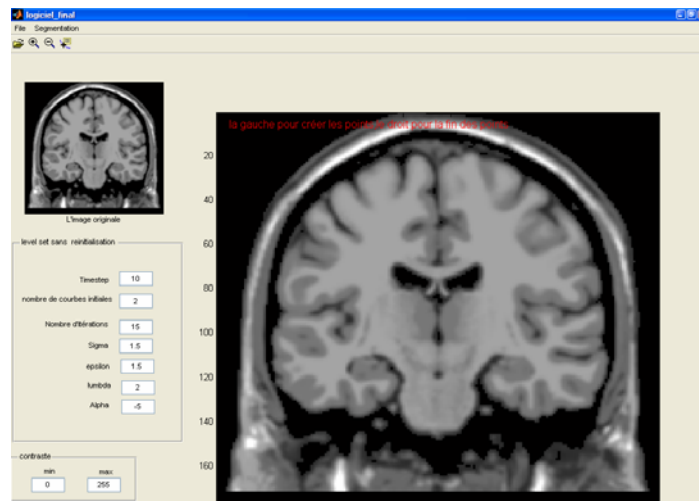


Figure IV.8.: Apparition d'un nouvel axe après appuit sur Run

IV.3.2.Choix du contour

Le choix du contour se fait manuellement à partir de la souris et ceci dans le deuxième axe (Figure IV.9).

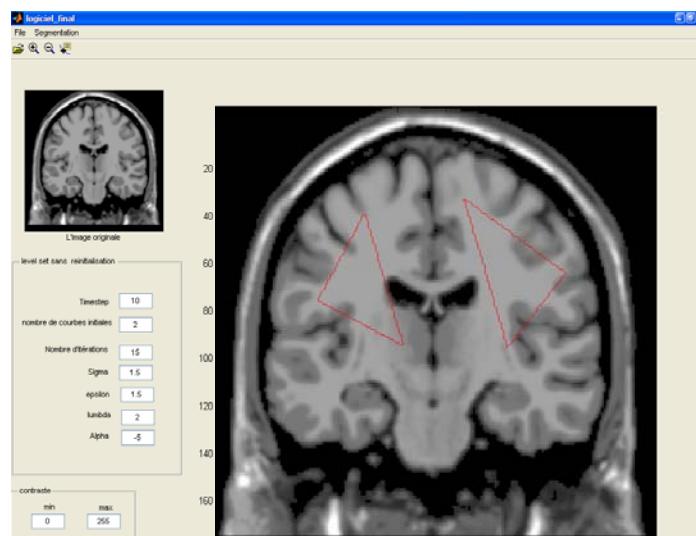


Figure IV.8.Choix du contour.

IV.3.3. Evolution du contour initial

Comme nous l'avons dit précédemment le traitement va s'afficher dans le deuxième axe, donc ce dernier nous permet d'afficher le contour chaque « n » itérations et le résultat final.(Figure IV.9).

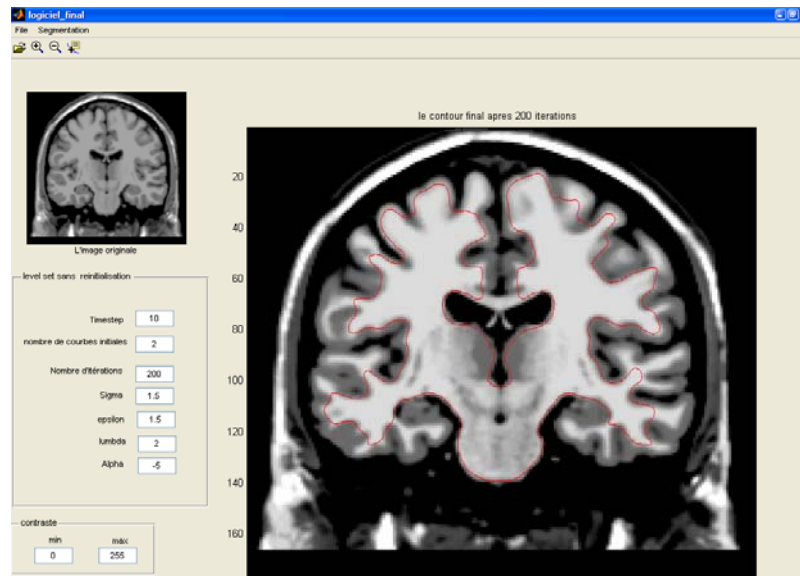


Figure IV.8. Contour final après 200 itérations

IV.4.Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté l'interface de notre application sur les level sets. Cette interface présente l'assemblage de tous les programmes, c'est une interface graphique facilitant la tâche de traitement même avec des images trop complexes ou trop bruitées, elle nous permet de faire le choix soit de la bande de contraste pour augmenter ou reduire le contraste soit celui de sigma pour rendre l'image plus mince.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE :

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à la segmentation des images par les méthodes de level set qui sont de plus en plus utilisés cette dernière décennie, vu que le résultat de la segmentation en utilisant ces méthodes est toujours une courbe fermée d'un pixel d'épaisseur. Après avoir introduit les notions générales de la segmentation, Nous avons présenté les deux classes de level set, en commençant par la méthode de level set traditionnelle ; cette dernière nécessite la réinitialisation de la fonction de distance chaque « n » itérations, par contre la deuxième classe [29] consiste à évoluer la courbe initiale sans réinitialisation de la fonction de distance.

Dans notre cas les tests ont été effectués sur des images IRM montrant la possibilité que ce type de contours actifs (level set) peut gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution.

Dans le cas des level sets traditionnels, nous remarquons que le réglage des coefficients n'est pas pris en charge théoriquement et est généralement effectué de façon heuristique et une forte valeur de α induit des contraintes de tension importantes. Même l'évolution de la courbe est très lente et peut prendre quelques que minutes pour atteindre les objets d'intérêts, ce problème est principalement dû à la procédure de réinitialisation.

Par contre, dans le cas des level sets sans réinitialisation de la fonction de distance la permission de prendre plusieurs courbes initiaux et un pas relatif au temps plus large rend l'évolution de l'ensemble de niveaux plus rapide, même les résultats obtenus dans cette classe sont bons par rapport à la méthode des level sets traditionnels.

Les résultats obtenus sont jugés assez satisfaisant car le contour obtenu épouse fidèlement la forme de l'objet recherché en satisfaisant une caractéristique très importante du contour qui est d'un épaisseur de un pixel avec un temps de réponse assez court.

Nous pouvons, au sein de l'équipe traitement d'image du laboratoire signal et communications, utiliser la technique de segmentation (level sets sans réinitialisation de la fonction de distance et avec plusieurs



BIBLIOGRAPHIE

- [1] F. Bloch, "**Nuclear Induction**" in Physical Review, Volume 70, pages 460–474, 1946.
- [2] C. Guinet et J. Grellet, "**Introduction à l'IRM: de la théorie à la pratique**", Abrégés d'imagerie radiologique, Masson, Paris, 1992.
- [3] V. Minh-Toan, "**Détection de contours de l'image**", étude des généralités de l'approche par filtre optimal, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, travail d'intérêt personnel encadré, 2004.
- [4] Stanley Osher, Ronald Fedkiw "**Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces**" Applied Mathematical Sciences, Volume 153.
- [5] J.M. Salotti, "**Gestion des informations dans les premières étapes de la vision par ordinateur**", Thèse de doctorat de l'institut national polytechnique de Grenoble, spécialité informatique, mars 1992.
- [6] J.P. Cocquerez et S. Philipp, "**Analyse d'images: filtrage et segmentation**", Edition Masson, 1995.
- [7] K. Haris, S.N. Efstratiadis, N. Maglaveras, J. Gourassas, C. Pappas and G. Louridas, "**Coronary Arterial Tree Extraction based on Artery Tracking and Mathematical Morphology**", Computers in Cardiology, IEEE, Vol. 25, pp. 769-772, 1998.
- [8] M.E. Hyche and Ezquerra, "**Spatiotemporal detection of arterial structure using active contours**", Proceedings of SPIE, Vol. 1808, pp. 52-62, 1992.
- [9] L. Cuvillon, "**Compensation du battement cardiaque en chirurgie robotisée: Asservissement visuel d'un robot médical avec flexibilité**", Thèse de doctorat, l'Université Louis Pasteur Strasbourg I, décembre 2006.
- [10] N. Lassouaoui, "**Segmentation des images biomédicales par des approches fractales, Conception d'un logiciel de traitement et de segmentation des images**", Thèse de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2000.
- [11] M. Passat, "**Contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d'outils de morphologie mathématique**", Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur de Strasbourg -

École Doctorale MSII Laboratoire de Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection, septembre 2005.

[13] A. Kieffer, "**Travail d'étude et de recherche caractérisation de textures dans les images satellites**", Master 1 Informatique fondamentale, Université Louis Pasteur Strasbourg, Année 2005-2006.

[14] N. Serafini, "**Implantation d'une librairie de morphologie mathématique sur un processeur DSP**", Travail de diplôme, Ecole d'ingénieurs de Genève HES, décembre 2001.

[15] D. Lingrand, "**Cours de traitement d'image, Projet RAINBOW**". Rapport de recherche ISRN I3/RR-2004-05-FR, Janvier 2004.

[16] A. Meijster & J. B. T. M. Roerdink, "**Computation of watersheds based on parallel graph algorithms, Mathematical Morphology and its applications to image and signal processing**", ISMM'96, pp: 305-312, 1996, Atlanta.

[18] J. Desachy, "**Analyse d'images**", Notes de cours - version 1.3, Université des Antilles et de la Guyane, Pointe à Pitre, janvier 2001.

[19] R.khelifi "**segmentation d'image par les contours actifs**" Thèse de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2008.

[20] J. A. Sethian. "**Fast Marching Methods and Level Set Methods for Propagating Interfaces**", von Karman Institute Lecture Series, Computational Fluid Mechanics, 1998.

[21] J. Hao, Y. Shen, and Y. Wang, "**Segmentation for MRA Image: An Improved Level Set Approach**", IEEE, Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC 2006), Sorrento, 2006.

[22] Caselles V., Catta F., Coll T., Dibos F., "**A geometric model for active contours**", Numerische Mathematik, vol. 66(1), pp. 1-31, 1993.

[23] Stanley Osher ,Ronald Fedkiw "**Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces**" Applied Mathematical Sciences Volume 153.

[24] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M.D. Fox. “**Level set formulation without re-initialization: a new variational formulation**”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 430-436, San Diego, 2005.

ANNEXE

Annexe A:**Détermination du masque gradient**

Soit $h(x,y)$ la réponse impulsionnelle de l'opérateur appliqué sur la fenêtre $(2M+1)*(2N+1)$ de l'image. $h(x,y)$ est donc un tableau de valeurs de dimensions $(2M+1)*(2N+1)$ appelé « masque ».

Appliquer un masque en un point (x,y) de l'image revient à remplacer l'éclairement de ce point $I(x,y)$ par la convolution de $h(x,y)$ avec l'image s'écrit :

$$I(x,y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n) I(x-m, y-n) \quad (1)$$

Considérons maintenant l'exemple du détecteur des transitions verticales grad y. la transformée de Fourier de cet opérateur appliqué à l'image est égale à :

$$TF\left[\frac{\partial}{\partial Y} I(x,y)\right] = j u_y TF[I(x,y)].$$

De cette relation et de la relation espace-fréquence, on déduit que :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = j u_y. \quad (2)$$

Cette transformée est indépendante de la variable ux . Par conséquent le développement de cette transformée en série de Fourier bidimensionnelle est équivalent à une série de Fourier unidimensionnelle par rapport à la variable uy . Cette série de Fourier est donnée par :

$$j u_y = \sum_{n=-N}^N C_n e^{jny} \quad \text{avec} \quad C_n = \frac{n}{2\pi} \int_{-\pi/n}^{\pi/n} j u_y e^{jny} d u_y. \quad (3)$$

Le calcul de C_n donne :

$$C_n = 1/n \quad \text{pour } n \neq 0 \quad (4)$$

$$C_n = 0 \quad \text{pour } n = 0$$

Comme cette transformée est indépendante de la variable ux , on peut alors écrire, dans le domaine bidimensionnel la série de Fourier sous cette forme :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = \sum_{m=-M}^M \left[\sum_{n=-N}^N (1/n) e^{jny} + 0 \right] e^{jmx} \quad \text{avec } n \neq 0. \quad (5)$$

Sachant que la transformée de Fourier discrète $H(e^{jux}, e^{juy})$ de $h(m,n)$ est donnée par :

$$H(e^{jux}, e^{juy}) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m,n) e^{jmx} e^{jny} \quad (6)$$

Les valeurs de $h(m,n)$ sont alors déduites par identification.

Pour $n \neq 0$ $h(m,n) = 1/n$ et pour $n = 0$ $h(m,n) = 0$

Lorsque $N=1$ et $M=1$, c'est-à-dire pour une fenêtre $3*3$, $h(m,n)$ prend les valeurs suivantes :

$$\begin{array}{lll} h(-1,-1) = -1 & h(-1,0) = 0 & h(-1,1) = 1 \\ h(0,-1) = -1 & h(0,0) = 0 & h(0,1) = 1 \\ h(1,-1) = -1 & h(1,0) = 0 & h(1,1) = 1 \end{array}$$

Le masque s'écrit alors :

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On retrouve un masque classique permettant de détecter les contours verticaux.

Cette procédure nous donne un moyen rigoureux pour choisir les coefficients du masque.

Elle peut être généralisée à tous les détecteurs basés sur le gradient et pour toutes les directions possibles.

Cependant les coefficients de ces masques peuvent être ajustés pratiquement, selon besoins, c'est d'ailleurs de façon totalement empirique que la plupart des masques courants ont été introduits.