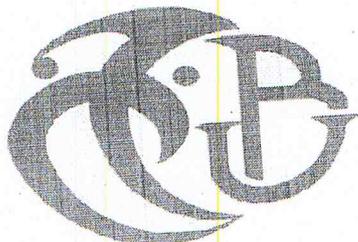


MA-004-266-1

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

Université Saad Dahlab Blida I

N° D'ordre :



Faculté des sciences

Département d'informatique

Mémoire Présenté par :

RIALI Ishak CHIBANI Zoubir

En vue d'obtenir le diplôme de master

Domaine : Mathématique et informatique

Filière : Informatique
Spécialité : Informatique
Option : Ingénierie de logiciel

Sujet :

***Comparaison des méthodes de segmentation des tumeurs
cérébrales***

Soutenu le :

M.
M.
M.
Mme. Elhachmi .B
Mme. BENBLIDIA .N

Président
Examinateur
Examinateur
Encadreur
Promotrice

Promotion

MA-004-266-1

REMERCIEMENT

Au terme de ce travail nous tenons à remercier tout d'abord ALLAH tout puissant de nous avoir donné le courage et facilité la réalisation de ce travail.

Nous exprimons notre grande reconnaissance et remerciement à nos encadreurs Mr. ELHACHIMI Belkacem et Mme. ALIM Fatiha pour leurs aides, leurs conseils et de nous avoir orienté et mis à notre disposition tous les moyens nécessaires durant notre travail. Nous exprimons également notre gratitude à notre promotrice Mme. BENBLIDIA Nadjia.

Et enfin, nous remercier tous les enseignants de département d'informatique.

merci

DEDICACES

Je Dédie ce modeste travail

A

- *Le mémoire de ma très chère mère symbole de
Soutien moral, de sacrifice m'ayant
Témoigné tous l'aide dont j'avais besoin
Au cours de mon cursus que dieu l'accepte
Dans son vaste paradis.
Ma seconde mère
Que Dieu me la garde.*
- *mon cher père qui a toujours veillé
également à ma réussite et mon succès
Que dieu me le garde.*
- *mes quatre frère El hadj, Ahmed, Noureddine et Wafid
et mes sœurs Sabrina et Fati.
qui je souhaite beaucoup succès dans
leurs études.*
- *Mon oncle Djabour et sa femme
Et leurs enfants.*
- *Mes amis mouhamed Ishak, Ali, mourad, abdo
, Ismail, wassam, zaki.*
- *Toute personne qui m'aime et que j'aime.*

.... Zoubir.....

DEDICACES

Je Dédie ce modeste travail

A

- *Le mémoire de ma très chère mère symbole de
Soutien moral, de sacrifice m'ayant
Témoigné tous l'aide dont j'avais besoin
Au cours de mon cursus Que dieu me la garde.*

- *mon cher père qui a toujours veillé
également à ma réussite et mon succès
Que dieu me le garde.*

- *A mes sœurs.*

- *A mes frères.*

- *Mes amis wassam, fetah, faycal, Ali mohamed, zoubir, adlan, dahman, fares, abd
elkader.*
- *Toute ceux et celles qui m'ont apporté la moindre aide au soutien il se reconnaitra.*

.... Ishak.....

Résumé

La segmentation des structures cérébrales notamment les tumeurs cérébrales est devenue une nécessité pour le suivi de l'évolution des tumeurs afin d'aider les neurologues de bien diagnostiquer l'état des patients, la complexité de cette structure impose la mise en œuvre des méthodes de segmentation automatique, souvent abordées par le biais de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).

L'objectif de ce travail est de concevoir et implémenter un système automatique de reconnaissance et détection des régions tumorales avec trois méthodes différentes, Il s'agit de : la méthode de croissance de régions, la méthode Level sets, la méthode lignes des partages des eaux LPE.

Mots clés : segmentation, IRM, structures cérébrales

Abstract

The segmentation of brain structures including brain tumors has become a necessity for the evolution tracking of tumors to help neurologists to properly diagnose the state of patients; the complexity of this structure requires the implementation of automatic segmentation methods, often addressed through the Magnetic Resonance Imaging (MRI).

The aim of this work is to design and implement an automated system for the recognition and detection of tumor regions with three different methods, these are: method of growing regions, Level sets method, method of lines of shares waters LPE.

Keywords: segmentation, MRI, brain structures

ملخص

إن التقسيم الآلي للهياكل المخية خاصة الأورام الدماغية أصبحت ضرورة لمتابعة تطور هذه الأورام حتى تساعد أطباء الأعصاب بالتشخيص السليم لهذه الأنسجة، تعقيد هذا الهيكل يفرض علينا وضع طرائق متعددة للتجزئة الأوتوماتكية، غالبا عن طريق التصوير بواسطة الرنين المغناطيسي.

ان الهدف من هذا العمل هو تصميم و برمجة نظام من ثلاث طرق الية تسمح بالتعرف و ابراز مناطق الاورام المخية والمتمثلة في : طريقة نمو المناطق ، طريقة مستوى المجموعات ، طريقة خطوط تقسيم المياه .

كلمات البحث: تجزئة، والتصوير بالرنين المغناطيسي، وهياكل الدماغ

Table Des Matières

Liste des figures	
Liste des tables	
Introduction générale	5
Chapitre I : Contexte Médicale	
Introduction	8
I. L'imagerie par résonance magnétique IRM	8
I.1 Les paramètre de séquence	9
A. Temps d'écho	9
B. Temps de répétition	9
I.2 Séquences IRM	10
A. Image pondérée en densité de protons (ρ)	10
B. Image pondérée en T2	10
C. Image pondérée en T1	10
I.3 Observation des tissus en IRM	11
II. L'anatomie du cerveau	11
II.1. Description	11
II.2. Observation du cerveau	13
A. Matière grise	14
B. Matière blanche	14
III. tumeur cérébrale	14
III.1 Définition	14
III.1.1 Tumeur cérébrale	14
A. Tumeur primitives	14
B. Les Métastases	15
III.1.2 Tumeurs cérébrales bénignes et malignes	15
III.1.3 Diagnostic radiologique d'une tumeur cérébrale	16

III.2 Classifications des tumeurs cérébrales	16
III.2.1 Classification des tumeurs en fonction de leurs emplacements	16
III.2.2 Classification des tumeurs en fonction de leur apparence radiologique	17
A. Les Tumeurs non-augmentés	17
B. Les Tumeurs solide sans œdème	18
C. Les Tumeurs solide renforcée avec œdème	18
D. Les tumeurs à anneau renforcé	19
Conclusion	19

Chapitre II : Analyse D'image Cérébrale

Introduction	20
I. Prétraitement	20
I.1. Filtrage	20
I.1.1 Filtrage moyenne	20
I.1.2 Filtrage médian	21
I.1.3 Filtrage gaussien	21
I.2 Histogramme	21
I.2.1 Normalisation d'histogramme	22
I.2.2 Egalisation d'histogramme	22
I.2.3 Rehaussement de contraste	23
I.3 Opération morphologique	23
II. Segmentation	23
III. Différentes approches de segmentation	23
III.1 Approche contour	24
III.1.1 Les méthodes dérivatives	24
A.L'approche gradient	24
B.L'approche Laplacien	24
III.1.2 Les méthodes analytiques	25

A.Approche de Canny	25
B.Approche de Deriche	25
III.2 Approche de région	25
III.2.1 Croissance de région	26
III.2.2 Segmentation par Division /fusion (Split and Merge)	26
III.2.3 Les méthodes de Classification de pixel	27
A. k_ means	27
III.2.4 Seuillage	28
A. Seuillage global	28
a. Méthodes paramétriques	28
b. Méthodes non paramétriques	28
❖ Méthodes d'Otsu	28
❖ Méthodes de kapur	30
❖ Méthodes de cross d'entropie	31
B. Seuillage local	32
III.3. Approches Structurelles	32
III.3.1 Gradient morphologique	32
A. Élément structurant.....	32
B. L'érosion morphologique	32
C. La dilatation morphologique	32
D. Ouverture	33
E. Fermeture	33
III.3.2 La ligne de partage des eaux (watershed)	34
A. Les marqueurs	36
III.4 Forme	36
III.4.1 Les contours actifs (Snakes)	36
A. Les formulations mathématiques	37
B. Energie de contexte.....	38

C. Energie interne Einterne	38
D. Energie externe Eexterne.....	38
III.4.2. Méthode d'ensembles de niveau (level sets)	39
A. Les fonctions de vitesse	41
IV. Avantages et Inconvénients	43
Conclusion	44

Chapitre III : Segmentation Des Tumeurs Cérébrale

Introduction	45
I. Notre contribution	45
I.1 Justification des choix	46
II. Prétraitement	46
II.1 Filtrage	46
III. Processus de localisation	46
III.1 Segmentation de cerveau	47
III.1.1 Seuillage	47
III.1.2 Erosion morphologique	48
III.1.3 Dilatation morphologique	49
III.1.4 Etiquetage de l'image	49
III.1.5 Rechercher l'objet d'intérêt	49
III.1.6 Finalisation	50
III.2 Rehaussement de contraste	50
III.3 Seuillage de Kapur	50
III.4 Positionnement de tumeur	51
IV. Segmentation	51
IV.1 Croissance région(amélioré)	51
IV.1.1 Solution proposé	52

A. Méthode.....	53
IV.1.2 Croissance région et QMC	53
A.Quasi monté Carlo QMC	53
A.1 Suite de Halton	54
B. Croissance région amélioré	54
IV.2 Level sets	57
IV.2.1 Initialisation	57
IV.2.2 Evolution de la courbe initiale	59
A. Modèle de Chan & Vese.....	59
IV.2.3 Détection de contour	60
IV.3 lignes des partages des eaux LPE	61
IV.3.1 Définition des marqueurs	61
IV.3.2 Application de LPE.....	62
Conclusion	66

Chapitre IV : Implémentation Expérimentation Et Résultat

Introduction	67
IV.1 Environnement de travail	67
IV.1.1 Matériel.....	67
IV.1.2 Langage.....	67
IV.2 Données utilisé.....	68
IV.3 Présentation du logiciel	68
IV.3 .1 Interface principale	68
IV.4 Critères d'évaluation	74
A. Le coefficient de Jaccard	74
B. Le coefficient de Dice	75
C. La sensibilité	75

D. Temps d'exécution	75
IV.5 Test et Résultat	76
IV.6 Interprétation	77
Conclusion	78
Conclusion générale	79
Annexe	1

Liste des Figures

Figure I.1: Image d'un appareil d'IRM	9
Figure I.2: Les différentes séquences d'une image IRM.	10
Figure I.3 : Illustre l'encéphale, composée du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral	12
Figure I.4: Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.	13
Figure I.5 : Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal (de gauche à droite).....	13
Figure I.6 : Coupe axiale montrent les différentes composantes d'une tumeur	15
Figure I.7 : Classification des tumeurs en fonction de leur emplacement	17
Figure I.8 : Tumeurs non-augmentés. a) Coupe axiale pondère en T1 .b) La même coupe Contrastée en T1 après injection de Gadolinium	17
Figure I.9: Tumeurs solide sans œdème. a) coupe axiale pondéré en T1 b) coupe axiale pondéré en T2.....	18
Figure I.10 : Une tumeur solide-augmentée avec l'œdème. a) coupe axiale pondéré en T1 b) le même coupe contrasté.	18
Figure I.11 : Tumeur à anneau renforcé. a) Coupe axiale pondère en T1 .b) La même coupe Contrastée en T1 après injection de Gadolinium	19
Figure II.1 : Mise en œuvre du filtre Médian	21
Figure II.2 : L'histogramme.....	22
Figure II.3 : Courbe tonale de Normalisation de l'histogramme.	22
Figure II.4 : Croissance progressive des régions.	26
Figure II.5: Les pixels du fond au contact de l'objet deviennent des pixels objets.	33
Figure II.6: Les pixels du fond au contact du fond deviennent des pixels du fond	33
Figure II.7: Segmentation par gradient morphologique (a) IRM d'origine, (b) Résultat	34
Figure II.8 : Principe de la ligne de partage des eaux.....	35
Figure II.9: Segmentation par LPE.....	35
Figure II.10: LPE construite à partir des marqueurs.	36
Figure II.11 : Principe de contour actif.	37

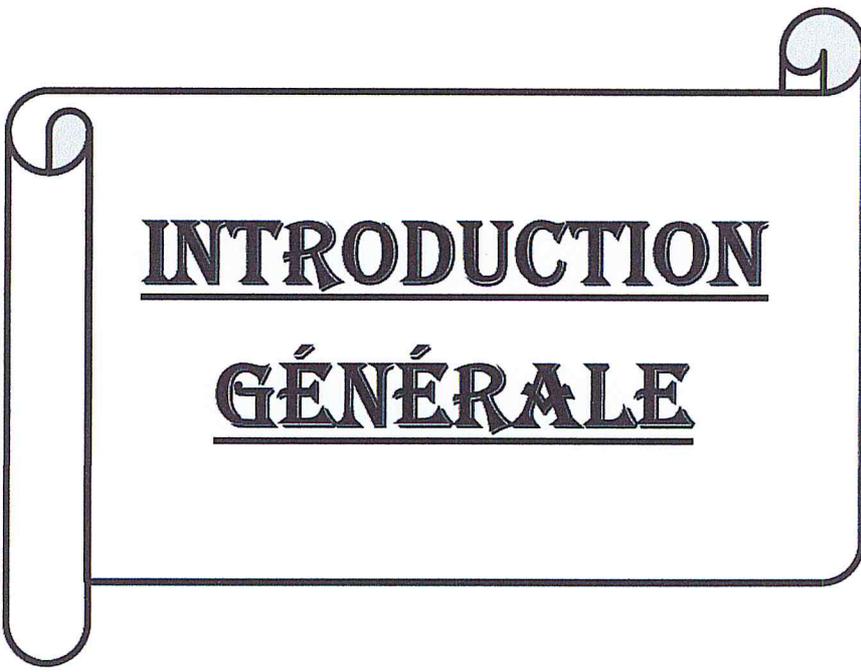
Figure II.12 : Exemple de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour actif.	37
Figure II.13 : Evolution de la courbe C	39
Figure II.14 : Le changement de topologie est géré automatiquement grâce à l'utilisation d'une fonction d'ordre supérieur pour la représentation de la courbe.	40
Figure II.15 : Initialisation de la courbe.....	42
Figure II.16 : Segmentation par la méthode Level-Set.	42
Figure III.1 : Système globale.	45
Figure III.2 : Le filtre moyen et le filtre médian et filtrage gaussien.	46
Figure III.3 : Processus de localisation.....	47
Figure III.4 : Algorithme adoptée pour segmentation de cerveau.....	47
Figure III.5 : gauche: Seuillage de Kapur. droite :Seuillage inverse d'Otsu	48
Figure III.6 : Le résultat de la somme	48
Figure III.7 : Erosion morphologique.....	48
Figure III.8 : Dilatation morphologique.	49
Figure III.9 : Etiquetage de l'image.	49
Figure III.10 : Recherche de la région d'intérêt.....	49
Figure III.11 :Image originale.....	50
Figure III.12 :Image finale.....	50
Figure III.13 : Gauche : image originale. droite: image rehaussée.	50
Figure III.14 : Seuillage de Kapur.	50
Figure III.15 : Masque sur de la tumeur.	51
Figure III.16 : Processus adopté pour région growing amélioré.	52
Figure 17 : (De la gauche vers la droite) Les 50, 250 et 500 premiers points d'une suite de Halton en bases 2.	54
Figure III.18 :Suite de Halton sur la région400 points.	55

Figure III.19 : opérateur de Sorel.	55
Figure III.20 : image originale, image segmenté avec croissance région amélioré.	56
Figure III.21 : Segmentation de la tumeur avec croissance région amélioré	56
Figure III.22 : processus adopté pour la segmentation avec level sets	57
Figure III.23 : initialisation de la courbe initiale.	58
Figure III.24 : Résultat de segmentation avec level set avec 3 itérations et $dt=1$	60
Figure III.25 : la segmentation de la tumeur avec levelsets	61
Figure III.26 : Image originale.	62
Figure III.27 : gauche :Marqueur droite : b le résultat de LPE.....	62
Figure III.28 : gauche :Marqueur droite : b le résultat de LPE.	62
Figure III.29 : LPE avec marqueurs manuel.	62
Figure III.30 : Méthodologie adoptée pour la segmentation LPE.	63
Figure III.31 :Localisation de la tumeur.	63
Figure III.32 : Images érodé Il dilatation de l'imageI2	64
Figure III.33 :Calcul des marqueurs.....	64
Figure III.34 : Résultats finale.....	64
Figure III.35 : la segmentation de la tumeur avec lignes des partages des eaux	65
Figure IV.1 : Interface principale.....	68
Figure IV.2 : Lecture d'une image.....	69
Figure IV.3 : Prétraitements et segmentation de l'image du cerveau	69
Figure IV.4 : Segmentation par lignes des partages des eaux LPE.....	70
Figure IV.5 : Segmentation par lignes des partages des eaux LPE (suite).....	71
Figure IV.6 : Segmentation de tumeur avec région growing amélioré	71
Figure IV.7 : Segmentation de tumeur avec growing amélioré (suite)	72
Figure IV.8 : Segmentation de tumeur avec level sets.....	73
Figure IV.9 : Segmentation de tumeur avec level sets (suite).....	73
Figure IV.10 :Schéma explicatif	74
Figure IV.11 : Le coefficient de Jaccard pour les trois méthodes.	76
Figure IV.12 :Le coefficient de dice pour les trois méthodes.	76

Figure IV.13: La sensibilité pour les trois méthodes.	76
--	-----------

Liste des Tables

Tableau II.1: Avantages et inconvénients des méthodes.	43
Tableau IV.1 : Le temps d'exécutions	75

A decorative scroll graphic with a black outline and a light blue shadow. The scroll is unrolled in the middle, with the top and bottom edges curled up. The text is centered on the unrolled portion.

INTRODUCTION

GÉNÉRALE

Introduction Générale

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasonores ou la radioactivité auxquels on associe parfois les techniques d'imagerie optique comme l'endoscopie.

L'interprétation des images médicales est un des domaines de recherche les plus encourageants, étant donné qu'il offre des facilités pour le diagnostic et les décisions thérapeutiques d'un grand nombre de maladies.

Les images médicales fournissent des informations sur la forme et le fonctionnement des organes du corps humain. Malheureusement, ces informations sont extrêmement difficiles à exploiter de manière quantitative et objective.

Le but de l'imagerie médicale est de créer une représentation visuelle intelligible d'une information à caractère médical. L'objectif est de pouvoir représenter sous un format relativement simple une grande quantité d'informations issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini et d'extraire à partir des images acquises, les informations utiles au diagnostic, de révéler des détails difficiles à percevoir à l'œil nu, tout en évitant la création d'artefacts, faussement informatifs. Pour cela, le traitement fait appel à des outils, des algorithmes, qui permettent d'agir sur l'image.

La création des logiciels automatiques ou semi automatiques dédiés au traitement d'images médicales doit permettre d'optimiser leur exploitation, pour le plus grand bénéfice du patient et du médecin.

L'une des étapes critiques du traitement d'image est la segmentation, celle-ci consiste à localiser dans une image les régions (ensembles de pixels) appartenant à une même structure.

La segmentation des structures anatomiques cérébrales est un problème ardu et reste un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images médical. Les images IRM souffrent d'un grand nombre d'artefacts : le bruit dans les données, dû à la mesure physique ; les variations d'intensité au sein d'un même tissu ou d'une même structure, qui rendent leur segmentation automatique difficile .

La segmentation des objets d'intérêt et une étape clef, c'est l'objectif de ce mémoire. Ensuite il conviendra d'implémenter certaines de ces méthodes de segmentation afin d'évaluer leur performances et les comparer

Introduction Générale

Objectifs :

L'objectif principal de ce travail est de développer un système de segmentation des images cérébrales ; capable de détecter les zones d'intérêt automatiquement.

La détection des pathologies liée à l'image cérébrale se base essentiellement sur l'extraction des tumeurs cérébrales. Et leur segmentation joue également un rôle important dans le développement d'un système d'aide au diagnostic. Compte tenu de toutes ces considérations nous avons fixé ces objectifs :

- 1- : Automatisation de notre système de segmentation.
- 2-: développement des techniques d'amélioration de la qualité des images cérébrales.
- 3- : développement de trois algorithmes pour la segmentation des tumeurs cérébrales
« Croissance région, lignes des partages d'eaux LPE, levelSets ».
- 4- : évaluation des résultats obtenus pour déduire l'efficacité de chaque technique.

Structure de mémoire :

Ce travail est structuré en quatre chapitres :

Le chapitre. 1 : Contexte médical

Dans ce chapitre nous présentons les notions essentielles de la technique d'imagerie résonance magnétique IRM, les types de temps de relaxation, cette technique plus utilisé en observation de cerveau.

Le chapitre. 2 : Etat de L'art des techniques de segmentation.

Dans ce chapitre, nous présentons les deux étapes importantes dans le domaine de traitement d'image, nous allons présenter les principaux prétraitement Ainsi, nous allons décrire les différentes approches de segmentation et détailler les méthodes étudiées.

Le chapitre. 3 : segmentation des tumeurs cérébrales

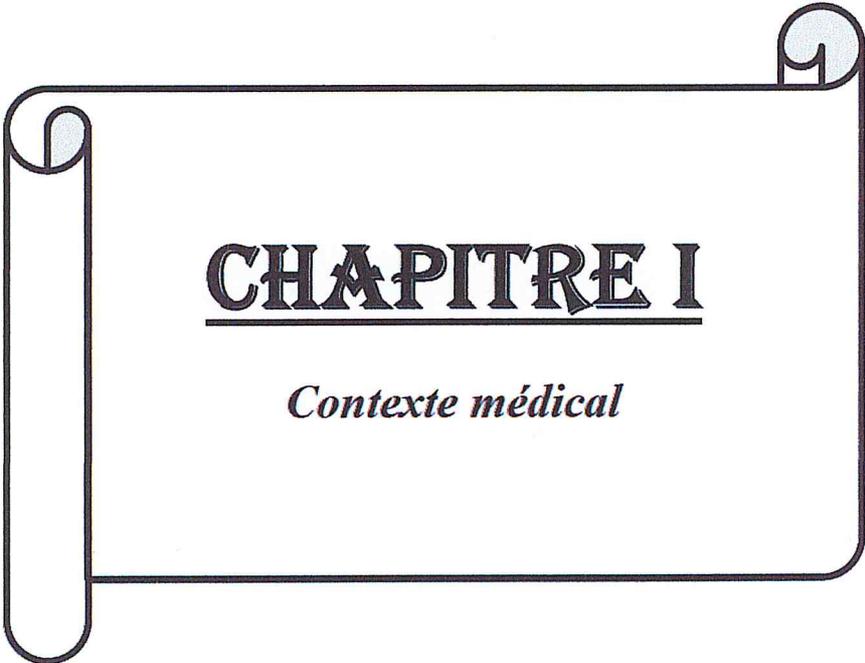
Ce chapitre est le cœur de notre travail, il est divisé en quatre grandes parties. Dans la première partie, nous présentons l'architecture générale de notre système, Dans la deuxième partie, les processus utilisés pour la localisation des tumeurs cérébrales seront détaillés. Dans

Introduction Générale

la troisième partie, illustrons les prétraitements nécessaires, Dans la quatrième partie, les trois méthodes proposées de détection des tumeurs cérébrales seront étudiées.

Le chapitre. 4 : Implémentation, expérimentation et résultat

Ce chapitre s'appuie sur les résultats obtenus afin de tester notre application sur une base d'images cérébrales; ainsi que l'évaluation des performances des algorithmes développés, et les différentes fenêtres de notre application sont également présentés avec les méthodes et les techniques utilisées pour réaliser ce dernier.

A decorative graphic of a scroll with a black outline and a light blue shaded interior. The scroll is unrolled on the left and right sides, with the top corners curled up. The text is centered within the scroll.

CHAPITRE I

Contexte médical

Introduction

Le cerveau occupe 2% de poids total du corps humain, et il gère d'une façon directe et/ou indirecte 98 % de ses fonctions. Ainsi Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution des problèmes, les émotions, la conscience et les comportements sociaux, et régit les fonctions essentielles du corps comme la respiration, le processus d'alimentation, le sommeil, les mouvements et les cinq sens[1].

Le cerveau humain présente plusieurs pathologies cérébrales telles que la maladie d'Alzheimer, la détection des tumeurs cérébrales ou la sclérose en plaques, L'objectif de notre travail est de développer des outils qui peuvent aider à la diagnostique de ces derniers, notamment les tumeurs cérébrales.

Dans ce chapitre nous présentons le contexte médical de notre thème.

I. L'imagerie par résonance magnétique IRM

L'IRM est une technique qui permet d'obtenir une vue soit 2D, 3D ou 4D (3D+t), d'une partie du corps.

Un des avantages de l'IRM est que le patient n'est pas exposé à une radiation car elle utilise un champ magnétique, la **figure I.1** montre comment est physiquement un appareil IRM, qui est produit par un aimant et des ondes de radiofréquence. Le fonctionnement est basé sur l'acquisition des images du corps humain en utilisant l'orientation des atomes H avec un champ magnétique. Ensuite les atomes sont excités par des ondes de radio fréquence pendant une courte période de temps. Quand cette excitation s'arrête, les atomes forment un signal radio avec son énergie.

Ce signal est recueilli par l'appareil informatique afin de reconstruire une image en coupes du corps humain. On peut voir comme est physiquement un appareil d'IRM ; il se compose d'un tunnel qui est formé d'un aimant où sera introduit le patient. Selon l'intensité du signal l'image résultante sera plus claire ou à l'inverse si le signal est moins fort. Cette intensité du signal dépend des paramètres physiques magnétiques qui sont appelés temps de relaxation et ils correspondent à la période de retour de l'atome excité à l'équilibre [1].

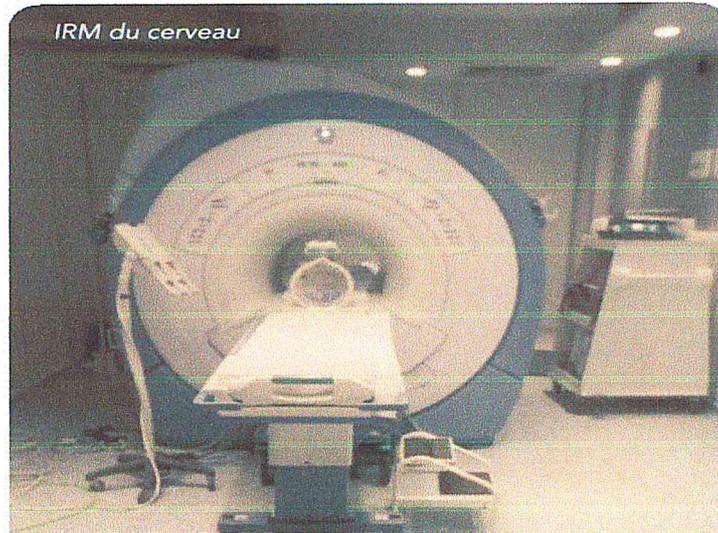


Figure I.1: Image d'un appareil d'IRM [2].

I.1 Les paramètres de séquence

A. Temps d'écho

Le signal de précession libre ne peut être enregistré directement après l'excitation (déphasage parasite induit par les gradients). C'est pourquoi il est acquis sous la forme d'un écho de spin ou de gradient. Par définition, le délai entre le milieu de l'impulsion d'excitation et le sommet de l'écho est appelé temps d'écho, il est noté TE . Dans la méthode d'écho de spin, les hétérogénéités de B_0 et les différences d'aimantation des tissus sont compensées, alors qu'elles ne le sont pas en écho de gradient. La courbe de décroissance est donc différente pour ces deux techniques [2].

B. Temps de répétition

L'image est constituée à partir de la répétition de la même séquence avec un gradient de phase G_p d'amplitude différente. Le temps qui sépare deux répétitions est appelé temps de répétition et est noté TR . Le TR , comme le TE , est un facteur de contraste. S'il est suffisamment long, l'aimantation repousse tout le signal qui ne dépend pas de la vitesse d'aimantation (donc de T_1), mais essentiellement de la densité protonique. S'il est court, le système atteint après quelques répétitions un régime stationnaire et l'aimantation tend vers une valeur d'équilibre dépendant de la vitesse d'aimantation des tissus, et donc de leur T_1 . L'image révèle ainsi les différences de T_1 entre les tissus [3].

I.2 Séquences IRM

En modifiant les valeurs des différents paramètres de séquence, une grande diversité de volumes variant par le contraste peut être acquise. Le choix de l'ensemble des paramètres est alors fonction de l'étude clinique à réaliser. On peut obtenir des images pondérées en T1, en T2, en densité de protons, etc. ... [2].

A. Image pondérée en densité de protons (ρ)

Pour un TR (temps de répétition) long (de l'ordre de 2s) et un TE (temps d'écho) court (de l'ordre de 20ms), la différence de densité protonique entre la substance grise et la substance blanche s'accroît. On obtient une séquence pondérée en densité de protons ρ , 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 (MB), matière grise (MG) et liquide cérébro-Rachidien (LCR) [2].

B. Image pondérée en T2

Pour des TR longs (de l'ordre de 2s) et des TE longs (environ 90ms), la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus, et le signal est suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T2, où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en MB, MG, LCS [3].

C. Image pondérée en T1

Pour des TR courts (de l'ordre de 600ms), le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T1. Pour des TE courts (environ 20ms), les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T2. Ainsi, on obtient une image pondérée en T1, où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCS, MG, MB [3].

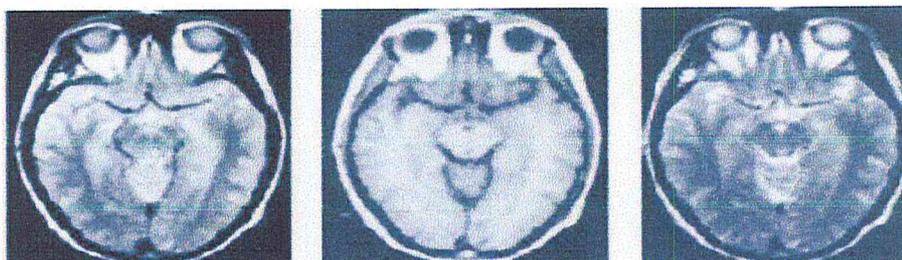


Figure : Les différentes séquences d'une image IRM [3].

I.3 Observation des tissus en IRM

L'IRM offre la possibilité de visualiser l'anatomie d'organes profonds et opaques. Elle permet d'en connaître la structure anatomique, mais également d'en suivre le fonctionnement, il s'agit dans le premier cas d'une IRM anatomique, dans le deuxième d'une IRM fonctionnelle.

- IRM anatomique En observant, sous l'effet d'un champ magnétique intense, la résonance des noyaux d'hydrogène, présents en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques, cette technique permet en particulier de visualiser le cerveau en coupes montrant les détails des structures cérébrales (matière grise, matière blanche) avec une précision millimétrique. Cette imagerie « anatomique » est utilisée par les radiologues pour la détection et la localisation de lésions cérébrales [4].
- L'IRM fonctionnelle (IRMf) permet de visualiser des informations sur l'activité cérébrale à partir de séries temporelles d'images (plusieurs centaines d'images ≈ 5 s par image) de basse résolution (≈ 4 mm).
- L'IRM angiographique (ARM) en saturant les tissus fixes et en rehaussant le sang en mouvement, permet de visualiser l'arbre vasculaire cérébral sans l'injection d'un produit de contraste.
- L'IRM de diffusion Détermine la direction de diffusion des molécules d'eau et par conséquent celles des fibres tissulaires.
- L'IRM par transfert d'aimantation fournit d'autres informations physiologiques liées aux échanges d'aimantation entre les tissus et l'eau [3].

II. L'anatomie du cerveau**II.1 Description**

Le cerveau n'est composé que de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales. Les neurones sont des cellules nerveuses capables de recevoir et de transmettre l'information. Ils sont constitués d'un corps cellulaire, de plusieurs prolongements afférents

appelés dendrites et d'un prolongement efférent appelé axone. Chaque neurone peut posséder jusqu'à 10 000 connexions avec d'autres neurones, ce qui conduit à un nombre très élevé de réseaux interconnectés. Les cellules gliales sont quant à elles des cellules de soutien qui contribuent à assurer le bon fonctionnement des neurones, sans participer directement au transfert de l'information. Le cerveau contient plus de 100 000 milliards de neurones et encore davantage de cellules gliales. Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est placé dans la boîte crânienne. Il comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral (Figure I.3) [5].

- Le cerveau :

Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est constitué essentiellement de deux hémisphères, séparés par la scissure inter-hémisphérique, et reliés [6].

- Cervelet :

Le cervelet est situé à l'arrière du tronc cérébral, sous les lobes occipitaux. Il nous permet d'avoir des réflexes, de coordonner nos mouvements et de garder l'équilibre [7].

- Le tronc cérébral :

Le tronc cérébral relie les hémisphères cérébraux à la moelle épinière. C'est lui qui contrôle les fonctions vitales du corps : battements du cœur, respiration, tension artérielle. Il commande aussi la mobilité des yeux, les mouvements du visage et la déglutition [7].

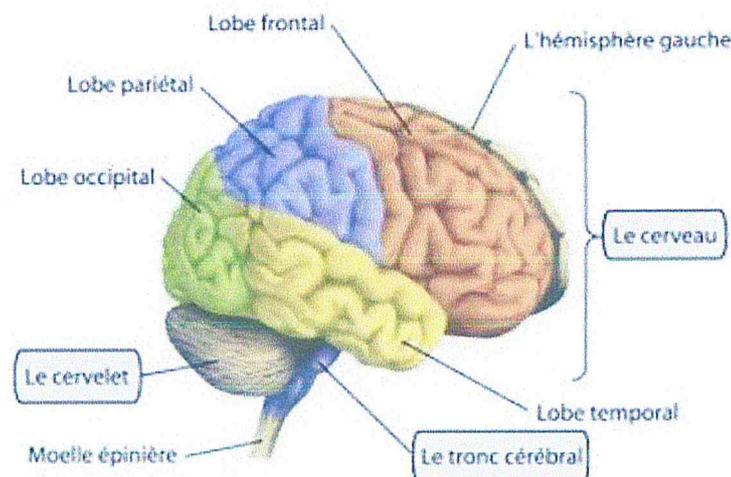


Figure I.3 : illustre l'encéphale, composé du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral[4].

II.2 Observation du cerveau

Le cerveau peut être observé par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes : axiale, sagittale et frontale (Figure I.4).

– **Coupe axiale (ou transverse)** : cette coupe représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

– **Coupe sagittale** : cette coupe est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau.

– **Coupe frontale (ou coronale)** : cette coupe est une vue de face du cerveau. Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale.

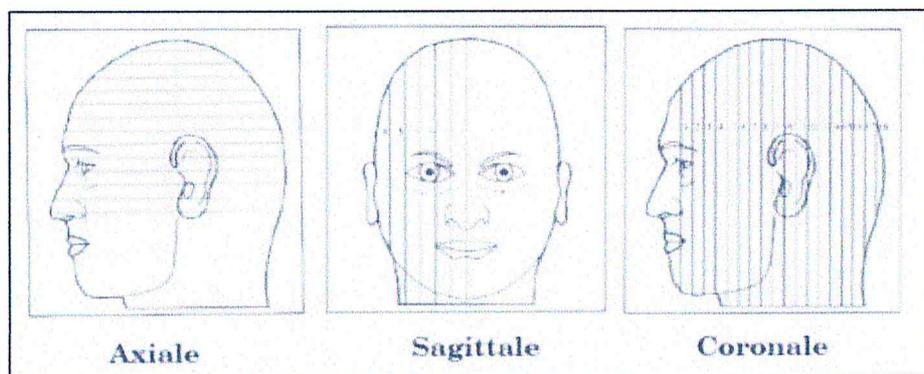


Figure I.4: Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau [4].

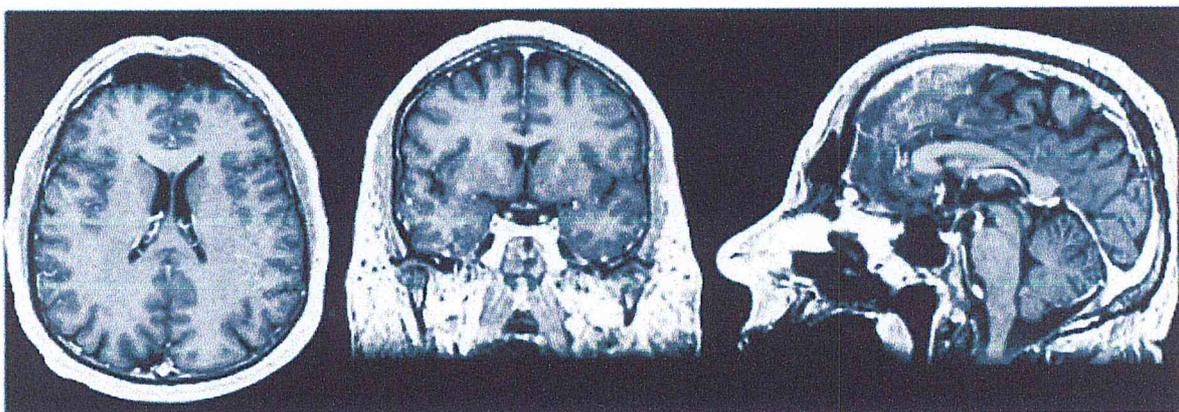


Figure I.5 : Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) [4].

A. Matière grise

Ce tissu est réparti en deux structures, les noyaux et le cortex. Le cortex est une couche superficielle épaisse recouvrant le cerveau et est variable pour chaque individu. D'un autre côté les noyaux gris sont des regroupements de substance grise, situés à l'intérieur du cerveau. Le noyau caudé, le putamen, le globus pallidus, le corps de Luys et la substance noire constituent les noyaux gris [1].

B. Matière blanche

La matière blanche est située entre le cortex, le noyau et les ventricules. Elle correspond aux axones qui font les connexions entre les corps cellulaires du cortex et d'autres parties du cerveau [1].

III. Les Tumeurs cérébrales

III.1 Définition

III.1.1 Tumeur cérébrale

Les tumeurs cérébrales sont nommées et classifiées en fonction du type de cellules dont elles sont issues: par exemple méningiomes pour des tumeurs se développant à partir des méninges, ou gliome pour les tumeurs d'origine gliale (cellules de soutien du cerveau) [5].

Les Tumeurs cérébrales peuvent être primitives ou des métastases :

A. Tumeurs primitives

Les tumeurs primitives du cerveau sont les tumeurs provenant du cerveau et sont nommées pour les types de cellules dont ils sont issus. Ils peuvent être bénignes comme ils peuvent être malignes. Chaque tumeur cérébrale primitive, peut avoir en plus de la partie solide de la tumeur autres pièces connexes telles que l'œdème et la nécrose (**Figure I.6**).

Par définition, un œdème cérébral est une augmentation de volume du cerveau résultant de l'augmentation de sodium et de l'eau et les résultats des perturbations locales de la barrière hémato-encéphalique. L'œdème apparaît autour de la tumeur principalement dans les régions de la substance blanche.

Une tumeur qui contient l'œdème est visible en IRM, soit (plus sombre que le tissu cérébral) ou plus rarement (même intensité que le tissu cérébral) en séquence d'images pondérée en T1, ou (plus lumineuse que le tissu cérébral) séquence d'images pondérée en T2.

La nécrose est composée de cellules mortes dans le milieu de la tumeur et sont vu en séquences d'IRM pondérées en T1.

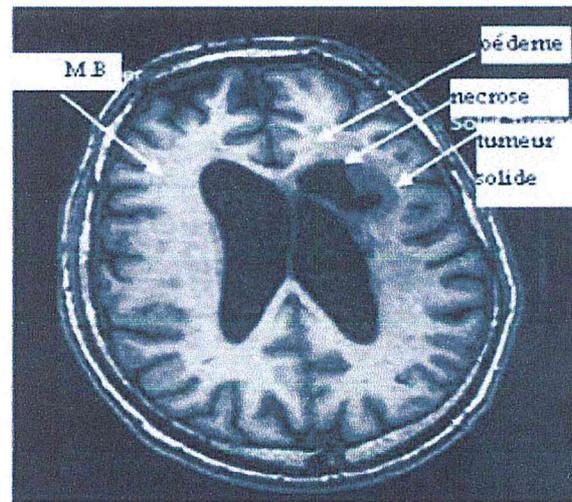


Figure I.6 : Coupe axiale montrant les différentes composantes d'une tumeur [6].

B. Les Métastases

Elles sont malignes et secondaires à une tumeur d'une autre région du corps (poumon, sein, rein, peau). Des cellules tumorales migrent vers le cerveau empruntant le plus souvent la voie sanguine; les métastases sont donc constituées de cellules de l'organe atteint d'une tumeur primaire et non pas de cellules du cerveau. Parfois, ces tumeurs secondaires sont les premiers signes d'une maladie cancéreuse non encore diagnostiquée [8].

III.1.2 Tumeurs cérébrales bénignes et malignes

Bénignité et malignité sont des notions relatives pour les tumeurs intracrâniennes primitives. En effet :

- une tumeur bénigne peut être responsable d'un effet de masse sur les structures de voisinage aboutissant à des déficits majeurs et au décès du patient.
- une tumeur maligne ne donne qu'exceptionnellement des métastases systémiques, le décès résulte presque toujours de l'évolution locale de la tumeur (infiltration et effet de masse) [9].

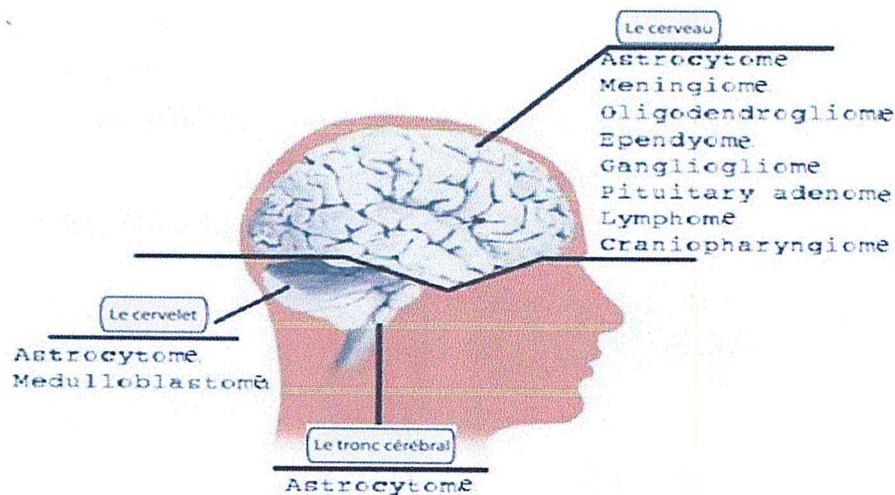


Figure I.7 : Classification des tumeurs en fonction de leur emplacement [6].

III.2.2 Classification des tumeurs en fonction de leur apparence radiologique:

Sur la base radiologique des tumeurs nous pouvons les classer en 4 classes: non augmenté, solide amélioré sans œdème, solide renforcée avec l'œdème et les tumeurs en anneau renforcé [6].

A. les Tumeurs non-augmentés :

Les tumeurs de ce type apparaissent sombre que la M.G dans un meilleur contraste des images pondérées en T1 et en T2 (Figure I.8). Ils sont généralement sans œdème ou peu d'œdème. Les astrocytomes de bas grade, les gangliogliomes et les oligodendrogliomes sont les plus connus dans cette catégorie [6].

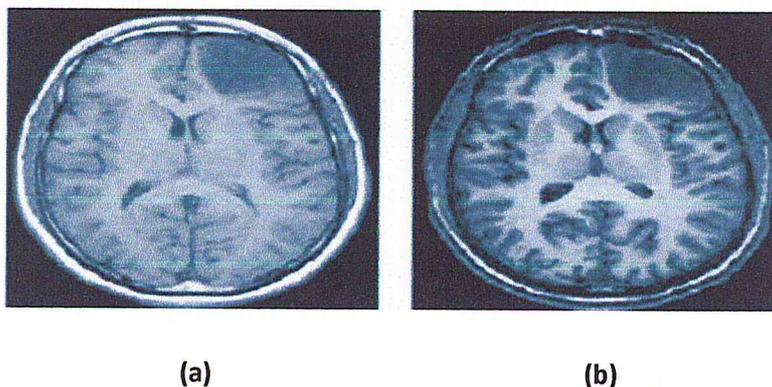


Figure I.8 : Tumeurs non-augmentés. a) Coupe axiale pondère en T1 .b) La même coupe Contrastée en T1 après injection de Gadolinium [6].



Chapitre II

Techniques de segmentation

Introduction

L'un des processus fondamentaux dans la chaîne de traitement d'image est la segmentation. Ce processus permet d'engendrer une description compacte de l'image et donc symbolique plus exploitable que l'ensemble des pixels, cette description est utilisée afin de bien caractériser l'image et de concevoir des outils permettant de détecter les différentes pathologies cérébrales.

D'abord et Avant de passer à la segmentation, le premier objectif du traitement d'images est l'élimination des informations non pertinentes pour faciliter l'extraction des informations utiles à l'analyse. Pour ceci dans ce chapitre nous introduisons des notions des bases et les principes du processus de prétraitement. Puis nous présentons les différentes techniques de segmentation des images.

I. Prétraitement

Les prétraitements désignent l'ensemble des opérations qui ont pour rôle de donner à l'utilisateur une image libérée des défauts propres au(x) capteur(s). Dans cette étape on trouve plusieurs opérateurs citons les plus important:

I.1 Le Filtrage

Filtrer une image c'est lui appliquer une transformation mathématique qui modifie les valeurs de gris de tout ou partie des pixels. Si cette fonction est linéaire au sens algébrique du terme, on parle de filtrage linéaire. Si la fonction prend en compte les valeurs de gris au voisinage de chaque pixel transformé, on parle de fonction de convolution [10].

I.1.1 Filtre moyenne

Cette méthode permet de lisser les images, c'est à dire de diminuer les différences de niveaux de gris entre pixels voisins. Cette méthode très simple est censée supprimer le bruit.

Le filtrage par la moyenne consiste à remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins. Cette méthode a pour effet de modifier les niveaux de gris trop différents de leurs voisins [11].

Exemple :

$$(1/16) * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 2 & 4 & 2 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array}$$

I.1.2 Filtrage médian

Les inconvénients du filtre de Moyenne induisent une orientation vers le filtre dit Médian, qui préserve les contours. Ce filtre vise à remplacer la valeur du pixel central par la valeur médiane de la répartition (on trie les luminances dans l'ordre croissant) des niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur de cette fenêtre (**figure II.1**)[10].

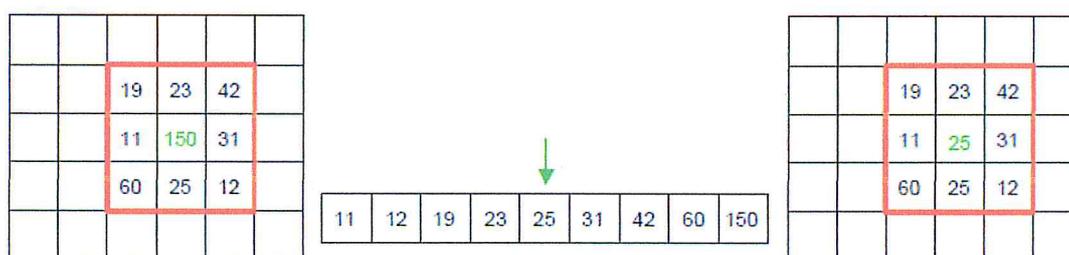


Figure II.1 : Mise en œuvre du filtre Médian [10].

Ce filtre - non linéaire - permet d'éliminer des pixels isolés.

I.1.3 Filtrage gaussien

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estomper les « détails » et le bruit. Ce filtre a une logique analogue au filtre moyenne, distribution Gaussienne en 1D :

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

Avec μ moyenne et σ écart-type

L'intérêt de ce filtre est que le filtrage peut être réalisé en deux passages en traitant d'abord ligne par ligne avec un filtre à une dimension puis on traite l'image obtenue colonne par colonne avec le même filtre. Ceci est rendu possible du fait du caractère symétrique circulaire de ce filtre. Bien entendu le calcul est largement accéléré [11].

I.2 Histogramme

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite). Ainsi, l'histogramme d'une image en 256 niveaux de gris sera représenté par un graphique possédant 256 valeurs en abscisses, et le nombre de pixels de l'image en ordonnées. Illustrant par exemple le graphe suivant :[12]

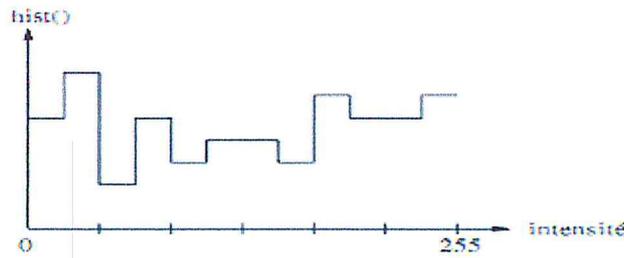


Figure II.2: l'histogramme [13].

I.2.1 Normalisation d'histogramme

La normalisation d'histogramme est une opération qui consiste à modifier les valeurs de chaque pixel de manière à ce que l'image résultante exploite toute sa dynamique, améliorant ainsi le contraste de l'image. Ceci revient à un étirement de l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible I_{min} soit à zéro et que la plus haute I_{max} soit la valeur maximale (255) :

$$I_{new}(i, j) = (I(i, j) - I_{min}) \times \frac{255}{I_{max} - I_{min}} \quad (II.2)$$

La figure illustre la courbe tonale qui correspond à la normalisation d'histogramme [14]

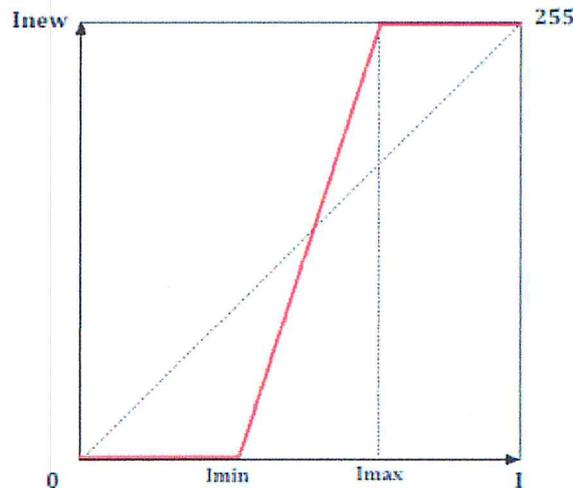


Figure II.3 : Courbe tonale de Normalisation de l'histogramme [14].

I.2.1 Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme à harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux, ceci revient à l'aplatissement de l'histogramme. Cette technique améliore le contraste et permet d'augmenter artificiellement la clarté d'une image grâce à une meilleure répartition des intensités. La nouvelle image est calculée de la manière suivante [14]:

$$I_{new}(i, j) = 255 \times \sum_{k=0}^{I(i, j)} h_n(k) \quad (II.3)$$

I.2.2 Rehaussement de contraste

Le principe de rehaussement consiste à mesurer les différences entre le niveau de gris d'un pixel et celui de son voisinage et à les augmenter. L'opération de rehaussement de contraste devra, réduire le bruit dans les zones stationnaires et éviter les phénomènes de dépassement. Pour l'opération de rehaussement et même pour l'autre opération de prétraitement la connaissance de grandeur fournissant des informations sur les données de l'image s'avère important [15]:

II. Segmentation

Un domaine de recherche important en vision artificielle est la segmentation d'image. Celle se rapporte au processus de partitionnement d'une image numérique en plusieurs régions. Le but de la segmentation est de simplifier et/ou changer la représentation d'une image en une entité plus significative et plus facile à analyser Ceci est réalisé soit en divisant les images en régions sémantiques contiguës, soit en extrayant un ou plusieurs objets spécifiques dans les images, à l'exemple des défauts de soudures dans le cadre de notre application. Le résultat de la segmentation d'images est un ensemble de régions qui recouvrent collectivement l'image entière, ou un ensemble de contours extraits à partir de l'image. Chacun des pixels dans une région sont similaires en ce qui concerne une certaine caractéristique ou propriété calculée, comme la couleur, l'intensité, ou la texture. Les régions limitrophes sont sensiblement différentes en ce qui concerne les mêmes caractéristiques. En d'autres termes, si I est une image composée de N sous-ensembles (I_1, I_2, \dots, I_n) formant une partition et P un prédicat d'uniformité, alors :

$$\bigcup_1^N I_i = I ;$$

$$\forall (i, j), i \neq j, I_i \cap I_j = \emptyset ;$$

$$\forall I_i, P(I_i) = \text{vrai} ;$$

$$\forall (i, j), I_i \text{ spatialement adjacent à } I_j, P(I_i \cup I_j) = \text{faux} [16].$$

III. Différentes approches de segmentation

On peut distinguer 4 approches de segmentation contour, région, forme, structurelle.

III.1 Approche contour

Les méthodes basées contours sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation d'images. Ces méthodes supposent généralement un modèle a priori des discontinuités recherchées et opèrent de manière très localisée. Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour ont donc pour objectif de trouver les lieux de fortes variations du niveau de gris. Un nombre important de méthodes a été développé. Ces méthodes s'appuient sur la détection des discontinuités dans l'image dans cette approche on trouve : les méthodes dérivatives, les méthodes analytiques [17].

III.1.1 Les méthodes dérivatives

A. L'approche gradient

Ce type de détecteur se base sur la première dérivée de l'image I en chacun de ces points dans les deux directions horizontale et verticale. Un point de contours aura une amplitude $A(i,j)$ et une direction $Dir(i,j)$.

$$I_x(i,j) = \frac{\delta I(i,j)}{\delta x}; I_y(i,j) = \frac{\delta I(i,j)}{\delta y} \quad (II.4)$$

$$A(i,j) = \sqrt{(I_x(i,j) * I_x(i,j)) + (I_y(i,j) * I_y(i,j))} \quad (II.5)$$

$$Dir(i,j) = \arctg\left(\frac{I_y(i,j)}{I_x(i,j)}\right) \quad (II.6)$$

La détermination des points contours est ramenée dans un premier temps à la recherche de filtre linéaire permettant d'estimer le gradient en chaque point. De nombreux opérateurs sont ainsi apparus dans la littérature parmi lesquels nous pouvons citer les masques de Sobel, Prewit, Robert etc.... La valeur du gradient est ainsi disponible en tout point de l'image permettant d'effectuer une recherche des maxima locaux. Ceux-ci correspondent aux passages par zéro de la dérivée seconde dans la direction du gradient ou encore aux points contours recherchés.

B. L'approche Laplacien

Ce type de détection de contour se base sur la dérivée seconde de l'image. Il est défini

$$\text{par : } \Delta^2 = \frac{\delta^2}{\delta x^2} + \frac{\delta^2}{\delta y^2} \quad (II.7)$$

Contrairement au gradient, le Laplacien permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, par contre il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient.

Le Laplacien est déterminé en chaque point de l'image par filtrage linéaire. Les points contours sont alors assimilés au passage par zéro du Laplacien.

Ces deux méthodes (Approche Gradient et Laplacien) semblent inefficaces, si l'amplitude du gradient aux points de contours varie fortement selon les parties de l'image. Il n'existe pas de seuils permettant la sélection des points contour sans sélectionner ceux dus au bruit. Le Laplacien augmente le bruit présent dans l'image car il s'agit d'une méthode dérivative [17].

III.1.2 Les méthodes analytiques

A. Approche de Canny

Canny, a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de trois critères :

1. garantir une bonne détection : c'est-à-dire une réponse forte même à de faibles contours.

2. garantir une bonne localisation.

3. réponse unique : l'opérateur doit donner une réponse unique aux mêmes types de contours. La solution qui vérifie ces trois critères, proposée par Canny est la suivante :

$$f(x) = a_1 e^{ax} \sin(wx) + a_2 e^{ax} \cos(wx) + a_3 e^{-ax} \sin(wx) + a_4 e^{-ax} \cos(wx) \quad (\text{II.8})$$

Canny a développé une forme mathématique pour les critères concernant la performance du détecteur.

B. Approche de Deriche

Au filtre de Canny, nous préférons souvent le détecteur de Deriche, qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, Mais qui possède une réponse impulsionnelle finie. Il a pu donc être synthétisé de façon récursive particulièrement efficace. Le filtre de Deriche a une expression générale de la forme :

$$f(x) = -ce^{-ax} \sin(wx) \quad (\text{II.9})$$

a, w et c sont des réels positifs [17].

III.2 Approche de région

Dans la segmentation par région, les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distincts. Beaucoup approches ont été proposées dans littérature comme celles basées sur Croissance de région, classification, etc....

III.2.1 Croissance de région

Les algorithmes de croissance de régions sont basés sur l'agrégation progressive des pixels à partir d'un point initial appelé « germe ». Ces germes peuvent être sélectionnés de façon aléatoire ou automatique. Lors d'une itération du processus, les pixels adjacents à la région sont étudiés. S'ils vérifient les critères d'homogénéité (conditions défini au préalable), le pixel sera alors inclut dans la région. Les pixels non intégrés aux régions peuvent générer eux-mêmes de nouvel les régions ou être quand même assimilés à la région la plus proche (cas du bruit dans une image par exemple). Généralement, une mesure de similarité peut être évaluée par un calcul de distance entre les attributs du pixel candidat et ceux de la région. Lorsqu'une région intègre un nouvel élément, ses attributs sont alors remis à jour.

La croissance de région s'arrête lorsque tous les pixels adjacents aux régions ont été affectés. L'approche reste efficace lorsque les paramètres de critères d'homogénéité, de choix de germes, de choix du parcours des pixels candidats et de seuils, sont bien choisis. En effet, la méthode reste très sensible à la variation d'un de ces paramètres et le résultat final en est fortement dépendant [18].

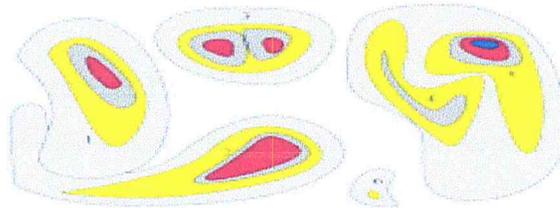


Figure II.4 : Croissance progressive des régions.

III.2.2 Segmentation par Division /fusion (Split and Merge)

Ce type de méthode consiste à diviser l'image, considérée comme une région initiale, en régions de plus en plus petites, le principe consiste à tester d'abord le critère d'homogénéités retenu sur l'image entière, si le critère est valide, l'image considérée comme segmentée, sinon, l'image elle sera découpé en autre zones et la méthode réappliquer sur chacune des zones nouvellement obtenus.

La division peut se faire en quarte partie, en six partie, en polygone, etc. la méthode plus connue est la méthode de **quadtree** ou chaque zone est diviser par quatre. L'inconvénient de ces méthodes est que deux parties adjacentes vérifier le même critère sans avoir été regroupé dans la même région.

Pour éviter ce problème, une procédure de fusion de petites régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement est appliquée.

l'inconvénient réside en la difficulté de déterminer le nombre de clusters et l'incohérence des régions (deux objets éloignés peuvent appartenir à la même région) [20].

III.2.4 Seuillage

La technique de seuillage peut être un puissant candidat pour une segmentation efficace. Le seuillage est le processus qui divise les pixels dans l'image en deux classes : l'objet et le fond, basées sur la relation entre la valeur du niveau de gris d'un pixel et l'histogramme des niveaux de gris pour déduire un paramètre appelé le seuil. En raison de leur efficacité d'exécution et leur simplicité dans la théorie, les techniques de seuillage ont été étudiées intensivement, et un grand nombre de méthodes ont été distingué.

Le seuillage peut être :

- **le seuillage Globale**
- **le seuillage Locale**

Trouver la valeur correcte du seuil pour segmenter une image en régions d'objet et de fond souhaitables, reste une étape très importante dans le système de traitement d'image.

A. Seuillage Globale

Les méthodes globales ou les méthodes basées sur l'histogramme et les méthodes locales. Les méthodes globales calculent une seule valeur du seuil pour l'image entière, où les pixels ayant une valeur de niveau gris inférieure à la valeur du seuil sont affectés à une classe, et les autres pixels sont affectés à l'autre classe [21].

a. Méthodes paramétriques

Ces méthodes supposant que les niveaux de gris de différentes classes de l'image suivant une certaines fonctions de densité de probabilité, généralement ces fonctions densité de probabilité sont supposées suivre une modèle de Gaussien.

b. Méthodes non paramétriques

Ces méthodes généralement sont basées sur l'optimisation de critères statiques, ils permettent de trouver le seuil optimal de segmentation sans aucune estimation de paramètres.

❖ Méthodes d'Otsu :

Elle est considérée comme la méthode de référence la domaine de seuillage d'histogramme, dans cette méthode, l'opération est vue comme une séparation (un partitionnement) des pixels d'une image en deux class C_1 (fond), C_2 (objet) à partir

d'un seuil t , la class « fond » regroupe tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil alors que la class « objet » contient tous les pixels de niveau de gris supérieur à t . ces deux classes peuvent être désignées en fonction de seuil t comme suit [22] :

$$C_1 = \{0, 1, \dots, t\} \text{ et } C_2 = \{t + 1, \dots, l - 1\}$$

Soit σ_w^2 la variance d'une classe, σ_b^2 la variance interclasse et σ_t^2 la variance total telles que :

$$\sigma_b^2 = P_1 P_2 (u_2 - u_1)^2 \tag{II.10}$$

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^{l-1} P_i (i - u)^2 \tag{II.11}$$

$$\sigma_w^2(t) = \sum_{i=0}^t P_i (i - u_1)^2 + \sum_{i=t+1}^{l-1} P_i (i - u_2)^2 \tag{II.12}$$

$$\sigma_t^2 = \sigma_b^2 + \sigma_w^2 \tag{II.13}$$

u_1, u_2 et u désignent respectivement les niveaux de gris moyen des classes C_1, C_2 et de l'image telles que [22] :

$$u_1 = \sum_{i=1}^t i \frac{P_i}{P_1} \tag{II.14}$$

$$u_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} i \frac{P_i}{P_2} \tag{II.15}$$

$$u = \sum_{i=1}^{l-1} i P_i \tag{II.16}$$

P_1 et P_2 représentent respectivement les probabilités à priori des classes C_1, C_2 telles que :

$$P_1 = \sum_{i=1}^t P_i \tag{II.17}$$

$$\text{et } P_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} P_i \tag{II.18}$$

$$\text{et } P_1 + P_2 = 1 \tag{II.19}$$

Le seuil optimum t^* peut être déterminé en maximisant un des trois critères suivant :

$$\lambda(t) = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2} \tag{II.20}$$

$$\eta(t) = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2} \tag{II.21}$$

$$k(t) = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_w^2} \tag{II.22}$$

Les trois critères sont équivalents, mais des raisons de simplicité, la variance interclasse est plus utilisée. Le seuil optimal t^* est celui qui maximise cette variance :

$$t^* = \text{Arg}_{0 \leq t \leq l-1} \max \sigma_b^2 \tag{II.23}$$

Dans le cas de multi seuillage, la méthode d'Otsu peut être étendu au calcul d'un ensemble de seuils $T=(t_1,t_2,\dots,t_{k-1})$ en maximisé la variance interclasses[22] .

$$T^* = \text{Arg}_{0 \leq t_k \leq l-1} J(T) \tag{II.24}$$

$$\text{Où } J(T) = \sigma_B^2 = \sum_{k=1}^k P_k (u_{k2} - u)^2 \tag{II.25}$$

Avec P_k et u_k les probabilités et la moyenne respective de la classes C_k telles que :

$$P_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} P_i \tag{II.26}$$

$$\text{et } u_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} i P_i \tag{II.27}$$

❖ Méthodes de kapur :

Cette méthode est basée sur le principe de maximisation de l'entropie de Shannon, elle suppose que les classes « fond » et « objet » possède deux densités de probabilité indépendantes [22].

$$C_1: \frac{P_0}{P_1}, \frac{P_2}{P_1}, \dots, \frac{P_t}{P_1} \tag{II.28}$$

$$C_2: \frac{P_{t+1}}{P_2}, \frac{P_{t+2}}{P_2}, \dots, \frac{P_{l-1}}{P_2} \tag{II.29}$$

$$\text{Ou } P_i = \frac{h(i)}{N}, \quad P_1 = \sum_{i=0}^t P_i \tag{II.30}$$

$$\text{et } P_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} P_i \quad \text{avec } P_1 + P_2 = 1 \tag{II.31}$$

Les entropies de Shannon associées aux deux distributions sont :

$$H_1 = - \sum_{i=0}^t \frac{P_i}{P_1} \log\left(\frac{P_i}{P_1}\right) \tag{II.32}$$

$$\text{et } H_2 = - \sum_{i=t+1}^{l-1} \frac{P_i}{P_2} \log\left(\frac{P_i}{P_2}\right). \tag{II.33}$$

Le seuil optimal t^* est alors défini comme étant le niveau de gris qui maximise les deux entropies, c'est-à-dire :

$$t^* = \text{arg}_{0 \leq t_k \leq l-1} \max\{H_1(t) + H_2(t)\} \tag{II.34}$$

Cette méthode est peut être également étendue au calcul de plusieurs seuils $T=\{t_1,t_2,\dots,t_{k-1}\}$, il s'agira alors maximisé les critères suivant [22] :

$$J(T) = \sum_{k=1}^k H_k \quad (II.35)$$

$$\text{Avec } H_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} \frac{P_i}{P_k} \log\left(\frac{P_i}{P_k}\right) \quad (II.36)$$

$$\text{Et } P_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} h(i) \quad (II.37)$$

❖ Méthodes de cross d'entropie

Elle consiste à minimiser l'entropie entre l'image et sa version binaire, le seuil optimal peut être obtenu en maximisant les cross entropies des deux classes « objet » et « fond ».

$$t^* = \arg_{0 \leq t \leq l-1} \max\{H_1(t) + H_2(t)\} \quad (II.38)$$

Telle que [22]:

$$H_1(t) = \sum_{i=0}^t ih(i) \log\left(\frac{i}{\mu_1}\right) \quad (II.39)$$

$$\text{Et } H_2(t) = \sum_{i=t+1}^{l-1} ih(i) \log\left(\frac{i}{\mu_2}\right) \quad (II.40)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^t ih(i) \quad (II.41)$$

$$\text{Et } \mu_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} ih(i) \quad (II.42)$$

t^* : le seuil optimal.

H_1, H_2 correspondants aux cross entropies des deux classes.

μ_1, μ_2 correspondants aux moyennes de chaque class deux class.

Après quelque modification :

$$H_1(t) + H_2(t) = N^2(p_1 m_1 \log(m_1) + p_2 m_2 \log(m_2)) \quad (II.43)$$

Avec :

$$P_1 = \sum_{i=0}^t P_i \quad (II.44)$$

$$P_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} P_i \quad (II.45)$$

$$m_1 = \sum_{i=0}^t i \frac{P_i}{w_0} \quad (II.46)$$

$$m_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} i \frac{P_i}{w_1} \quad (II.47)$$

Dans les cas de multi seuillage, le critère maximisé est [22]:

$$J(T) = N^2 \sum_{k=1}^k P_k m_k \log(m_k) \quad (II.48)$$

Avec :

$$P_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} P_i \quad (\text{II.49})$$

$$etm_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} i \frac{P_i}{w_k} = \frac{\mu_k}{w_k} \quad (\text{II.50})$$

B. Seuillage local :

Les méthodes locales, d'autre part, calculent une valeur du seuil pour chaque pixel sur la base de l'information contenue dans le voisinage local du pixel [21].

III.3 Approches Structurelles

III.3.1 Gradient morphologique

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Ses bases théoriques ont été établies par Matheron et Serra [13].

A. Élément structurant

L'élément structurant est un masque de forme quelconque dont ses éléments forment un motif. Soit B un sous-ensemble de E, nommé élément structurant. Si x est un élément de E, alors on définit l'ensemble Bx, le déplacement de B en chaque point x de l'espace E [13] :

$$B_x = \{b+x \mid b \in B\}$$

B. L'érosion morphologique

L'érosion d'un ensemble X par un élément structurant B, noté EB(X), est l'ensemble des points x de l'espace pour lesquels Bx est contenu dans X [13] :

$$E^B(X) = \{x : B_x \subseteq X\}$$

C. La dilatation morphologique

Soit X un sous-ensemble de E. La dilatation morphologique de X par un élément structurant B, noté DB(X), est définie par l'ensemble des points x de l'espace pour lesquelles Bx présente une intersection non vide avec X [13] :

$$D^B(X) = \{x : X \cap B_x \neq \emptyset\}$$

Exemple :

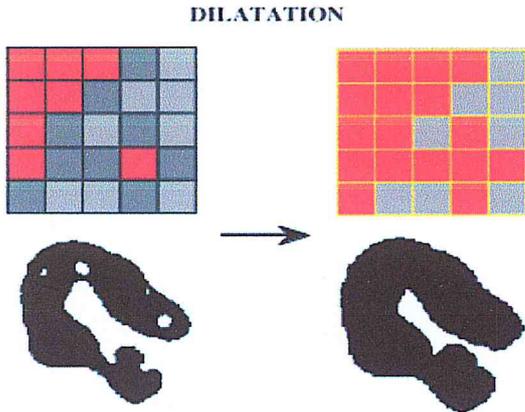


Figure II.5: Les pixels du fond au contact de l'objet deviennent des pixels objets [23].

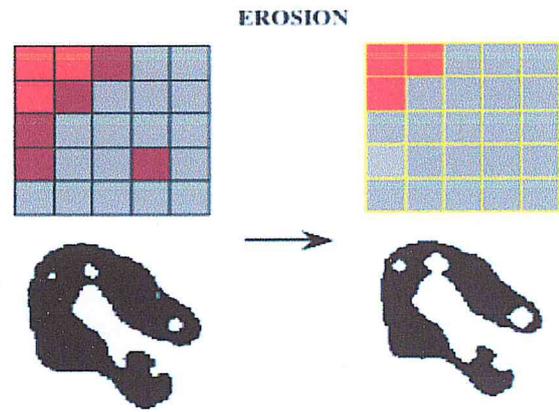


Figure II.6: Les pixels du fond au contact du fond deviennent des pixels du fond [23].

D. Ouverture

L'ouverture de I par S notée $I \circ S$ est le résultat d'une érosion de I suivie d'une dilatation de l'ensemble érodé par le même élément structurant.

$$I \circ S = (I \ominus S) \oplus S$$

L'ouverture adoucit les contours et élimine les pics aigus [24].

E. Fermeture

C'est l'opération duale de l'ouverture, notée $I \bullet S$, c'est le résultat d'une dilatation suivie d'une érosion en utilisant le même élément structurant.

$$I \bullet S = (I \oplus S) \ominus S$$

La fermeture fusionne les coupures étroites, élimine les petits trous, et comble les vides sur les contours [24].

- La différence symétrique entre l'image dilatée et érodée par le même élément structurant de taille unitaire donne le gradient morphologique qui est un opérateur de détection de contour et qui peut se résumer par l'équation :

$$\text{GradB}(X) = D^B(X) - E^B(X).$$

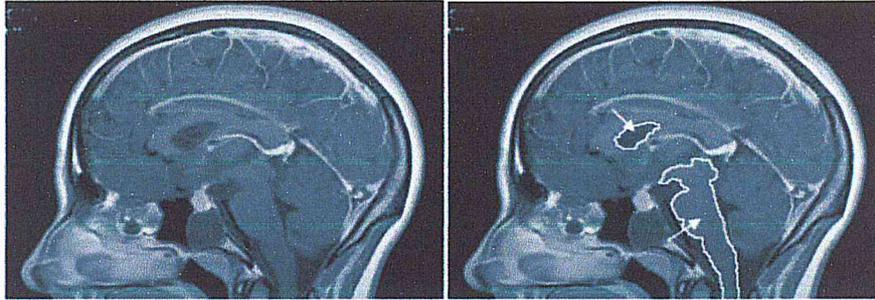


Figure II.7: Segmentation par gradient morphologique (a) IRM d'origine, (b) Résultat.

Cette détection de contour par gradient morphologique est utilisée par Vachier et coll. conjointement avec une ligne de partage des eaux pour la détection de tumeur sur des mammographies. De même Hsiao et coll. proposent une méthode de segmentation de tumeurs cérébrales basées sur le gradient morphologique et une étape de croissance et fusion de régions [25].

III.3.2 La ligne de partage des eaux (watershed)

La segmentation par la ligne de partage des eaux est une méthode issue de la morphologie mathématique. Le concept de la LPE provient de l'hydrogéologie et fait appel aux notions de bassins versants et de lignes de crêtes. Toutefois, à l'opposé d'une réalité hydrogéologique, l'objectif de la LPE est l'inondation des vallées à partir des minima (ou cuvettes). Le niveau d'eau s'élève progressivement jusqu'à ce que les eaux provenant de minima différents se rencontrent. Pour empêcher le mélange des eaux, on construit alors un barrage à l'interface des eaux. Lorsque la topologie est complètement inondée, le processus est terminé et les barrages représentent la ligne de partage des eaux. La **Figure II.8** illustre ce principe d'inondation en seulement deux dimensions, les vallées devant être considérées comme des bassins versants isolés qui ne sont pas reliés entre eux dans la troisième dimension non représentée. L'eau se met à jaillir des minima uniquement lorsque l'élévation générale du niveau d'eau atteint l'altitude des minima [26].

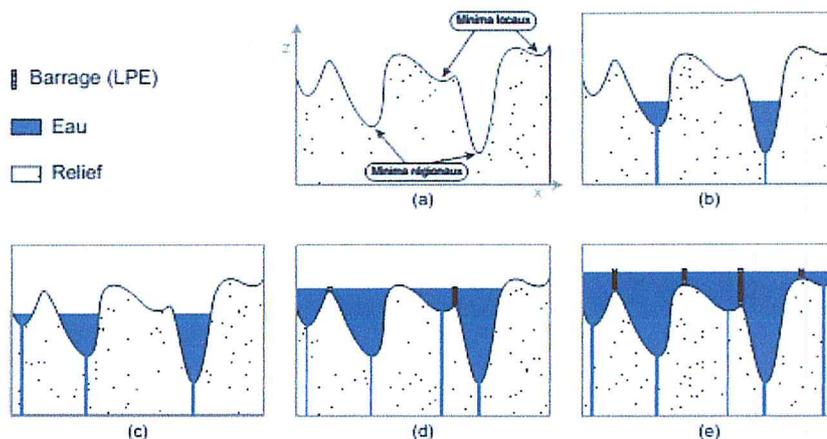


Figure II.8 : Principe de la ligne de partage des eaux.

En transposant le concept à la segmentation d'image, la topologie se transforme en une image à deux dimensions (x,y) à laquelle on ajoute l'altitude (z) construite à partir des valeurs d'intensité des pixels.

L'application de la LPE sur une image quelconque provoque systématiquement une sur-segmentation à cause de la présence de nombreux minima locaux. Il s'agit donc de supprimer les petites cuvettes conduisant aux séparations non désirées. Une première technique consiste à uniformiser localement les zones de l'image source par un filtre médian. Toutefois, après cette opération, le nombre de régions est encore trop élevé (voir Figure II.9 (c)). Pour réduire les régions à un nombre acceptable, il faut donc recourir à un deuxième traitement. Deux types de méthode sont possibles: la LPE construits à partir de marqueurs (voir Section A) et le regroupement a posteriori de régions selon divers critères. Cette dernière méthode n'est pas abordée dans le cadre de ce travail [26].

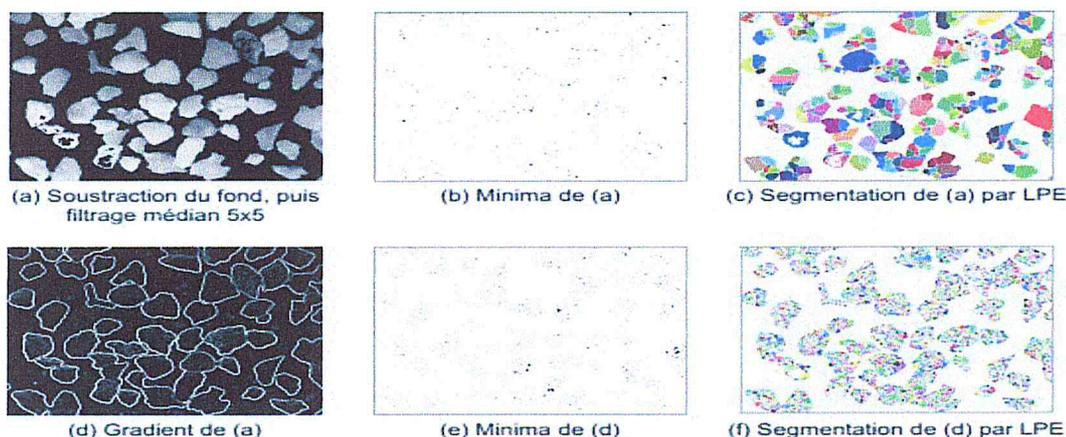


Figure II.9: Segmentation par LPE.

A. Les marqueurs

Les marqueurs sont des solutions efficace des problèmes de sur-segmentation, sont en général des zones plutôt que des pixels on définit chaque zone comme les pixels ayant une valeur comprise entre le minimum, On positionne les marqueurs au « fond » des objets déclarés intéressants [27].

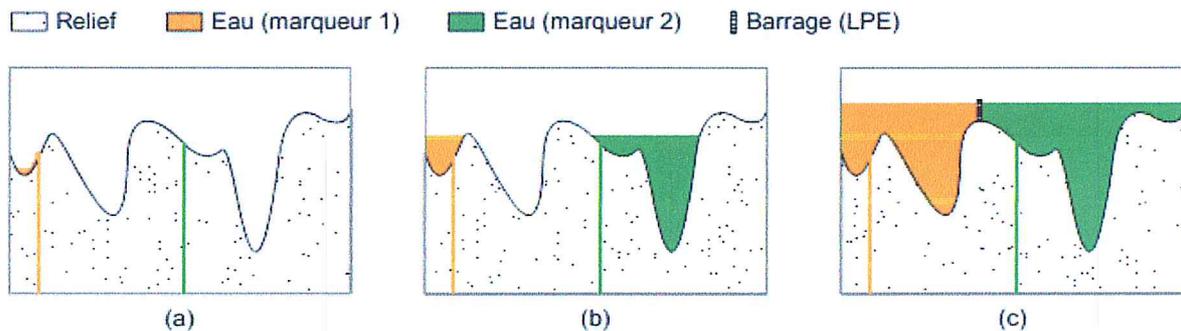


Figure II.10: LPE construite à partir des marqueurs.

III.4. Forme

Les approches basées sur la forme tendent à rechercher des régions qui dérivent d'une forme donnée. Nous avons choisi de présenter deux techniques Les contours actifs et level set.

III.4.1. Les contours actifs (Snakes)

Un modèle de contour actif est formé d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. Cette courbe est placée dans la zone d'intérêt de l'image ou autour d'un objet. Plusieurs équations décrivent son évolution.

La courbe se déplace et épouse lentement les contours des objets en respectant des contraintes qui permettent de conserver une courbe lisse avec des points équidistants tout en laissant un certain champ libre pour les déformations. Ces contraintes sont contrôlées en fonction de divers paramètres comme l'élasticité, la rigidité, la continuité, etc.... [3].

L'idée de cette méthode est de déplacer les points pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points.

Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il va se rétracter pour en épouser au mieux ses formes. De la même manière, un contour actif peut aussi se dilater et tenter de remplir une forme, il sera alors situé à l'intérieur de celle-ci au démarrage de l'algorithme.

A chaque itération, l'algorithme va tenter de trouver un meilleur positionnement pour le contour pour minimiser les dérives par rapport aux contraintes utilisées. L'algorithme s'arrêtera lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement ou simplement quand le nombre maximum d'itérations aura été atteint [28].

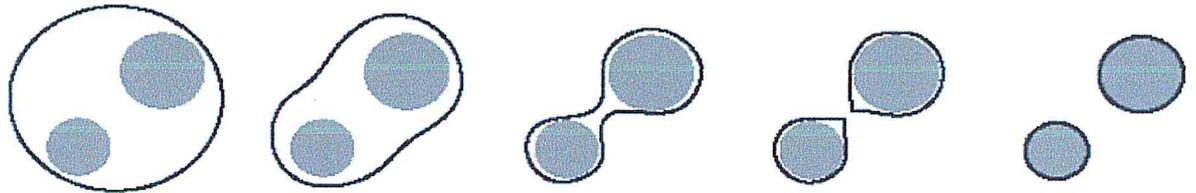


Figure II.11 : principe de contour actif.

A. Formulation mathématique

Le contour est une Courbe C définie par une représentation paramétrique:

$$V:[0,1] \times [0, +\infty[\rightarrow \mathbb{R}^2$$

Soit C une courbe déformable spatialement et temporellement. Le domaine de définition de la courbe est normalisé à [0,1] et le paramètre est l'abscisse curviligne. Avec s le paramètre de position spatiale le long de la courbe dans l'image et t l'évolution temporelle de la courbe dans l'image la courbe se représente comme sur la Figure II.12.

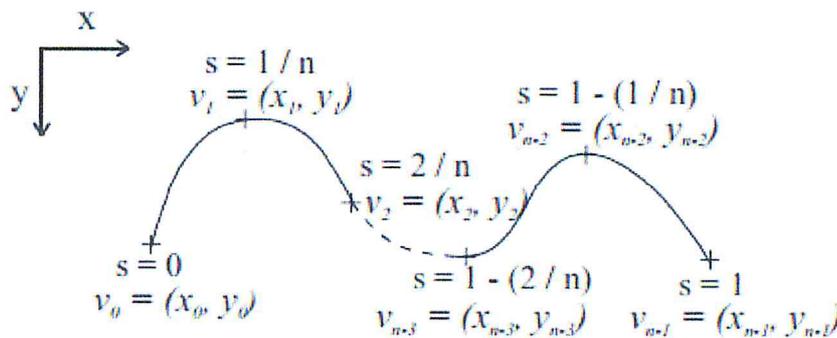


Figure II.12 : Exemple de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour actif.

Soient $v(s,t)$ la position d'un point de la courbe à un instant t et x, y les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$$v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad \forall (s, t) \in [0,1] \times [0, +\infty[\tag{II.51}$$

Nous venons de voir que les contours actifs permettent de résoudre un problème de segmentation par minimisation d'une fonctionnelle d'énergie. Nous allons, maintenant, examiner les différentes énergies en jeu.

La fonction d'énergie attachée au contour actif est composée à trois énergies

$$\Phi(v): v \rightarrow E_{interne}(v) + E_{externe}(v) + E_{contexte}(v) \quad (II.52)$$

Nous allons préciser ces 3 types d'énergies [29].

B. Energie de contexte

L'énergie de contexte, parfois appelée énergie de contrainte, permet d'introduire des connaissances à priori sur ce que nous cherchons. Entre autres, nous plaçons, sous cette rubrique. Les snakes, de par leur discrétisation, ont une tendance naturelle à se rétracter. La minimisation de l'énergie implique une minimisation de distance. La force ballon va tendre à gonfler le contour actif ou accélérer sa rétraction selon le signe de la force introduite. De plus, cette force va permettre de dépasser les contours présentant un faible gradient et ainsi de sortir du bruit pour atteindre une frontière plus fortement marquée. Il s'agit d'une force normale au contour en chaque point.

$$F_{balloon}(v(s)) = k\vec{n}(s) \quad (II.53)$$

Où n est un vecteur unitaire normal à la courbe en $V(s)$ [29].

C. Energie interne $E_{interne}$

L'énergie interne gère la cohérence et la raideur de la courbe. Elle a pour rôle de maintenir les points de la courbe ordonnés. Elle est définie comme étant la somme pondérée des dérivées première et seconde de la courbe $v(s)$.

La dérivée première mesure la continuité de la courbe, sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par $\alpha(s)$:

Des valeurs faibles de $\alpha(s)$ signifient que les points de la courbe peuvent se distancer les uns des autres alors que de grandes valeurs de permettent de garder les points équidistants et plus proches les uns des autres.

La dérivée seconde mesure la courbure de la courbe, sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par $\beta(s)$. Une petite valeur de $\beta(s)$ implique la non minimisation de la courbure, le contour peut alors former des angles, une grande valeur de β permet de garder la courbe lisse [30].

D. Energie externe $E_{externe}$

L'énergie externe attire le contour actif vers les régions d'intérêt en tenant compte des caractéristiques de l'image (présence de contour, luminance).

$$E_{image} = W_{line}E_{line} + W_{contour}E_{contour} + W_{term}E_{term} \quad (II.54)$$

L'énergie de ligne peut être fixée à l'intensité d'un pixel particulier, l'énergie de contour peut être celle obtenue par l'application d'un opérateur de gradient (Sobel par exemple). L'énergie de terminaison peut représenter la courbure des contours déjà détectés par l'opérateur de gradient, mais elle est rarement utilisée. Il est courant de n'utiliser que l'énergie des contours [30].

III.4.2 Méthode d'ensembles de niveau (level sets)

La méthode des Ensembles de Niveau Zéro est une méthode de simulation numérique utilisée pour l'évolution des courbes et des surfaces dans les domaines discrets. Cette méthode permet de faire évoluer une courbe paramétrique fermée $C(t)$ [31].

➤ Soit $(\Phi(x, y, t))$ la fonction level-set, dont les propriétés sont les suivantes :

$$\begin{cases} \Phi(x, y, t) > 0 & \text{si } s(x, y) \text{ est à l'extérieur de la courbe.} \\ \Phi(x, y, t) < 0 & \text{si } s(x, y) \text{ est à l'intérieur de la courbe.} \\ \Phi(x, y, t) = 0 & \text{si } s(x, y) \text{ est sur la courbe.} \end{cases} \quad (\text{II.55})$$

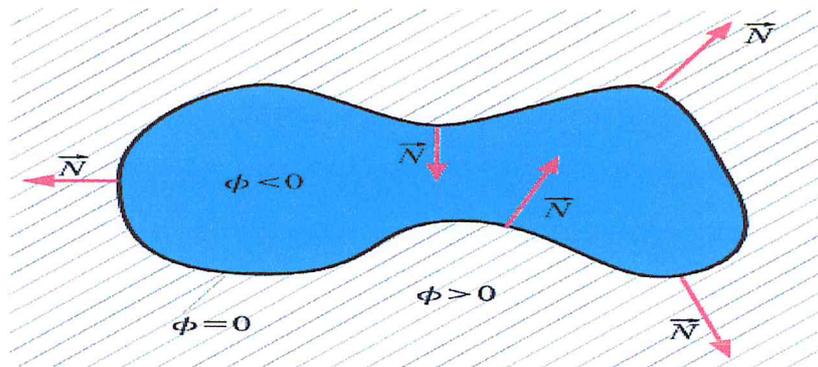


Figure II.13 : La courbe C évolue selon [32]. $\frac{\partial C}{\partial t} = FN$

➤ La courbe est définie telle que:

$$C(t) = \{(x, y) / \Phi(x, y, t) = 0\} = \Phi^{-1}(0) \quad (\text{II.56})$$

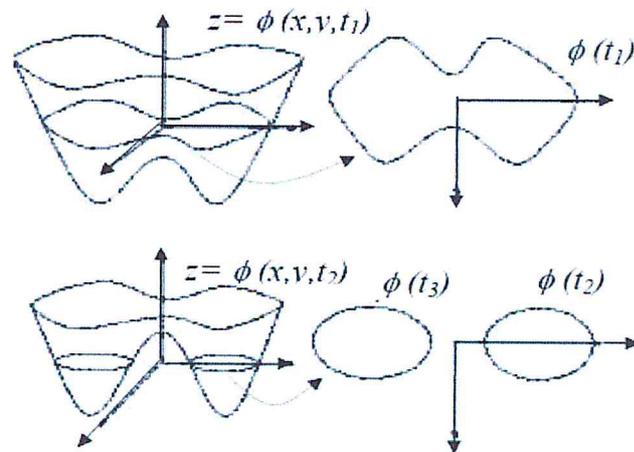


Figure II.14 : Le changement de topologie est géré automatiquement grâce à l'utilisation d'une fonction d'ordre supérieur pour la représentation de la courbe.

La fonction de level sets $\Phi(x, y)$ sur le plan de l'image s'accroît depuis son étape initiale, l'ensemble correspondant du contour C se propage vers l'extérieur, avec cette définition l'évolution du contour est équivalente à l'évolution de la fonction de level set c'est-à-dire

$$\frac{\partial C(t)}{\partial t} = \frac{\partial \Phi(x, y, t)}{\partial t} \tag{II.57}$$

L'avantage de l'utilisation du niveau zéro est qu'un contour peut être définie comme les frontière entre une surface négatif l'équation (II.55), ainsi le contour peut être identifie par la vérification du signe de la fonction de levelsets $\Phi(x, y)$.

L'évolution de la fonction Φ est totalement déterminée par l'équation de level sets qui est donnée par :

$$\begin{cases} \frac{\partial \Phi}{\partial t} + F|\nabla \Phi| = 0 \\ \Phi(x, y, 0) = \Phi_0(x, y) \end{cases} \tag{II.58}$$

F : la force globale, $\nabla \Phi$: désigne la norme directionnelle et $\Phi_0(x, y)$ la fonction de level set initiale[32].

Les propriétés géométriques de la courbe sont connues facilement:

- La courbure K est donnée par[31] :

$$k = \operatorname{div} \frac{\nabla \Phi}{\|\nabla \Phi\|} = \frac{\Phi_{xx}\Phi_y^2 - 2\Phi_x\Phi_y\Phi_{xy} + \Phi_{yy}\Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (\text{II.59})$$

A. Les fonctions de vitesse

➤ Formulation proposée par Malladi et al [32]:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = c. (k + V_0) \|\nabla \Phi\| \quad (\text{II.60})$$

Où:
$$c = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|} \quad (\text{II.61})$$

Et $G_\sigma * I$ est la convolution de l'image d'intensité I par le filtre de Gaussien G_σ d'écart type de σ [31].

➤ Mumford et Shah ont proposé le problème de minimisation suivant [1]:

Un cas réduit du modèle s'obtient en limitant l'image

$$\inf \left(F^{MS}(u, C) = \int_w (u - u_0)^2 dx dy + \mu \int_w |\nabla u|^2 dx dy + v|C| \right) \quad (\text{II.62})$$

Un cas réduit du modèle s'obtient en limitant l'image u à une fonction constante, $u =$ constant c_i . Alors le problème qui suit est appelé « problème de partage minimal » :

$$E^{MS}(u, C) = \sum_i \int_w (u - c_i)^2 dx dy + v|C| \quad (\text{II.63})$$

On peut alors voir que, pour une valeur fixe de C , l'énergie de l'équation précédente est minimisée en fixant :

$$c_i = \text{moyenne}(u_0) \quad \text{dans } w_i \quad (\text{II.64})$$

➤ Modèle de Chan & Vese :

Le modèle de Chan & Vese est une modification du problème posé par Mumford et Shah.

Maintenant, la fonction d'énergie est celle présentée ci-dessous :

- Energie à minimiser:

$$E = u.length(C) + v.arrea(C) + \lambda_1 \int_{\phi > 0} |I_{i,j} - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\phi < 0} |I_{i,j} - c_2|^2 dx dy \quad (\text{II.65})$$

- Schéma numérique:

$$\frac{\Phi_{i,j}^{n+1} - \Phi_{i,j}^n}{\Delta t} = \sigma_\varepsilon(\Phi_{i,j}^n) \left[uk - v - \lambda_1 (I_{i,j} - c_1)^2 + \lambda_2 (I_{i,j} - c_2)^2 \right] \quad (II.66)$$

c_1 = valeur moyenne des pixels à l'intérieur de

C . c_2 = valeur moyenne des pixels à l'extérieur de C

v, u, λ_1 et λ_2 Sont des constantes [32].

$$length(C) = \int |\nabla H(\Phi)| dx dy = \int_C \delta_0(\Phi(x,y)) |\nabla \Phi(x,y)| dx dy \quad (II.67)$$

$$arrea(C) = \int |H(\Phi)| dx dy \quad (II.68)$$

$$H(\Phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{\Phi}{\varepsilon} \right) \quad (II.69)$$

$$\sigma_\varepsilon(\Phi) = H'_\varepsilon(\Phi) = \frac{1}{\pi \varepsilon} \left(\frac{1}{1 + \left(\frac{\Phi}{\varepsilon}\right)^2} \right) [34]. \quad (II.70)$$

$$\int_{\Phi < 0} |I_{i,j} - c_2|^2 dx dy = \int_C |I_{i,j} - c_2|^2 (1 - H(\Phi(x,y))) dx dy \quad (II.71)$$

$$\int_{\Phi > 0} |I_{i,j} - c_1|^2 dx dy = \int_C |I_{i,j} - c_1|^2 H(\Phi(x,y)) dx dy \quad [33]. \quad (II.72)$$

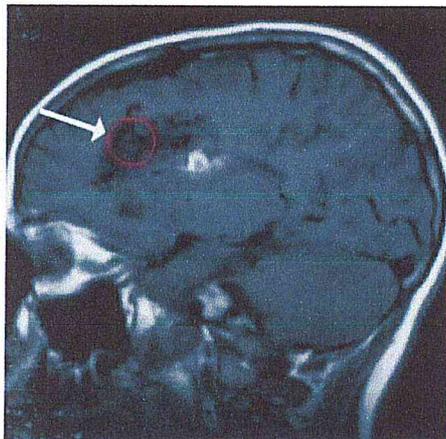


Figure II.15 : Initialisation de la courbe.

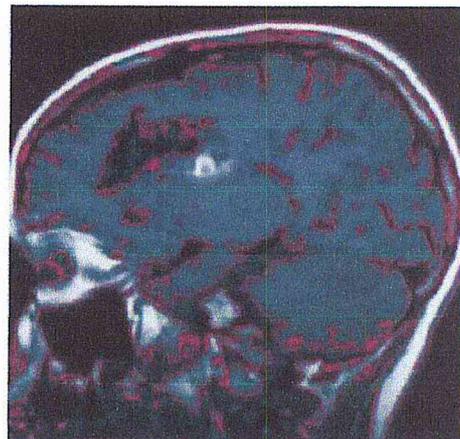


Figure II.16 : Segmentation par la méthode Level-Set.

IV. Avantages et Inconvénients

Chaque méthode elle a des avantages comme des inconvénients le tableau suivant résumant les principaux avantages et inconvénients.

Les approches	Les méthodes	Avantage	Inconvénient
Contour	Laplacien [35].	<ul style="list-style-type: none"> -Rapidité d'exécution. -Précision de détection. 	<ul style="list-style-type: none"> -Plus grande sensibilité au bruit.
	Gradient [35].	<ul style="list-style-type: none"> -Résistant au bruit. -Donne la direction des contours. 	<ul style="list-style-type: none"> -Plus lent que le Laplacien. -Épaisseur des contours.
Région	Croissance région [17]	<ul style="list-style-type: none"> -simple et rapide. -Elle permet la segmentation d'objet à topologie complexe. -Elle préserve la forme de chaque région de l'image. 	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme très sensible au bruit. - Obtention de frontières non-régulières. - L'ordre du traitement des pixels germes peut avoir une influence sur le résultat. -Le choix de critère d'homogénéité. - Choix critique de la valeur des seuils Risque de sur-segmentation, sous-segmentation. - Dépend du type d'images à traiter [36].
	Fusion et division [36]	<ul style="list-style-type: none"> - Méthode à la fois globale et locale : globale lors de la division, et locale lors de la fusion - Moins sensible au bruit que la croissance 	<ul style="list-style-type: none"> - Méthodes parfois complexes d'un point de vue algorithmique : manipulation de lourdes structures de données
Forme	Level set [37]	<ul style="list-style-type: none"> - Localisation explicite de l'interface. - Traitement automatique des changements de topologie. - Accès direct aux 	<ul style="list-style-type: none"> - Mauvaise conservation de la masse. - Utilisation d'algorithme de ré-initialisation de la fonction distance. - Précision dépendante du maillage (diffusion du front).

		caractéristiques géométriques.	
	Contour actif [38]	calculs numériques rapides	<ul style="list-style-type: none"> – Segmentation multi-objets impossible – Phase d’initialisation sensible – Approche non intrinsèque
Structurelle	Ligne de partage des eaux [39]	<ul style="list-style-type: none"> –fournir des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image. –rapide. 	<ul style="list-style-type: none"> –La sur-segmentation de l'image, faisant apparaître des lignes de crête en dehors des objets, ainsi qu'à l'intérieur d'objets convexes. –Nécessite un poste traitement

Tableau II.1 : résumé avantages et inconvénients des méthodes.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les méthodes les plus utilisées pour les prétraitements des images ainsi, les techniques de segmentation des images médicales. Il ressort que le domaine de segmentation est tellement riche, en effet il est difficile de donner une étude approfondie, et choisir une technique à utiliser plutôt qu'une autre.

Nous allons détailler dans les prochains chapitres trois techniques ainsi que des améliorations sur ces dernières et les implémenter.



CHAPITRE III

Segmentation des tumeurs cérébrale

Introduction

La détection des zones d'intérêts dans les images numériques cérébrales offre une approche prometteuse dans les applications cliniques. Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur la segmentation des zones d'intérêts des images cérébrales et notamment les tumeurs cérébrales qui est une partie essentielle afin de dépister ou suivre l'évolution de ces derniers.

Ce chapitre est divisé en quatre parties. Dans la première partie, nous allons présenter notre contribution ainsi que le choix de trois méthodes à implémenter avec des justifications de notre choix. Dans La deuxième partie, nous allons exposer le processus de localisation qui sert à localiser la tumeur cérébrale. La troisième partie va montrer les opérations de prétraitement qu'on va appliquer afin d'améliorer la qualité de l'image. Et enfin la dernière partie du chapitre est consacrée à la présentation des trois méthodes qu'on a choisies pour l'implémentation.

I. Notre contribution

L'objectif de notre travail est de segmenter des images IRM, pour la détection des tumeurs cérébrales. Cependant les différentes étapes de notre système sont illustrées dans le schéma

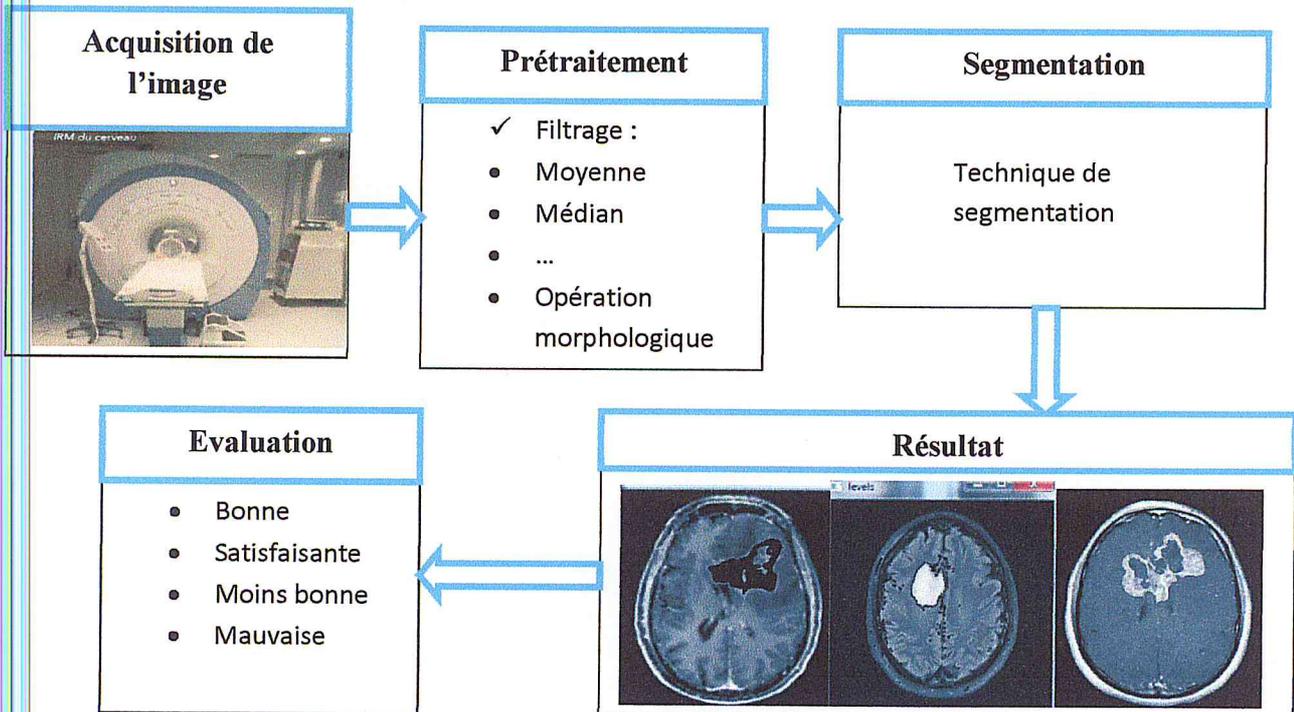


Figure III.1 : Système globale.

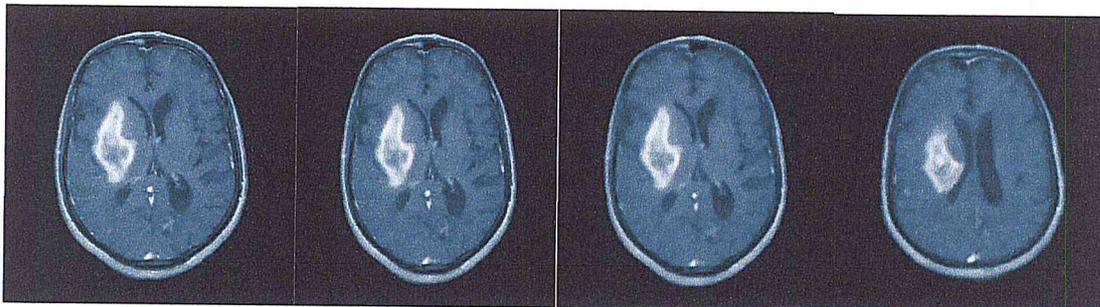
I.1 Justification des choix

Comme nous l'avons déjà mentionné dans le chapitre II, il existe plusieurs approches de segmentation d'images, chacune agit de manière différente et utilise des paramètres différents. En outre, chaque méthode ayant ses avantages et ses limites d'utilisation selon le problème à résoudre. D'où le choix d'une méthode qu'une autre est assez ardu, ce qui nous a poussé à choisir les trois méthodes les plus utilisées et les plus avantageuses dans leurs approches, où chacune appartient à une approche différente de l'autre.

- La première méthode « croissance région amélioré » : les deux approches « contours » et « région » sont utilisées.
- La deuxième méthode « level sets » appartient à l'approche forme .
- La troisième méthode « lignes des partage des eaux LPE » appartient à l'approche structurelle .

II. Prétraitement

II.1 Filtrage



a. image originale b. filtrage médian c. filtrage moyenne d. filtrage gaussien

Figure III.2: Le filtre moyen et le filtre médian et filtrage gaussien.

De fait que le filtre moyen élimine certains contours contrairement au filtre médian, nous allons utiliser le filtre médian pour la méthode croissance des régions et LPE. De l'autre côté le filtre de gauss permet de faire un lissage de la région d'intérêt ce filtre sera utilisé avec la méthode level sets.

III. Processus de localisation

Dans cette partie, nous allons appliquer un ensemble d'opérations afin de localiser la tumeur, Avec le processus de location il n'aura plus d'interaction de l'utilisateur dans les trois méthodes, il sert à automatiser les trois méthodes par la suite.

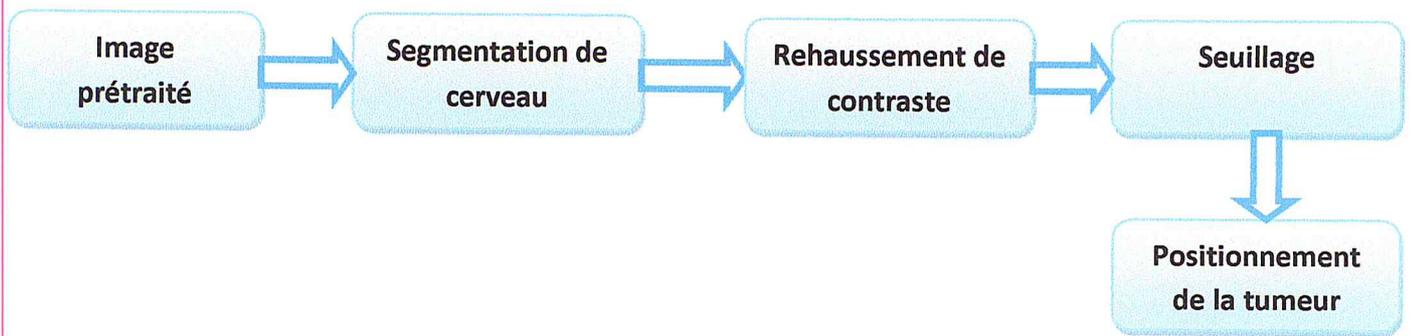


Figure III.3 : Processus de localisation.

- Le processus de localisation est commun entre les trois méthodes.

III.1 Segmentation de cerveau

- **Objectif :** Le but de cette première partie est d'isoler le cerveau des images (IRM). Il s'agit donc d'éliminer toutes les parties qui n'ont pas d'intérêt pour l'analyse par les médecins.

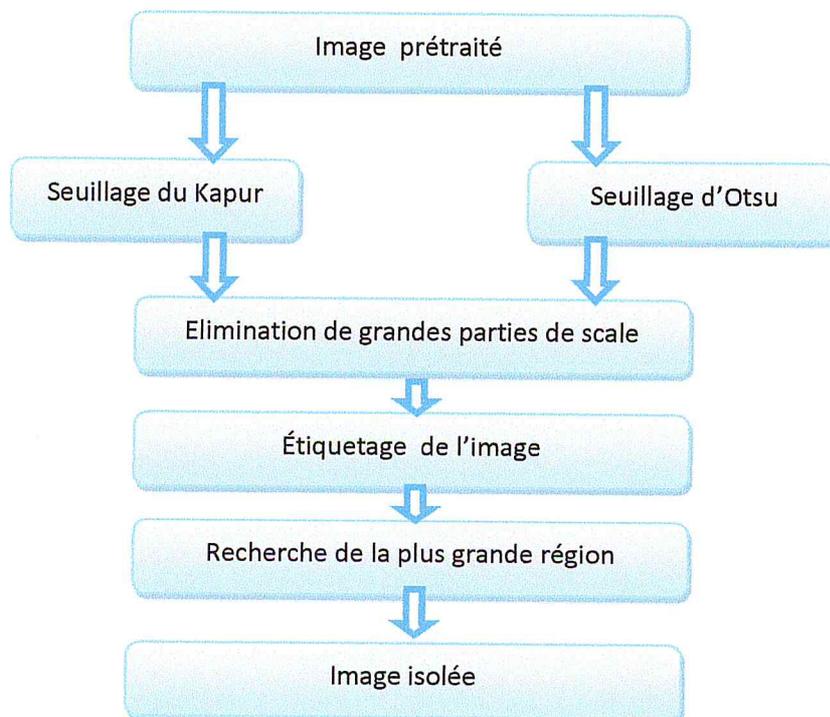


Figure III.4 : Algorithme adoptée pour segmentation de cerveau.

III.1.1 Seuillage

Cette étape aura lieu après un filtrage médian, pour but d'éliminer la plus part des objets indésirables et isoler les composantes du cerveau. Nous avons fait au premier temps un seuillage inverse d'Otsu et un seuillage de Kapur :

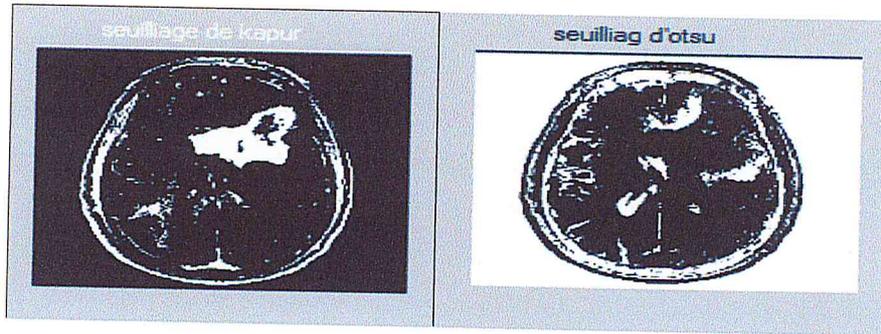


Figure III.5: gauche: Seuillage de Kapur. droite :Seuillage inverse d'Otsu.

- le seuillage avec la méthode de Kapur sert à extraire la tumeur avec le scale dans la classe des objets, contrairement au seuillage d'Otsu qui extrait toutes les composantes du cerveau dans la classe des objets avec une petite séparation du cerveau.

Nous allons utiliser les deux techniques pour la segmentation du cerveau à travers la somme des deux images pour l'élimination de la plus part des objets indésirables. Le résultat est illustré dans la figure suivante :



Figure III.6:Le résultat de la somme

Cette opération élimine la majorité des objets mais non pas la totalité, en effet nous allons utiliser les opérateurs morphologiques pour les éliminer.

III.1.2 Erosion morphologique

- permet d'éliminer les petits objets, le résultat de l'application de cette opération est illustré dans la figure suivante :



Figure III.7: Erosion morphologique.

III.1.3 Dilatation Morphologique

- la dilatation morphologique est pour but de minimiser le nombre des régions connexes et le remplissage des vides.

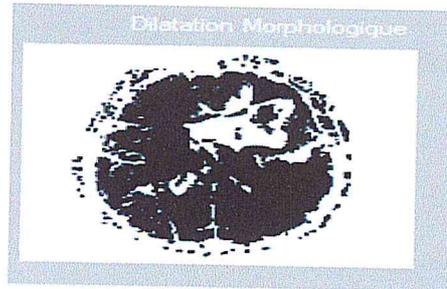


Figure III.8: Dilatation morphologique.

III.1.4 Étiquetage de L'image

Étiquetage de L'image aide à l'identification des composantes connexes de l'image (binaire), cet algorithme consiste à assigner une étiquette différente aux ensembles de pixels connectés entre eux. Après avoir étiqueter les régions, nous pouvons choisir celle qui correspond à l'objet recherché. La région recherchée est celle qui possède le plus grand nombre de pixels.



Figure III.9: Etiquetage de l'image.

III.1.5. Rechercher l'objet d'intérêt

Dans cette étape on cherche juste la région qui possède le plus grande nombre des pixels .

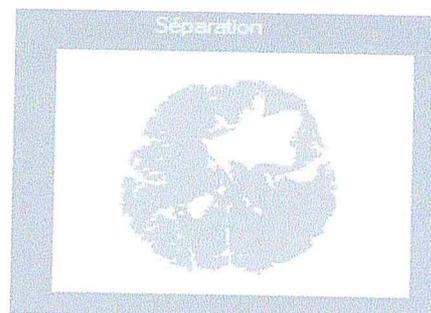


Figure III.10: Recherche de la région d'intérêt.

III.1.6 Finalisation

Après la détection de la plus grande région connexe, nous faisons une projection sur l'image afin d'obtenir une image isolée « sans scale ».

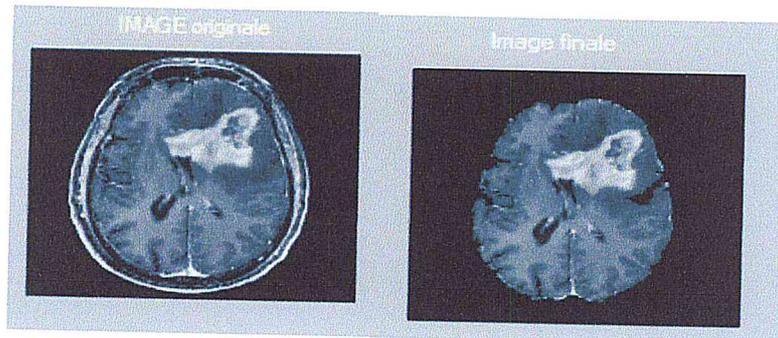


Figure III.11: Image originale Figure III.12: Image finale

III.2 Rehaussement de contraste

Le rehaussement de contraste se fait pour mettre en évidence toutes les régions de hautes fréquences, afin que toutes les régions susceptibles soient des tumeurs. Cependant un filtre passe-haut est utilisé pour traiter l'image.

Comme son nom l'indique, le filtre passe-haut a tendance à retenir l'information à haute fréquence dans une image tout en réduisant les informations de basse fréquence.

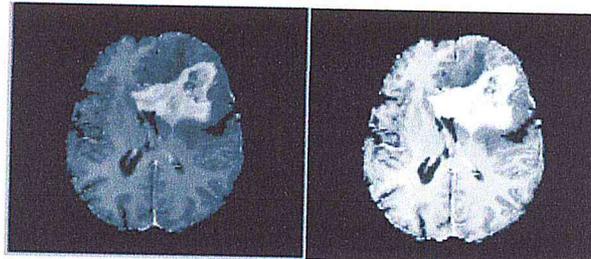


Figure III.13: gauche : Image originale. Droite: Image rehaussée.

III.3 Seuillage de kapur

Une fois que l'acte de segmentation de cerveau et rehaussement de contraste se termine, l'étape la plus importante dans le processus de prétraitement est la « binarisation ».

Nous allons utiliser un seuillage avec la méthode Kapur pour extraire un masque de la tumeur



Figure III.14: Seuillage de Kapur.

III.4 Positionnement de la tumeur

Le seuillage avec la méthode de Kapur sur une image rehaussée donne la tumeur dans la classe des objets, mais le problème c'est que d'autres objets apparaissent avec la tumeur, pour ceci, nous allons les éliminer par le comptage des pixels dans chaque région connexe et nous garderons la plus grande région qui est la tumeur elle-même.

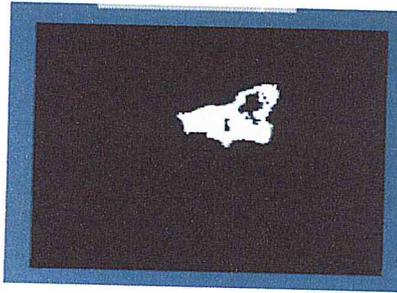


Figure III.15 : Masque de la tumeur.

IV. Segmentation

L'objectif de notre travail est de réaliser une segmentation efficace et automatique. Dans ce contexte, la segmentation s'effectue après le filtrage et l'application de processus de localisation qui sert à trouver un masque de la tumeur afin d'éliminer l'interaction de l'utilisateur, les trois méthodes proposées utilisent le processus de localisation pour l'initialisation.

Nous commençons à décrire les trois méthodes de segmentation. La première méthode « croissance des régions » qui appartient à l'approche région.

IV.1 Croissance région (amélioré).

Les deux inconvénients majeurs de la méthode « region rowing traditionnelle » sont ; le choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité. Dans notre travail nous allons développer un processus qui améliore la méthode et limite les inconvénients :

➤ Le choix des points de départ est la partie critique de l'algorithme. En effet, l'étape de croissance va utiliser une mesure de similarité pour choisir les pixels agglomérer. Si le point de départ est situé dans une zone non homogène, la mesure de similarité va produire de fortes variations et la croissance va s'arrêter très tôt. Par conséquent, il convient de choisir les points de départs dans des zones les plus homogènes possibles.

➤ L'étape de croissance est pour objectif de faire grossir une région en agglomérant des pixels voisins. Les pixels sont choisis afin de maintenir l'homogénéité de la région. Pour cela, nous devons définir un critère d'homogénéité. Les pixels voisins sont ajoutés à la région si le critère d'homogénéité reste vrai. La croissance s'arrête lorsqu'on ne peut plus ajouter de pixels sans briser l'homogénéité. un mauvais critère peut donner qu'une partie de la région ou il donne une partie plus grande que la région (sur_segmentation), (over_segmentation).

IV.1.1 Solution proposé

Pour résoudre les deux problèmes cités nous proposons un processus pour une segmentation efficace.

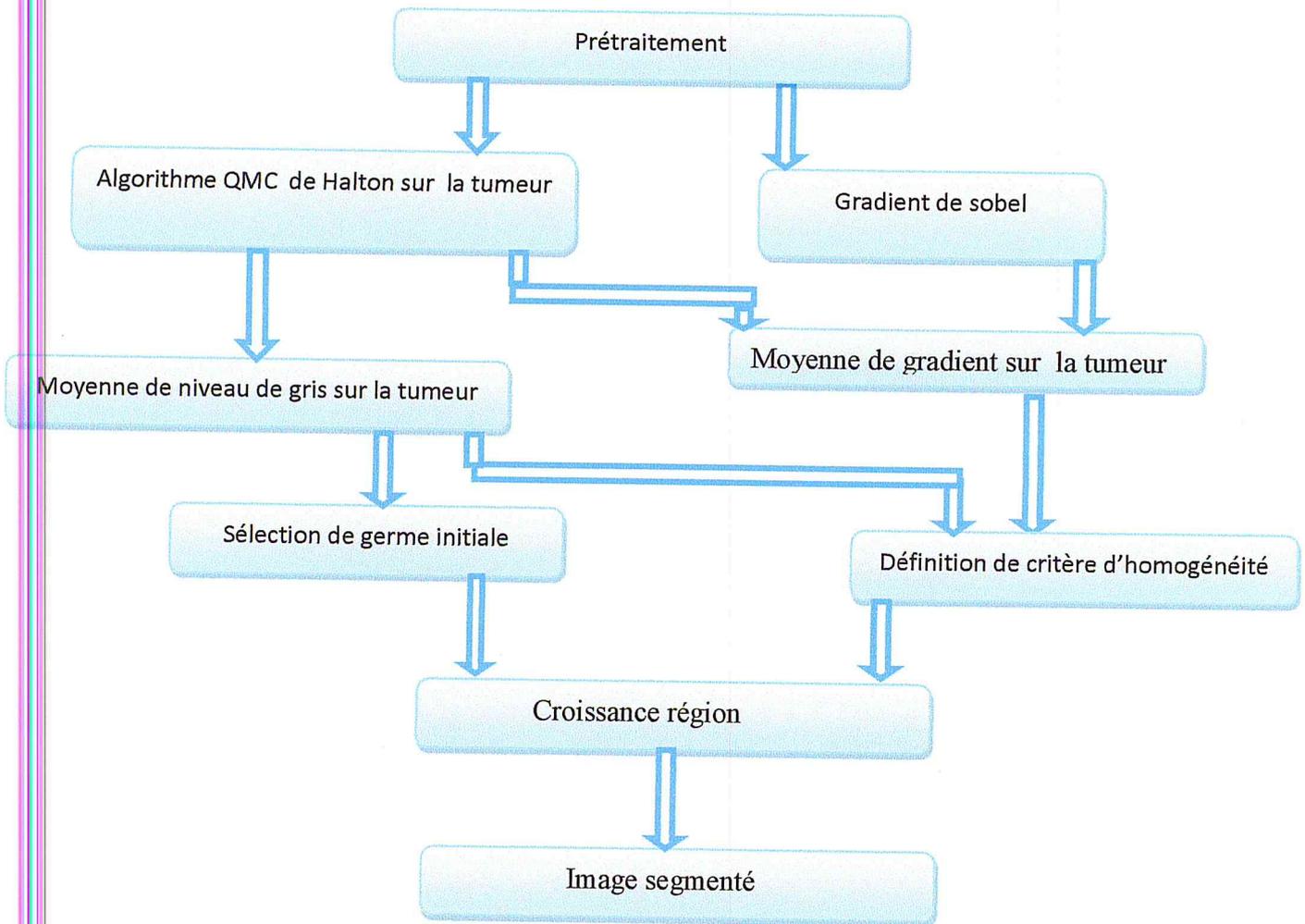


Figure III.16 : Processus adopté pour région growing amélioré.

A. Méthode :

Le processus proposé se base sur la limitation des inconvénients de la méthode croissance région traditionnelle.

Concernant le choix de germe, notre solution consiste à chercher un germe dans la région d'intérêt qui est proche de la moyenne de cette région. L'appartenance de germe à la région est garantie par le processus de localisation.

Le choix d'un germe proche de la moyenne de la région est réalisé par les méthodes quasi_monté carlo qui estiment la moyenne de la région d'intérêt.

Pour le critère d'homogénéité, nous avons choisis un critère qui dépend aux moyennes de niveau de gris et de gradient de la région d'intérêt.

IV.1.2 Croissance région et QMC**A. Quasi monté Carlo QMC**

Les méthodes monté Carlo sont utilisées pour la distribution uniforme des points en plan, dont l'objectif est de bien remplir l'espace. Pour utiliser une méthode de Monte-Carlo on doit tout d'abord mettre sous la forme d'une espérance la quantité que l'on cherche à calculer.

A l'issu de cette étape, nous devons évaluer une quantité de la forme $E(X)$, c'est à dire l'espérance de la variable aléatoire X . [40].

On approxime alors $E(X)$ par : $E(X) \approx \frac{1}{N}(X_1 + \dots + X_N)$. (III.1)

En cas du calcul d'une variable aléatoire continue on cherche à calculer :

$$\int_0^1 f(U_1, \dots, U_d) du_1 \dots, du_d \quad \text{(III.2)}$$

Où X est une variable aléatoire à valeur dans R de loi f , U_1, \dots, U_d sont des réalisations de la loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$.

Mise sous forme d'espérance : on pose $X = f(U_1, \dots, U_d)$, alors $E(X) = E(f(U_1, \dots, U_d)) = I$

Pour cela, il convient de savoir simuler une variable aléatoire selon la loi de X . On dispose alors d'une suite $(X_i)_{1 \leq i \leq N}$ de N réalisations de la variable aléatoire X .

Simulation de la variable aléatoire : on suppose que l'on dispose d'une suite $(U_i)_{i \geq 1}$ de réalisations de la loi uniforme sur $[0, 1]$. On pose alors $X_1 = f(U_1, \dots, U_d)$, $X_2 = f(U_{d+1}, \dots, U_{2d})$, etc. Alors les (X_i) sont des réalisations de la variable aléatoire X et

$$I \approx \frac{1}{N}(X_1 + \dots + X_N) \quad \text{(III.3)}$$

Les méthodes de quasi Monte-Carlo approchent cette intégrale par :

$$\int_0^1 f(u)du \approx n^{-1} \sum_{i=1}^n f(x_i) \quad (\text{III.4})$$

Ou x_1, \dots, x_n sont des points de l'hypercube $[0,1[$ choisis de façon appropriées (suyvant un algorithme déterministe).

L'avantage de cette technique est qu'elle permet de travailler en petite dimension et de profiter de la vitesse de convergence des suites à discrédance faible [40].

A.1 Suite de Halton

- Les suites de Halton sont la version en dimension $d \geq 1$ des suites de Van Der Corput (utilise la même base), L'idée pour générer les suites de Halton consiste à utiliser une base différente pour chaque dimension [41].

Définition de suite de Halton:

Une suite de Halton $H_{b_1, \dots, b_d} = \{x^0, x^1, \dots, x^{n-1}\}$ en base b_1, \dots, b_d est définie par :

$$x_i = (\phi_{b_1}(i), \dots, \phi_{b_d}(i)) \in [0,1].$$

Où b_1, \dots, b_d sont des entiers positifs premiers entre eux deux à deux.

- Ces suites ont l'avantage d'être faciles à implémenter et d'avoir un temps d'exécution très faible.

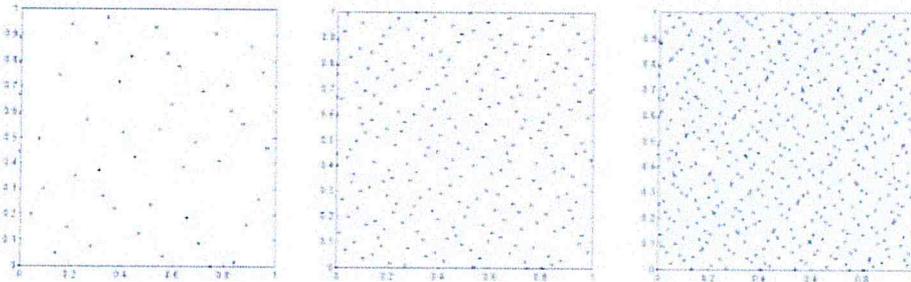


Figure 17. (De la gauche vers la droite) Les 50, 250 et 500 premiers points d'une suite de Halton en bases 2.

B. Croissance région amélioré

Après l'opération de prétraitement qui sert à l'amélioration de la qualité de l'image, et le positionnement de la tumeur, on va utiliser une méthode quasi_Monté Carlo pour la génération des points uniformément répartis sur la tumeur, en choisissant l'algorithme de

Halton avec la base 2 et la base 3 pour la génération de ces derniers, car il est facile à implémenter et a un temps d'exécution très faible.

Les suites de Halton sont générées sur la zone d'interet detecté :

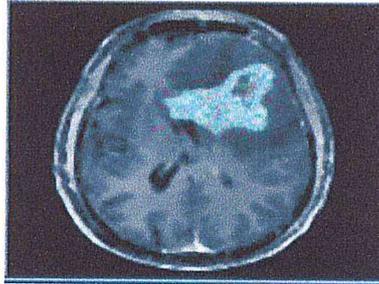


Figure III.18: Suite de Halton sur la région 400 points.

Les points sont utilisés pour calculer la moyenne des niveaux de gris sur la région :

$$G_{moy} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n G_i \quad [42]. \quad (III.5)$$

Où « n » est le nombre des points sur la région, G_i est le niveau de gris d'un pixel i

Le point qui vitrifie $\text{Min} (|G_i - G_{moy}|)$ sélectionné comme un germe initial.

Le critère d'homogénéité est un paramètre très important pour une bonne segmentation, le gradient de Sobel est utilisé pour définir ce critère.

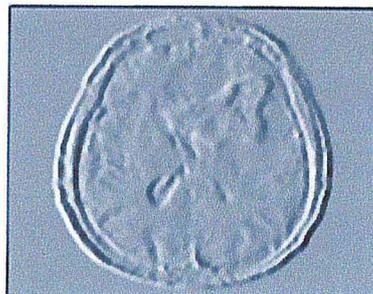


Figure III.19 : opérateur de Sorel.

Cette image est utilisée pour calculer la moyenne des gradients des points qui correspondent à la séquence de Halton.

$$\nabla T = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n T_i \quad [42]. \quad (III.6)$$

Où « n » est le nombre des points sur la région, T_i est le Gradient d'un pixel i .

Si le niveau de gris G_i d'un pixel vitrifie le critère, il est ajouté dans la région, sinon il est éliminé.

$$g_{moy} - a\nabla T < G_i < g_{moy} + b\nabla T \quad [42]. \quad (III.7)$$

Où « a » et « b » sont des réels positifs.

Les résultats de la segmentation avec la méthode croissance région amélioré avec $a=0.2$ et $b=0.7$ sont illustrés dans la figure suivante :

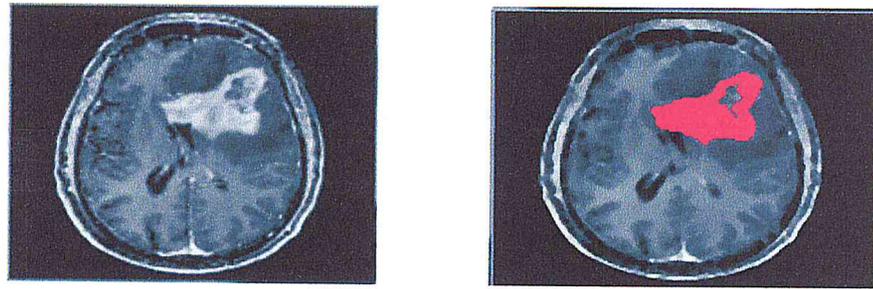


Figure III.20 : image originale, image segmenté avec croissance région amélioré.

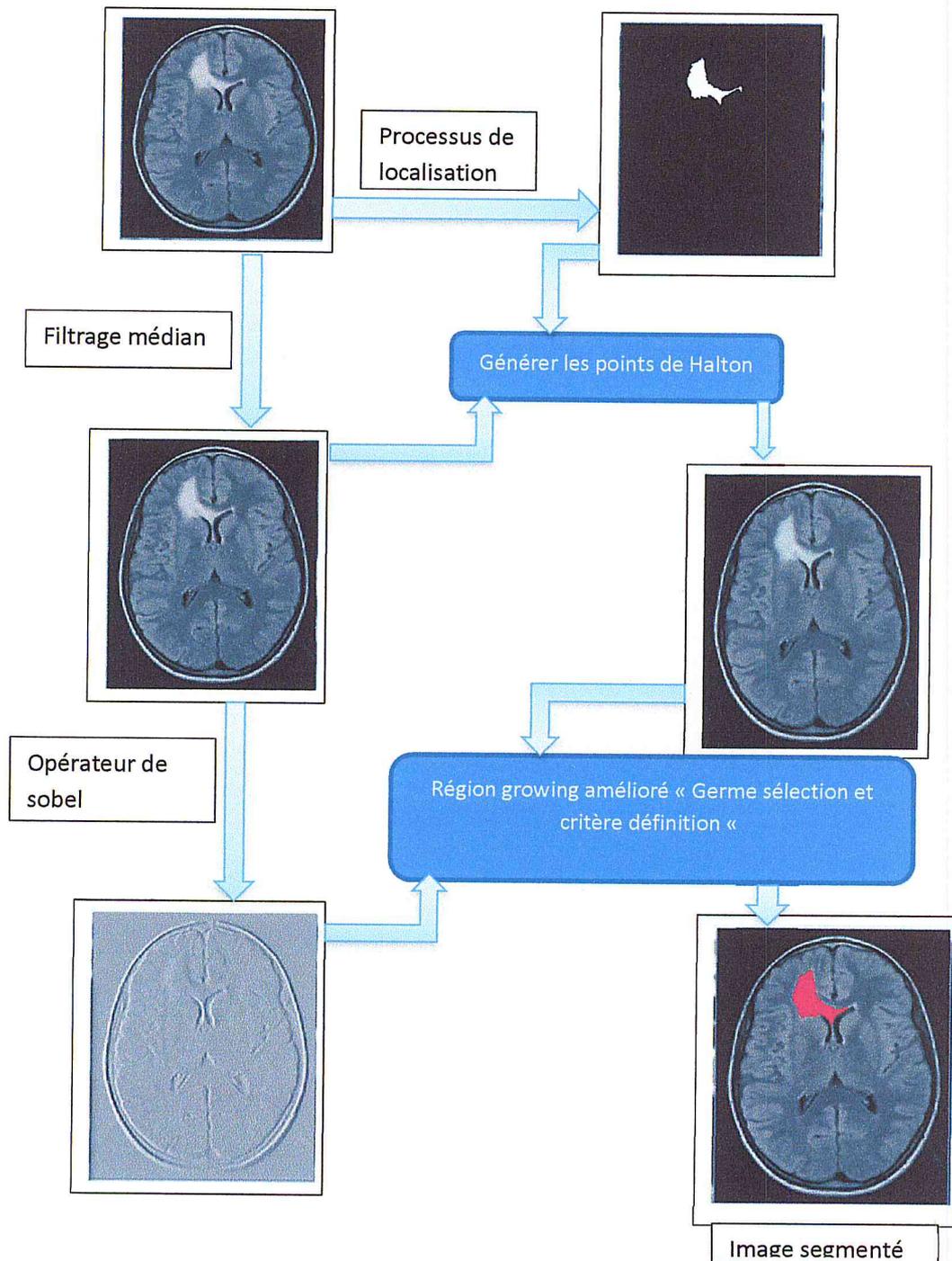


Figure III.21 : segmentation de la tumeur avec croissance région amélioré.

Nous remarquons que les choix du germe initial et la définition de critère d'homogénéité ont été bien définis, c'est pour cela que le résultat de la segmentation a été très satisfaisant.

Une fois que la segmentation d'images est entamée par la méthode de croissance de régions, nous passons à un autre procédé de segmentation qui appartient à une différente famille de méthodes de segmentation basées sur la forme de l'objet à segmenter.

Cette méthode s'appelle : ensemble des niveaux « Level sets ».

IV.2 Level sets

Après avoir décrit l'approche théorique de l'algorithme de segmentation des images par l'ensemble des niveaux cités au chapitre II, nous tenons compte à l'étape de mise en œuvre de cette méthode. Nous allons suivre ce processus :

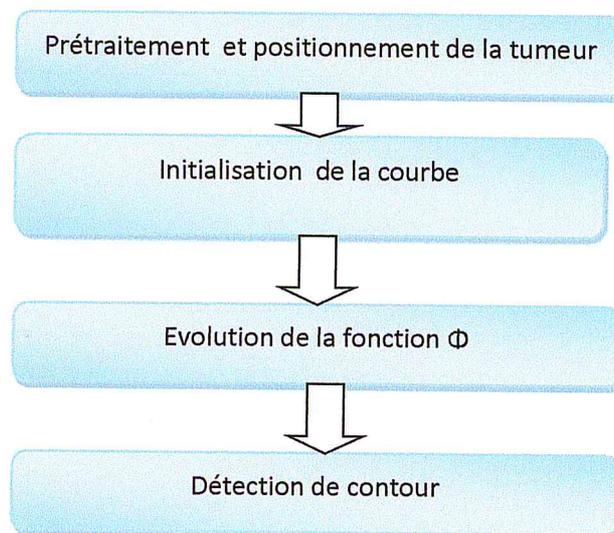


Figure III.22 : processus adopté pour la segmentation avec level sets.

Dans ce processus étape, Le processus de détection de contours par la méthode de Level set est divisé en trois étapes :

- Prétraitement. Nous avons utilisé un filtrage gaussien.
- l'initialisation de la courbe.
- Evolution de la courbe.

IV.2.1 Initialisation.

Dans ce processus, nous avons éliminé l'initialisation manuelle du contour et nous l'avons remplacé par le processus de localisation.

- L'initialisation c'est une étape fondamentale pour le démarrage du processus de segmentation, pour cela il faut bien choisir la position de la courbe initiale, soit à l'intérieur de l'objet d'intérêt ou l'inverse. Car cette opération influe beaucoup sur le résultat final de la segmentation.
- Pour positionner la courbe initiale sur la tumeur on doit d'abord localiser ce dernier, après le processus de localisation on aura la position de la tumeur. Ensuite nous allons créer la courbe initiale $C(t)$ sous forme d'un cercle à l'intérieur de la tumeur.

Après le positionnement de contour initiale on doit calculer $\Phi(x, y, 0)$ suivant ce algorithme :

Algorithme Init Φ :

```

Entrées : une matrice  $\Phi$ , entiers  $x, y, R$  ; { $R$  le rayon de
cercle initiale,  $(x, y)$  le centre}
Début :
Pour  $i=0$  à lignes( $\Phi$ ) faire
    Pour  $j=0$  à colonnes( $\Phi$ ) faire
        Res=distance  $((x, y), (i, j)) - R$  ;
        Si (res=0) alors  $\Phi[i][j]=0$  ;
        Sinon si (res>0) alors  $\Phi[i][j]=-res$  ;
        Sinon  $\Phi[i][j]=res$  ;
    finsi
fait
fait
Fin
    
```

❖ La fonction de distance par rapport à un cercle est calculée comme suit :

$$\text{distance } ((x, y), (i, j)) = \sqrt{(i - x)^2 + (j - y)^2}. \quad (\text{III.8})$$

- L'Initialisation est montrée dans la figure suivante :

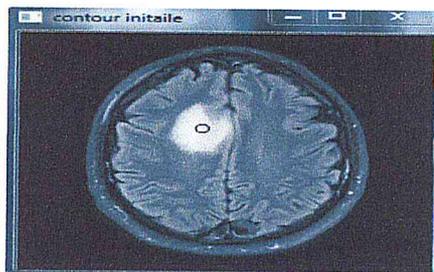


Figure III.23 : initialisation de la courbe initiale.

IV.2.2 Evolution de la courbe initiale

Il faut choisir une fonction de vitesse pour simuler l'évolution de la courbe $C(t)$.

A. modèle de Chan & Vese:

Nous avons choisi la fonction de vitesse de Chan & Vese car celui-ci est un modèle de segmentation d'images basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah. En effet, qualifié de « modèle sans frontières (model without edges) », le modèle de Chan et Vese peut être appliqué sur des images avec des frontières non définies par le gradient. Ce modèle étant basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah qui est formulée à l'aide d'une équation aux dérivées partielles dont la résolution consomme un temps de calcul appréciable. Pour réduire ce temps, Chan et Vese permet d'éviter de passer par la résolution de l'équation aux dérivées partielles pour élaborer des algorithmes de segmentation plus rapides [34].

Pour pouvoir appliquer l'équation d'évolution de Chan & Vese (II.65) il faut définir tous les termes qui forment cette équation tels que :

La longueur : équation (II.67)

La surface : équation (II.68)

Le c_1 et le c_2 : la valeur moyenne des pixels à l'intérieur et l'extérieur de Φ .

L'algorithme d'évolution de la fonction Φ :

Algorithme évoluer Phi:

```

Entrées  Matrice  $\Phi_{\text{nouveaux}}$ , Matrice  $\Phi_{\text{ancien}}$ , Matrice
intensité, réel  $\lambda_{d1}, \lambda_{d2}, u, v, dt$ .
Début :
Pour  $i=0$  à lignes( $\Phi_{\text{ancien}}$ ) faire
Pour  $j=0$  à colonnes( $\Phi_{\text{ancien}}$ ) faire
     $L = \text{longueur}(\Phi_{\text{ancien}})$  ;
     $S = \text{surface}(\Phi_{\text{ancien}})$  ;
     $C_1 = FC_1(\Phi_{\text{ancien}}, \text{intensité})$  ;
     $C_2 = FC_2(\Phi_{\text{ancien}}, \text{intensité})$  ;
Mise à jour de  $\Phi_{\text{nouveaux}}$ ;
fait
fait
Fin

```

- Nous allons évoluer la fonction Φ à travers l'algorithme précédent pour un nombre d'itérations fixe. Donc, La fonction distance Φ est mise à jour à chaque itération.

Lors de la mise à jour et d'un Pixel à un autre, on peut passer d'une valeur positive à une valeur négative sans rencontrer la valeur nulle.

En prenant uniquement les pixels tels que $\Phi(i,j)=0$ pour détecter le contour final, on risque de rencontrer une discontinuité du contour $C(t)$.

IV.2.3 Détection de contour :

❖ Solution :

On considère qu'un pixel P appartient au contour si on observe un changement de signe entre la valeur de Φ en P et celles aux pixels appartenant au voisinage de P. Méthode de détection de front proposée par Malladi et Al [32]:

fonction isFront (Φ)

$\forall i, j \in \Phi$

si $((\max(\Phi(i, j), \Phi(i+1, j), \Phi(i, j+1), \Phi(i+1, j+1))) > 0$
 et
 $\min(\Phi(i, j), \Phi(i+1, j), \Phi(i, j+1), \Phi(i+1, j+1))) < 0$
 ou $\Phi(i, j) = 0$)

Alors

$P(i, j) \in C(t)$

Sinon

$P(i, j) \notin C(t)$

FinSi

FinPour

- Le résultat final de la segmentation est montré dans la figure suivante :

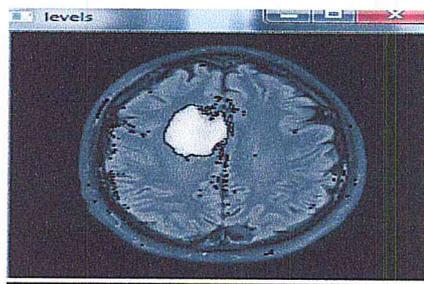


Figure III.24 : Résultat de segmentation avec level set avec 3 itérations et $dt=1, \lambda_1=1, \lambda_2=1, u=0, v=0.5$.

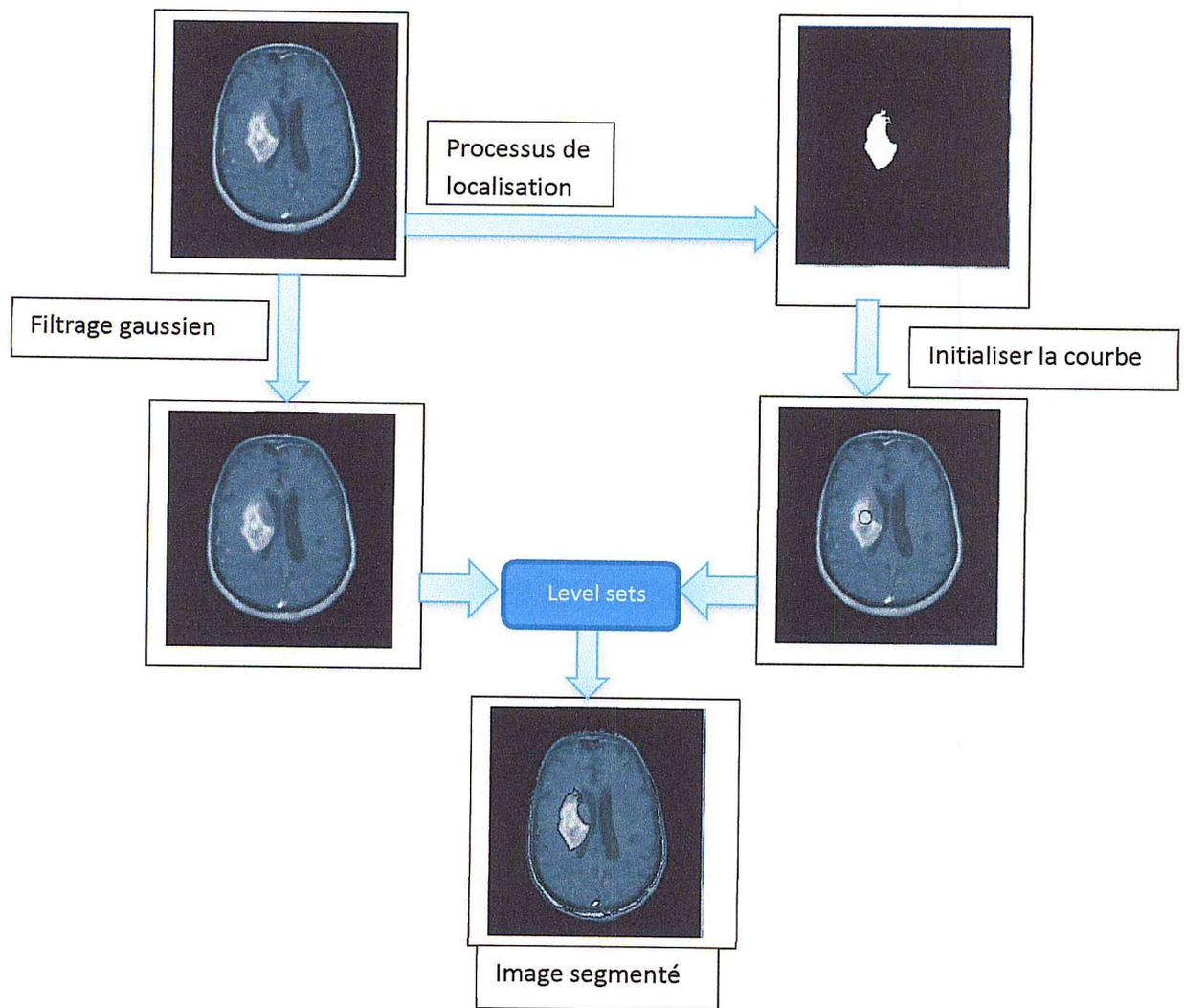


Figure III.25 : segmentation de la tumeur avec level sets .

IV.3 Lignes des partages des eaux LPE

Comme on a mentionné dans le chapitre 2, le problème avec la méthode ligne des partages des eaux est la sur-segmentation, on va donc utiliser des **marqueurs** qui vont déterminer des minima privilégiés à partir desquels la segmentation par LPE va s’effectuer. Il faut imposer les marqueurs sur les régions à segmenter. Une et une seule ligne de partage des eaux est présente entre chaque marqueur, et elle a tendance à se situer sur le contour des objets à segmenter.

IV.3.1 Définition de marqueurs

On entend par marqueur une ou plusieurs composante(s) connexe(s) permettant de localiser les régions devant être segmentées dans l’image.

Notons f_M l’image (binaire) des marqueurs définie comme suit :

$$f_M(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \in \text{marqueur} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

La segmentation par lignes de partage des eaux est très sensible au choix des marqueurs, il est donc nécessaire de bien choisir ces derniers [13].

➤ Exemples sur l'influence des marqueurs sur la LPE :

L'image de Lena est une image riche en détails et en difficultés pour la segmentation la faible différence de contraste du haut du chapeau, complexité des plumes. Néanmoins, Certaines de ces caractéristiques sont relativement faciles à extraire comme l'épaule par exemple. C'est une bonne image de test pour la segmentation [13].



Figure III.26: Image originale.



Figure III.27: gauche : Marqueur droite : b le résultat de LPE.



Figure III.28 : gauche : Marqueur droite : b le résultat de LPE.

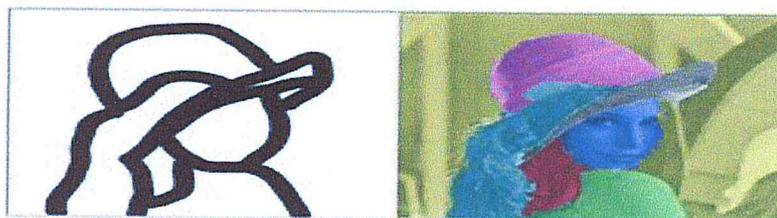


Figure III.29: LPE avec marqueurs manuel.

5.3.2 Application de LPE :

➤ le résultat de LPE dépend fortement des marqueurs choisis, donc on va suivre le processus suivant :

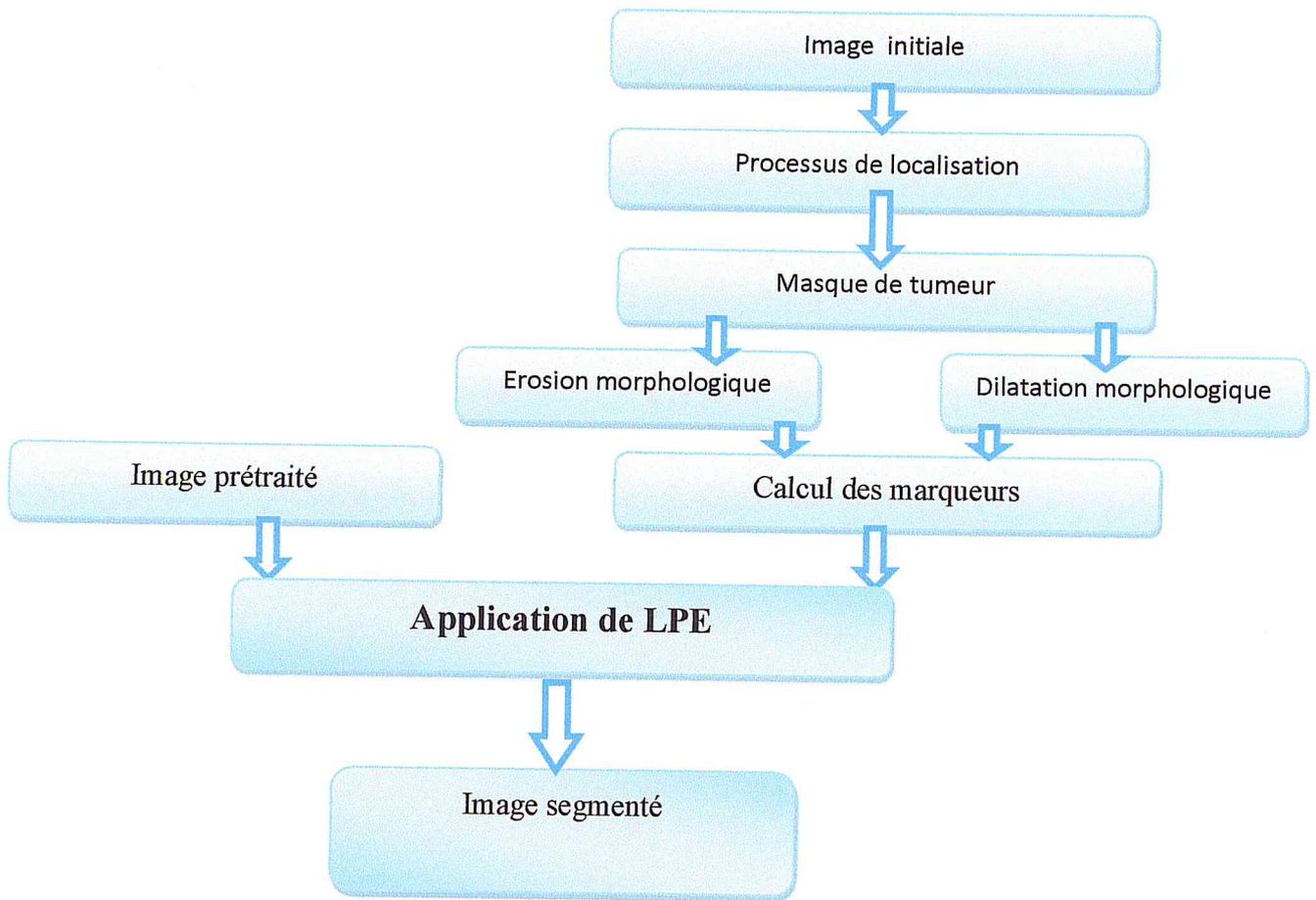


Figure III.30 : Méthodologie adoptée pour la segmentation LPE.

- La première étape est d'appliquer le processus de localisation afin d'avoir un masque de la tumeur.

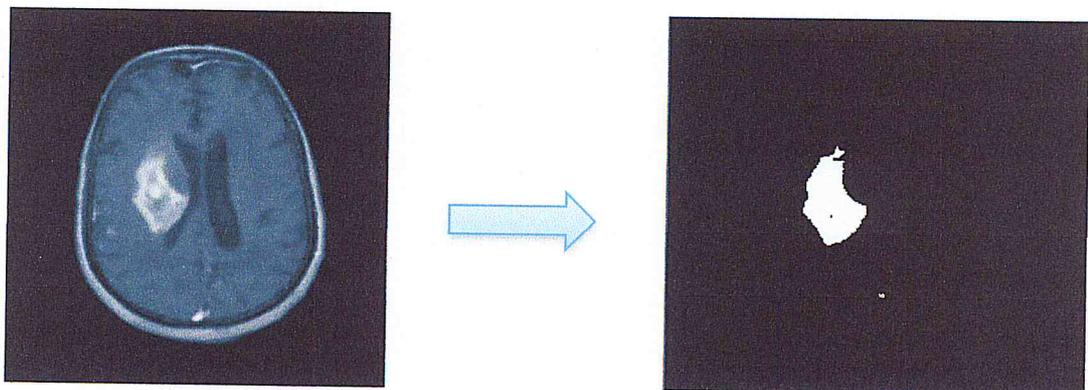


Figure III.31 : localisation de la tumeur.

- le calcul des marqueurs sur la tumeur est réalisé par l'utilisation des opérations morphologiques :

La première opération est l'érosion morphologique sur l'image résultat de processus de localisation, on aura une image I1, ensuite après l'inversement de l'image (le blanc devient noir et le noir devient blanc) l'opération de dilatation morphologique sera appliquée sur cette image et on aura une image I2 :

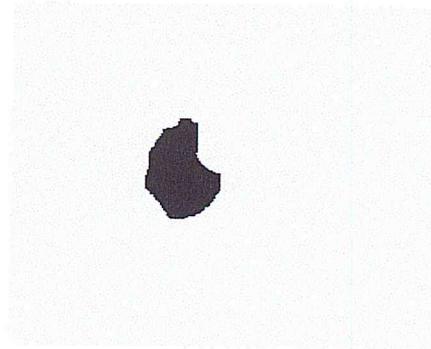
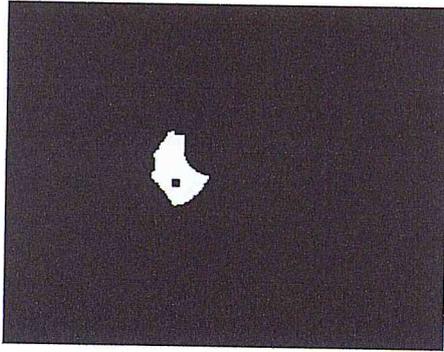


Figure III.32 : images érodé I1

dilatation de l'image I2

- L'étape suivante est le calcul des marqueurs à travers la somme des deux images I1 et I2.

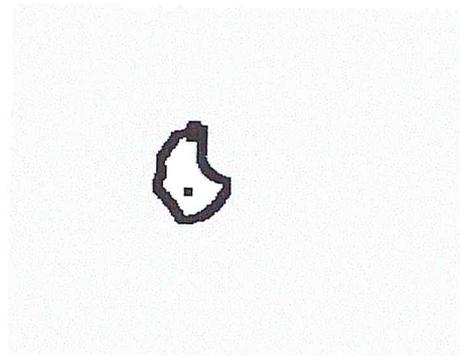


Figure III.33 : calcul des marqueurs

- La dernière étape est l'application de LPE sur l'image originale prétraitée et les marqueurs calculés :

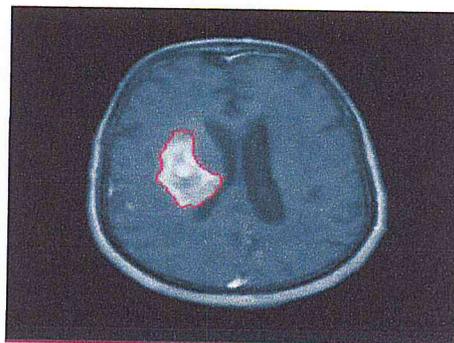


Figure III.34 : résultats finale.

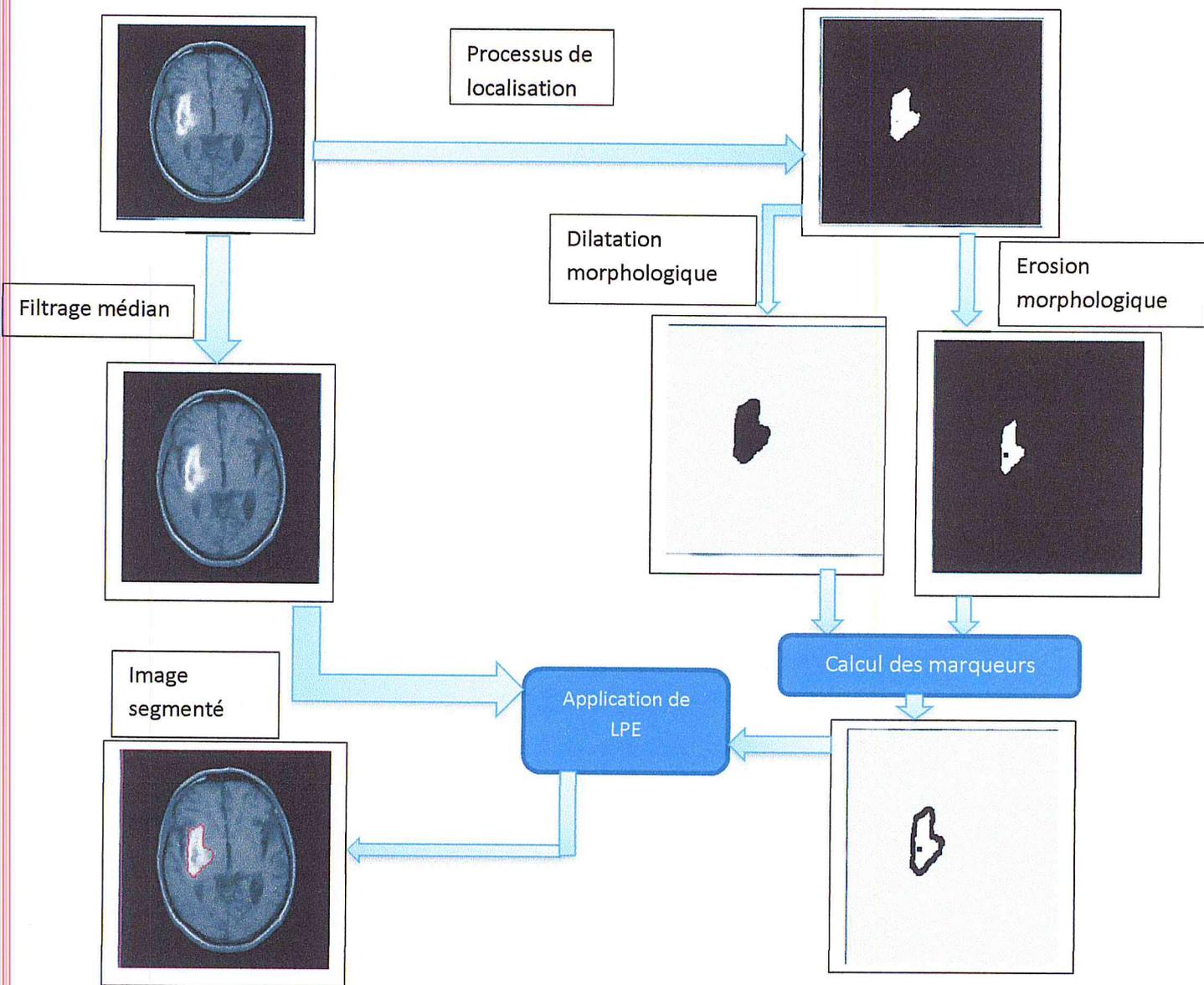


Figure III.35 : la segmentation de la tumeur avec lignes des partages des eaux .

La LPE est une technique puissante de segmentation, à partir du moment où l'étape préparatoire qui lui est associée est correctement effectuée. La segmentation finalement obtenue est en effet entièrement conditionnée par les marqueurs sélectionnés.

Conclusion

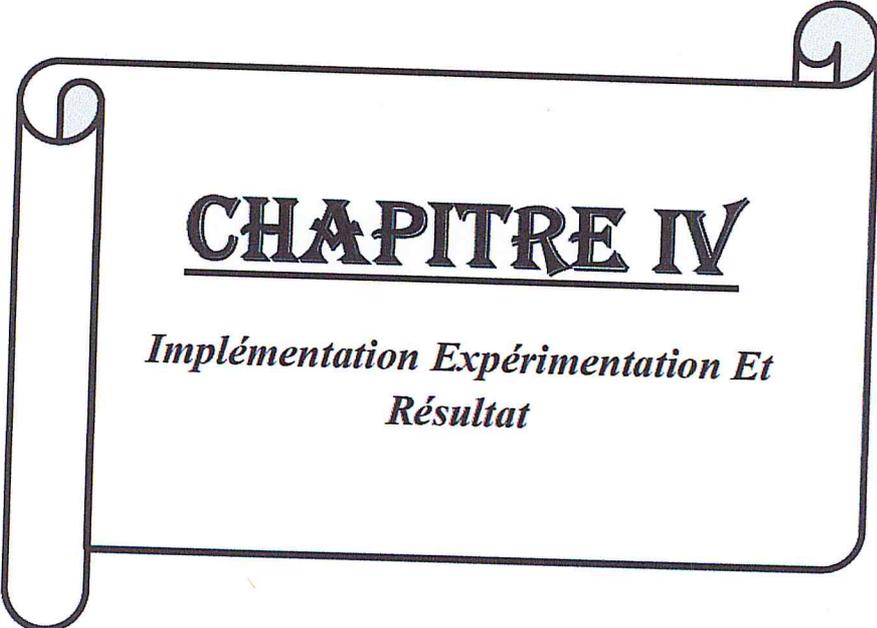
Dans ce chapitre nous avons présenté les principes du processus de prétraitement, dont on a montré le filtrage choisi, le rehaussement de l'image, et le processus de segmentation de cerveau (isolation) dont on a utilisé des opérations telles que « opérations morphologiques, seuillage automatique... », et la présentation des trois processus de segmentation choisis.

Dans le premier processus de segmentation nous avons vu l'amélioration de la méthode croissance région avec les méthodes quasi_Monté Carlo et spécifiquement l'algorithme de Halton et le gradient de Sobel ainsi que l'efficacité de cette amélioration.

Dans le deuxième processus de segmentation nous avons présenté la méthode LPE en plus la manière de choix des marqueurs pour une bonne segmentation.

Le troisième processus de segmentation a été consacré à la méthode level sets (la version « Chan Vase ») et le positionnement de contour initial.

Nous devons dans le prochain chapitre présenter l'interface réaliser et appliquer les critères d'évaluation sur chaque méthode.



CHAPITRE IV

*Implémentation Expérimentation Et
Résultat*

Introduction

Dans ce chapitre nous définissons les outils de développement adoptés et le langage de programmation utilisé, avec une présentation de notre implémentation logicielle de plus que les résultats de quelques tests appliqués, dont l'étude a été faite précédemment.

IV.1 Environnement de travail

IV.1.1 Matériel

Pour le développement de notre application, nous avons utilisé un microordinateur, menu essentiellement de :

- Intel Core i5 3632QM (2.20GHz)
- 4GB Memory 500GB HDD
- NVIDIA GeForce GT 720M
- 1600 x 900
- Windows 7 (64 bits)

IV.1.2 Langage

Le langage C++ est un langage très employé, il fait partie des langages les plus utilisés actuellement en raison de sa puissance et de sa rapidité. Le domaine du jeu vidéo par exemple l'emploie énormément pour ses performances et son adaptabilité, les navigateurs Web ou des logiciels de traitement de texte sont également développés dans ce langage [43].

OpenCV est une bibliothèque libre de vision par ordinateur. Cette bibliothèque est écrite en C et C++ et peut être utilisée sous Linux, Windows et Mac OS X. Des interfaces ont été développées pour Python, Ruby, Matlab et autre langage. Open CV est orienté vers des applications en temps réel, telles que La bibliothèque d'OpenCV contient près de 500 fonctions [43].

IV.2 - Données utilisé

Les images tests sont des images de la base de données BARTS Challenge 2014 elle contient des images de différentes modalités T1, T2. Les données découle de scanners IRM de différents fournisseurs et champ différent forces. Il comprend un contraste amélioré pondérée en T1 images, ainsi que des images pondérées en T2. Les images contiennent bas grades (LG) des hauts grades (HG) tumeurs.

IV.3 – Présentation de l'application

IV.3.1 Interface principale



Figure IV.1 : Interface principale.

o Description de l'interface :

La figure IV.1 représente l'interface de notre système pour le prétraitement et la segmentation des tumeurs cérébrales. L'interface contient 6 boutons et pour afficher les résultats il suffit d'exécuter le programme :

- **Le Bouton**  : Permet à l'utilisateur de lire une image de la base de test, figure IV.2.

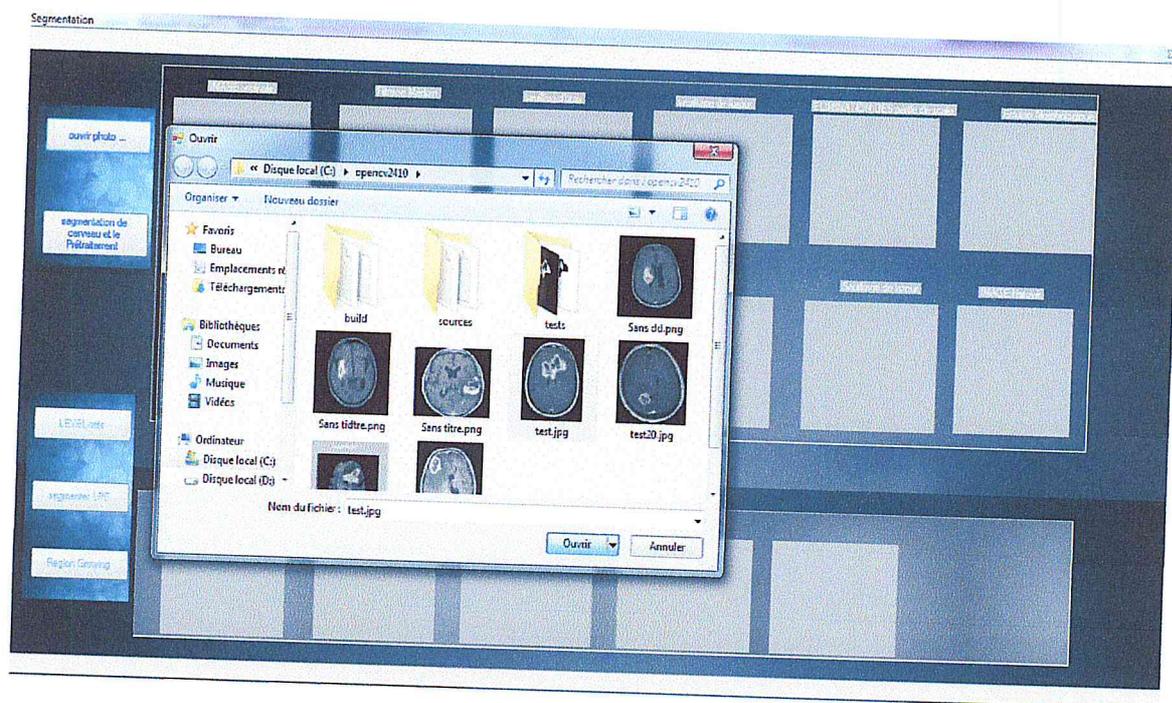


Figure IV.2 : lecture d'une image.

Le Bouton Prétraitement et segmentation de cerveau : Permet à l'utilisateur de faire les prétraitements et la segmentation de l'image du cerveau ainsi que, figure IV.3.

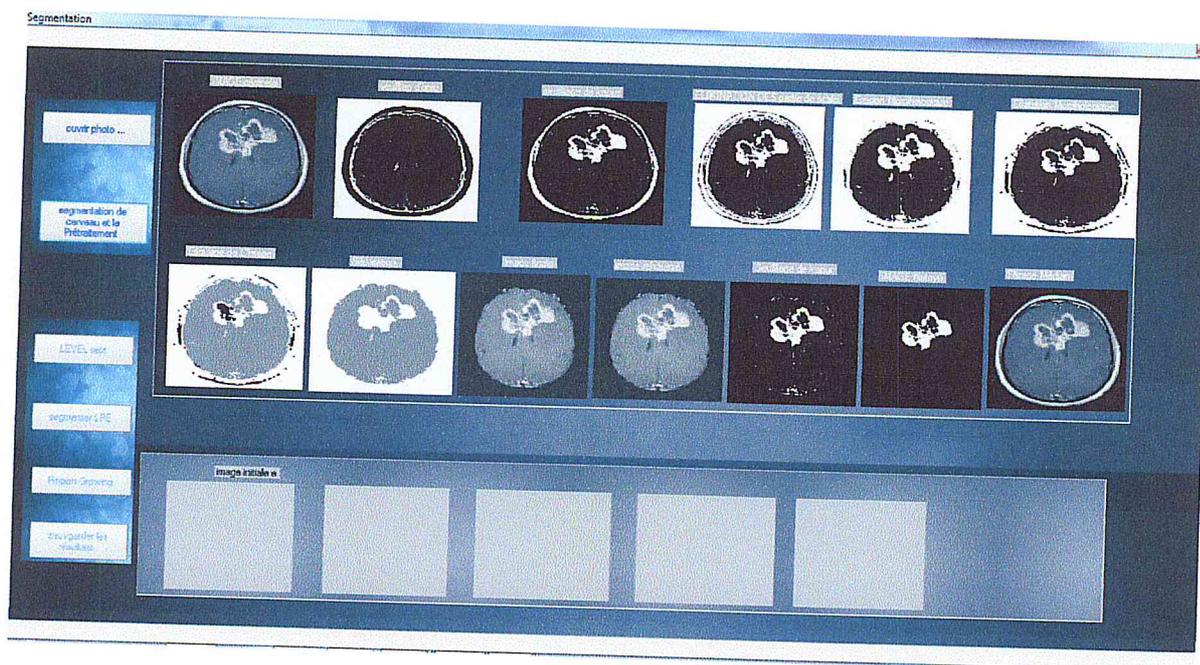


Figure IV.3 : prétraitements et segmentation de l'image du cerveau.

o Description

Ce bouton nous permet d'effectuée des traitements sur les images, elle lance le prétraitement ainsi que le processus de localisation de tumeur qui sert à l'initialisation des trois méthodes par la suite.

Le Bouton Segmentation LPE : Permet à l'utilisateur de lancer la segmentation de tumeur avec la méthode LPE ; Figure IV.4.

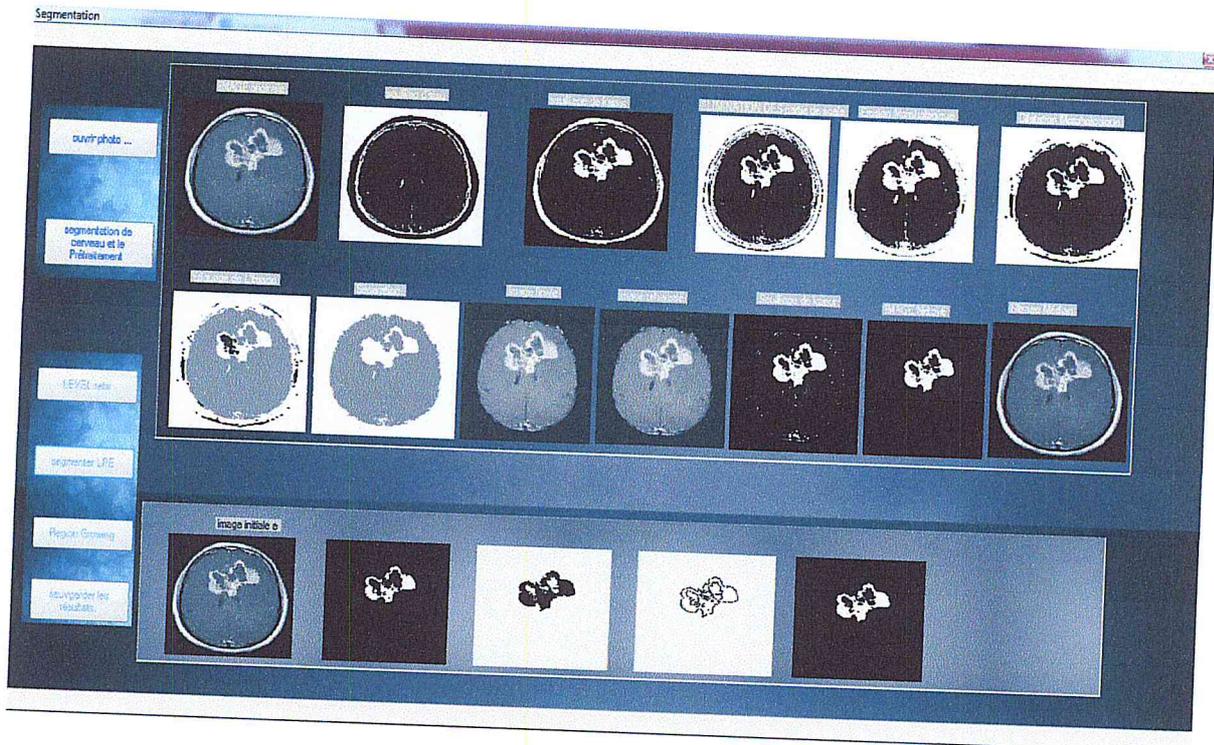


Figure IV.4 : segmentation par lignes des partages des eaux LPE.

o Description

Lors d'un clic sur ce bouton automatiquement le processus de lignes des partage des eaux va s'exécute, dans l'interface on va afficher les différentes étapes pour le calcul des marqueurs ainsi que la segmentation.

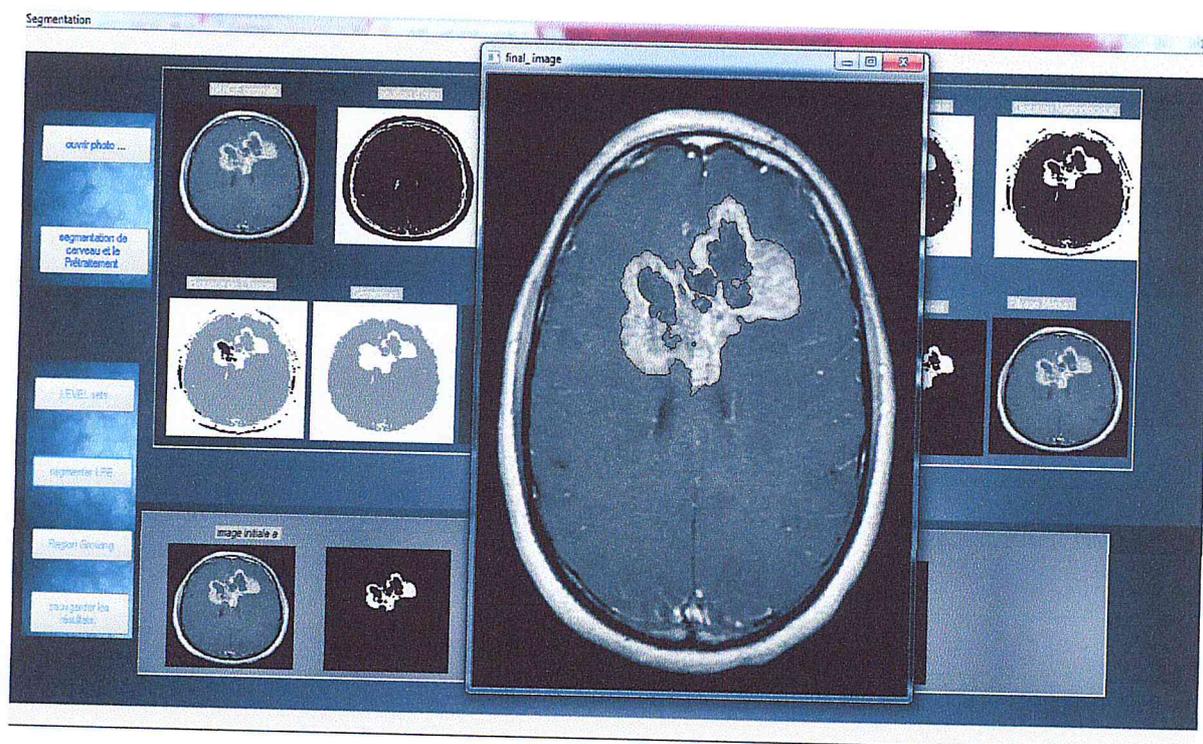


Figure IV.5 : segmentation par lignes des partages des eaux LPE (suite).

Le Bouton **Region Growing** : Permet à l'utilisateur de lancer la segmentation de tumeur avec la méthode région growing amélioré ; figure IV.6.



Figure IV.6 : Segmentation de tumeur avec région growing amélioré.

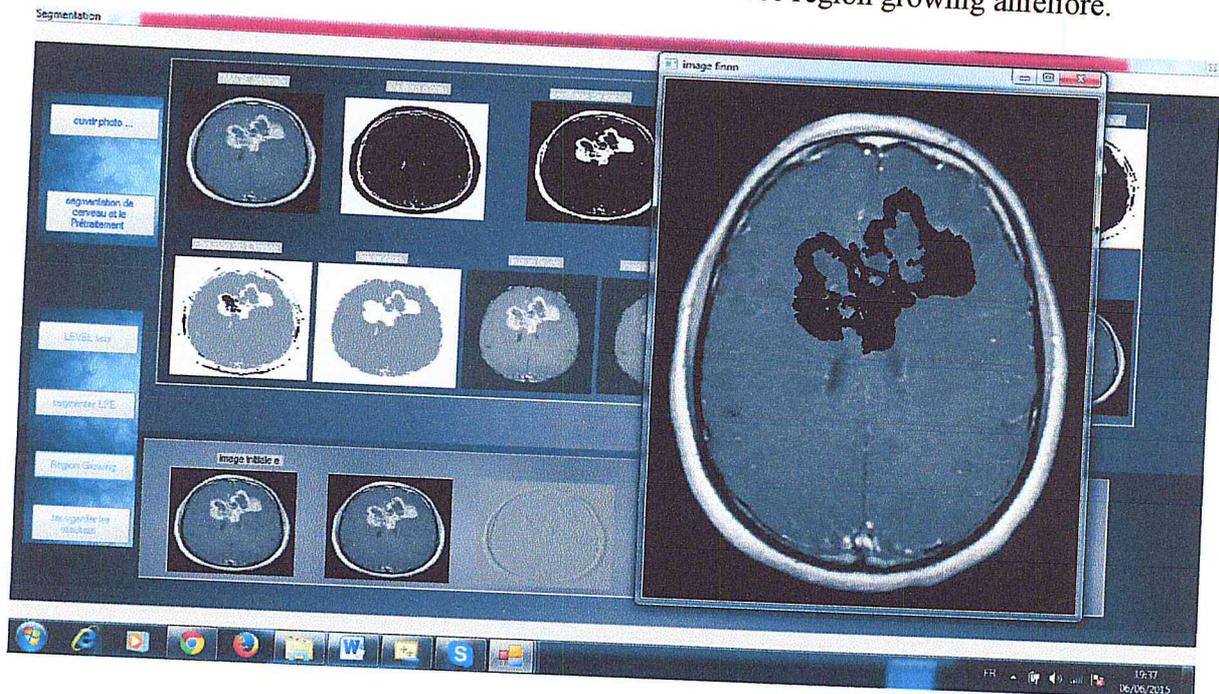


Figure IV.7 : Segmentation de tumeur avec growing amélioré (suite).

o Description

Ce bouton nous permet d'effectuer la segmentation de tumeur avec la méthode région growing amélioré, il lance le processus de segmentation avec tous ces étapes tel que le calcul de gradient et la génération des points avec l'algorithme de Halton et la technique de croissance des régions.

Le Bouton  : Permet à l'utilisateur de lancer la segmentation de tumeur avec la méthode level sets ; figures IV.8, IV.9.

o Description

Lors d'un clic un ensemble des opérations vont être déclenché et dans l'interface nous allons montrer tous ces phase, l'initialisation ainsi que le résultat d'évolution de courbe sont affiché.

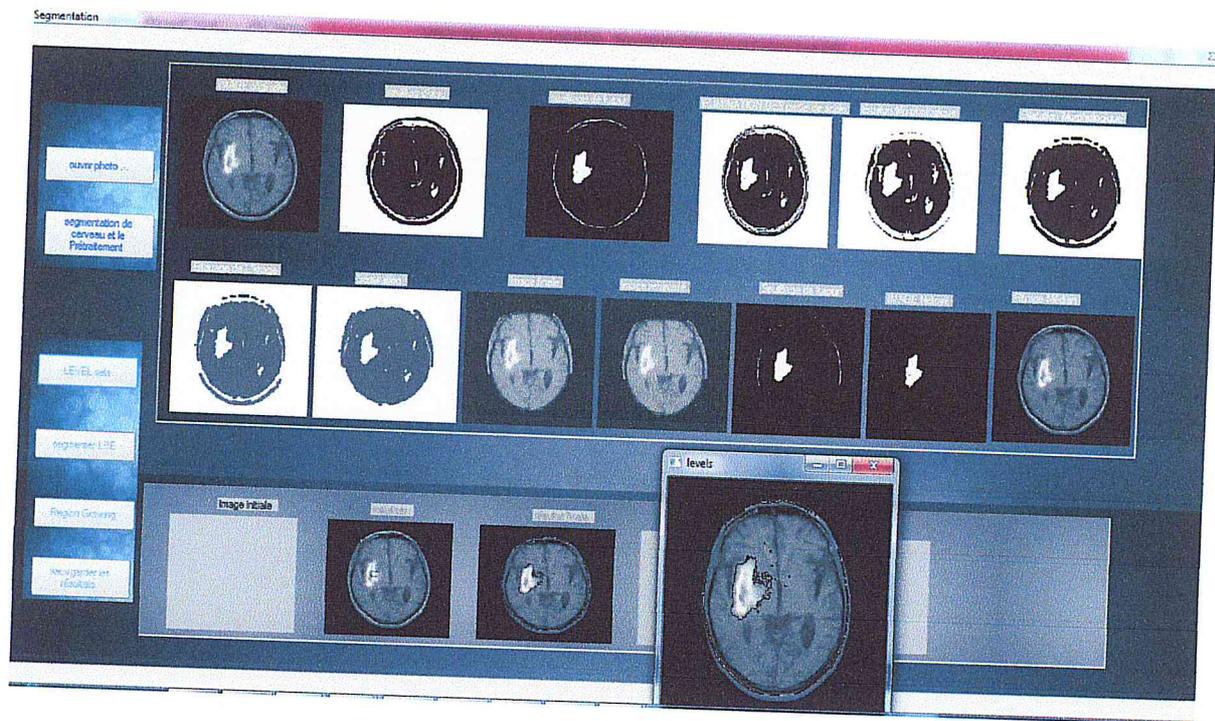


Figure IV.8 : Segmentation de tumeur avec level sets.

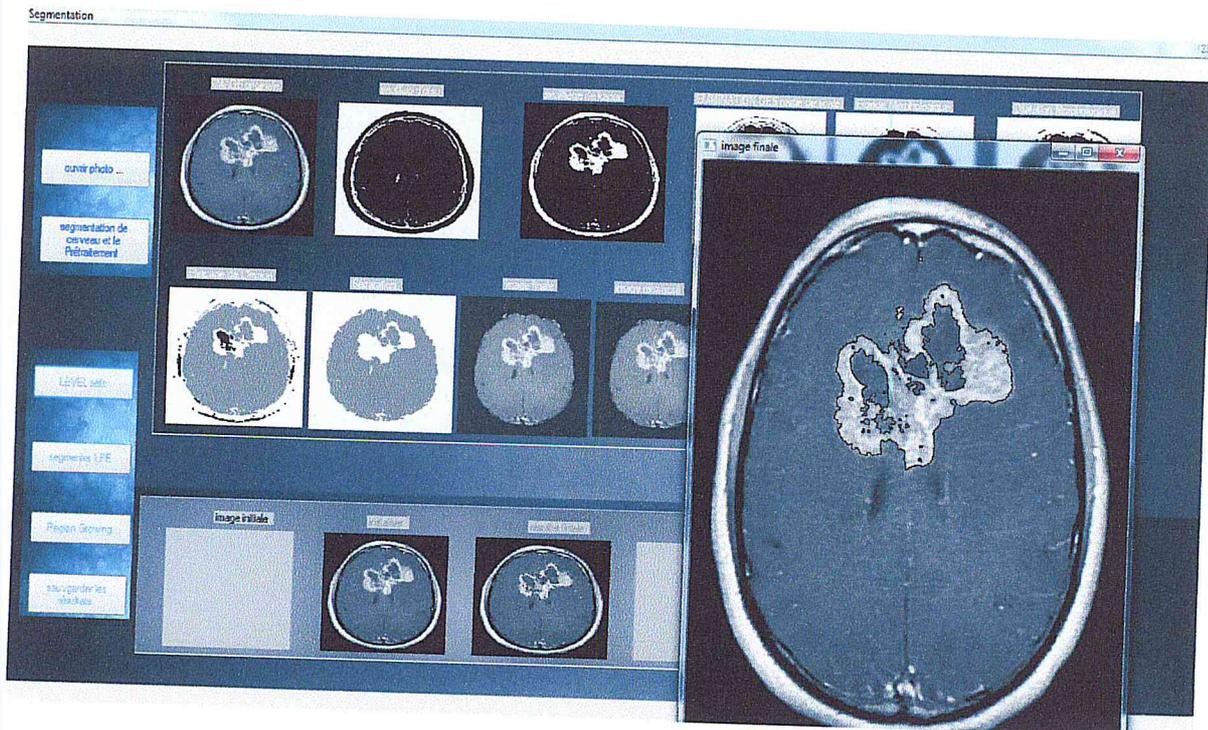


Figure IV.9 : Segmentation de tumeur avec level sets (suite).

IV.4 Critères d'évaluation

L'évaluation de la performance des algorithmes proposés a été effectuée par une comparaison de nos résultats de segmentation des tumeurs par rapport à une segmentation manuelle réalisée par des experts. Les paramètres d'évaluation utilisés sont [45] :

- **vrais positifs** : les pixels correctement détectés par la segmentation test
- **vrais négatifs** : les pixels correctement non détectés par la segmentation test
- **faux positifs** : les pixels mal détectés par la segmentation test
- **faux négatifs** : les pixels non détectés à tort par la segmentation test.

Une illustration de ces termes se trouve en **Figure IV.10**:

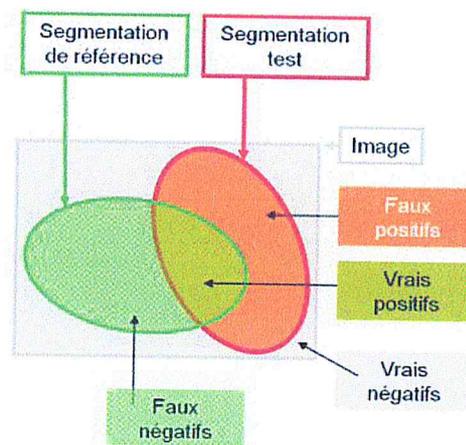


Figure IV.10 : Schéma représentant une segmentation de référence (en vert) superposée à une segmentation test (en rouge). Les pixels situés à l'intersection des deux segmentations sont les vrais positifs. Ceux appartenant à la segmentation de référence uniquement sont les faux négatifs et ceux n'appartenant qu'à la segmentation test sont les faux positifs. Ceux n'appartenant à aucune des segmentations sont les vrais négatifs [46].

A. Le coefficient de Jaccard

Le coefficient de Jaccard de J défini par l'équation (IV.1) comme le rapport entre les vrais positifs et l'union des deux segmentations.

$$J = \frac{\text{card}(ST \cap SR)}{\text{card}(ST \cup SR)} \quad (\text{IV.1})$$

Avec card , le cardinal et \cap et \cup symbolisant respectivement les notions d'intersection et d'union [46].

B. Le coefficient de Dice

Le coefficient de Dice ou encore appelé Kappa Index permet de mesurer la ressemblance entre 2 régions. Notons ST une région issue du résultat de segmentation et SR la même région dans la vraie segmentation [47].

k défini par l'équation (IV.2) comme le rapport entre les vrais positifs et la demie-somme des cardinaux des deux segmentations.

$$k = 2 \times \frac{\text{card}(ST \cap SR)}{\text{card}(SR) + \text{card}(ST)} \quad [46] \quad (\text{IV.2})$$

B. la sensibilité

Se définit par l'équation (IV.3) comme le rapport entre les vrais positifs et leur somme avec les faux négatifs

$$Se = \frac{\text{card}(ST \cap SR)}{\text{card}(SR)} \quad (\text{IV.3})$$

La sensibilité est un critère qui permet de quantifier l'efficacité d'une méthode de détection (apparentée dans notre exemple à la segmentation test). Une sensibilité élevée indique qu'il y a très peu de faux négatif [46].

IV.5 Test et résultats

Nous avons calculé les critères d'évaluations sur un ensemble des images (10 images) et les résultats obtenus sont illustrés dans les figures suivantes :

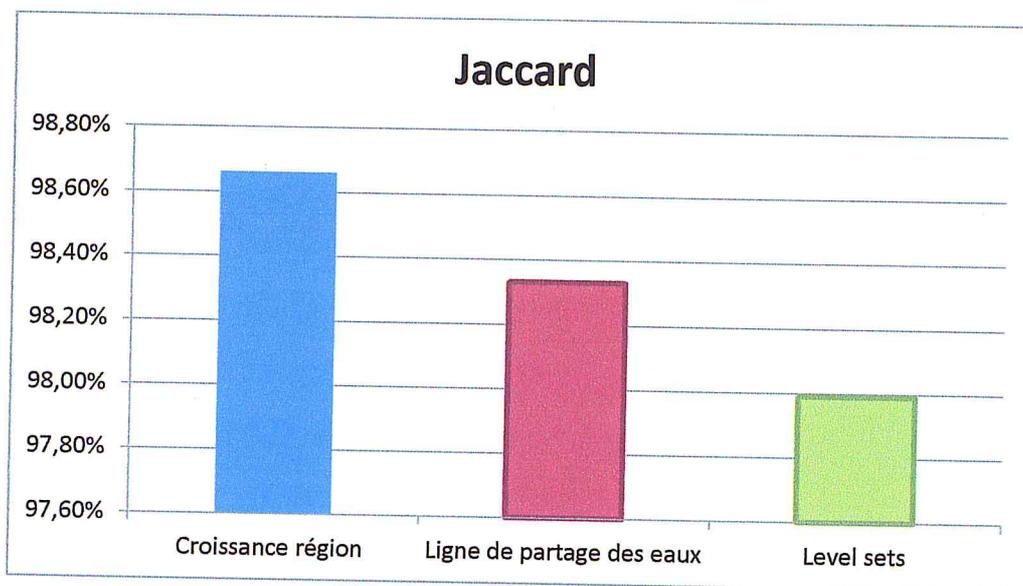


Figure IV.11: le coefficient de Jaccard pour les trois méthodes.

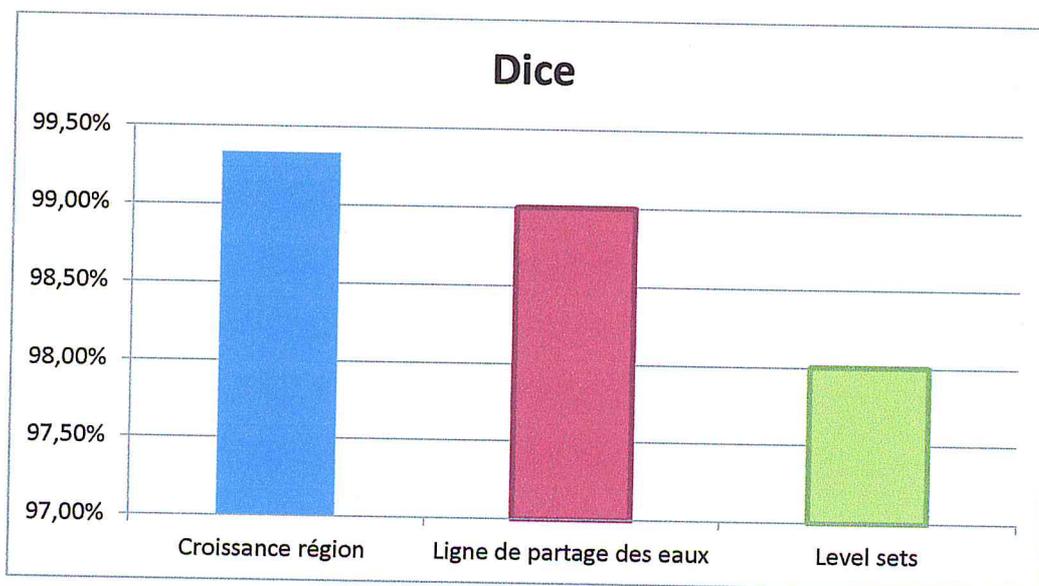


Figure IV.12: le coefficient de dice pour les trois méthodes.

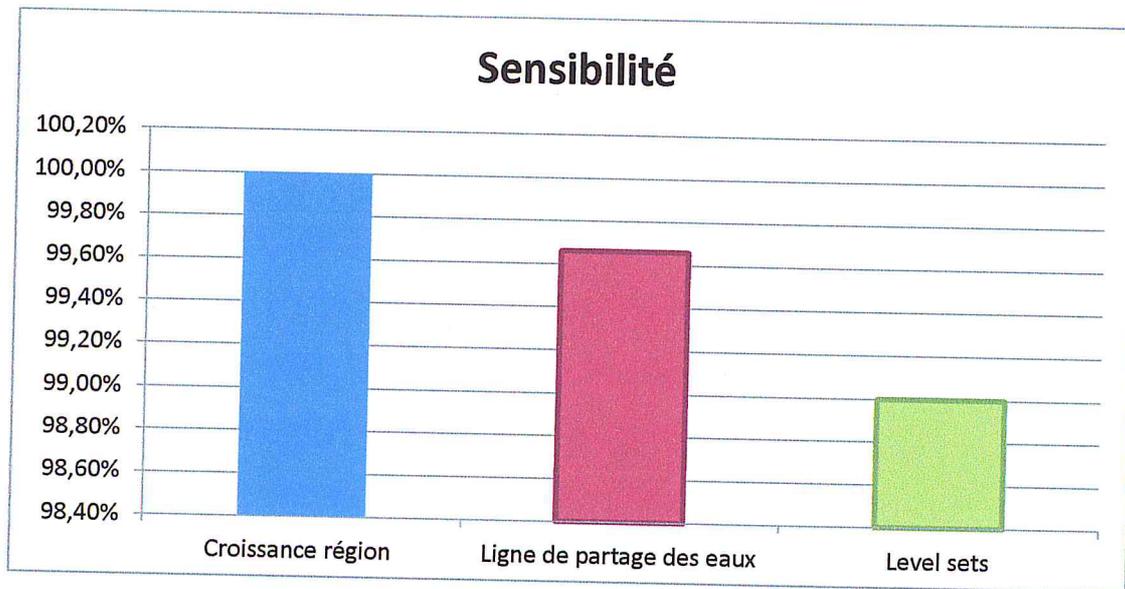


Figure IV.12: la sensibilité pour les trois méthodes.

IV.6. interprétation :

D'après les résultats illustrés dans les figures IV.10, IV.11, IV.12, Nous constatons que les résultats obtenus par l'application des trois méthodes sont très satisfaisants (le coefficient de Jaccard et le coefficient de Dice et la sensibilité $>95\%$). Nous soulignons que les résultats obtenus convergent vers les mêmes pourcentages ou la différence se trouvent pratiquement négligeable.

L'approche proposé qui se base sur la méthode de croissance de région amélioré a prouvé son efficacité dans la segmentation de tumeurs cérébrales. Cette méthode résout le problème de l'initialisation et le critère d'homogénéité, l'initialisation dépend de plusieurs paramètres comme la moyenne de la région estimée par l'algorithme de Halton. Le critère d'homogénéité est défini grâce à l'estimation de la moyenne de gradient dans la région tumorale en utilisant l'opérateur de sobel.

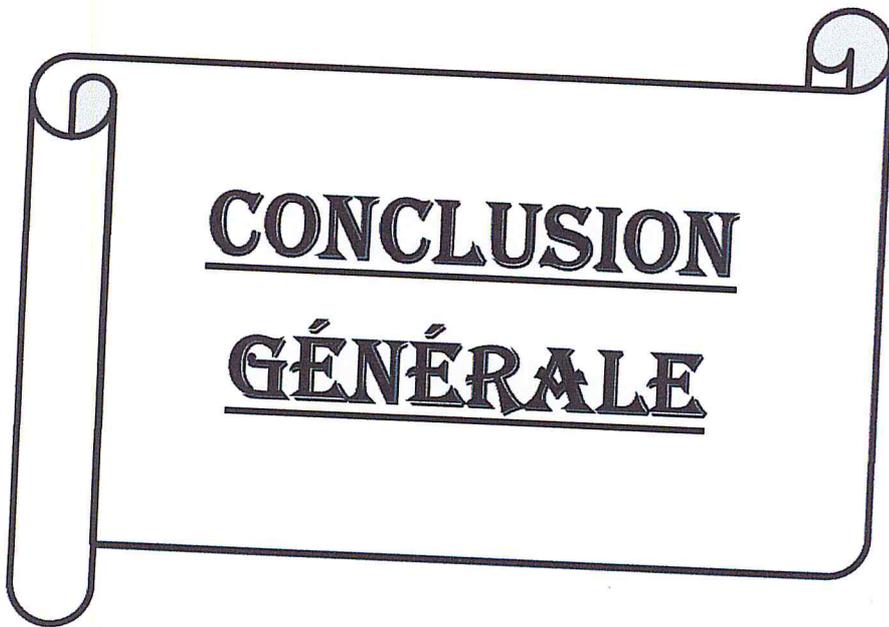
Le choix automatique des marqueurs pour la méthode lignes des partages des eaux a été convenable, donc les résultats ont été satisfaisants.

L'initialisation de la courbe initiale automatiquement et le filtrage gaussien donnent de bons résultats dans la segmentation des tumeurs avec la méthode levelsets.

Conclusion:

Durant ce chapitre nous avons présenté l'interface de l'application et les résultats obtenus par les trois méthodes de segmentation automatiques sur les différentes images cérébrales.

L'amélioration locale de la qualité de l'image, le choix optimal de la technique de seuillage et l'efficacité de l'initialisation des trois méthodes dans l'étape de segmentation ainsi que l'amélioration de la méthode croissance région, sont apportés une valeur importante aux algorithmes proposés.



CONCLUSION

GÉNÉRALE

Conclusion Générale

La segmentation des images médicales reste encore un domaine de recherche très vaste. L'objectif de notre travail est consacré à la segmentation des images cérébrales à partir des images de résonance magnétique « IRM » de la base de données Brast 2014, et notamment les images pathologiques.

La segmentation d'images est au cœur de nombreux problèmes en imagerie médicale puisque bien souvent elle constitue la première étape d'un véritable flux de traitements d'images selon la suite à donner à ces images.

En effet, notre but est de mettre en œuvre trois techniques de segmentation automatique permettent de détecter les tumeurs cérébrales. Dans notre travail nous avons appliqué une méthode qui s'appuie sur les techniques de seuillage automatique et les opérations morphologiques afin de localiser une tumeur dans la première étape. Ainsi, nous avons modifié l'algorithme de région growing pour améliorer les résultats de segmentation à travers l'utilisation d'une méthode QMC et le gradient de Sobel. Nous avons appliqué la méthode lignes de partage des eaux avec des marqueurs définis automatiquement. Et nous avons appliqué aussi la technique Level Sets avec une initialisation automatique.

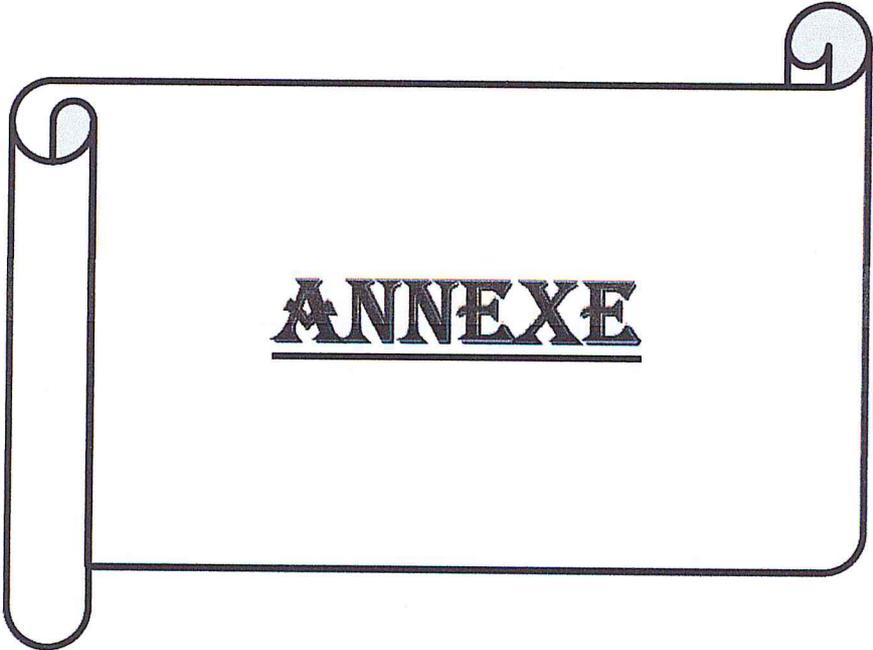
Les algorithmes de segmentation des tumeurs cérébrales ont été évalués par rapport à une segmentation références de la base Brast 2014.

Le travail présenté dans ce mémoire a révélé des résultats encourageants qui indiquent que le système de segmentation des images cérébrales proposé a réussi à extraire la tumeur. Comme ce système détecte cette dernière avec (le coefficient de Jaccard et le coefficient de Dice et la sensibilité >95%), il peut être alors utilisé pour aider les neurologues en leur fournissant une opinion d'orientation afin qu'ils puissent poser un diagnostic avec certitude.

Perspectives

A l'issue du travail présenté dans ce mémoire, différentes pistes formant les directions futures à cette recherche, sont envisagées. Nous citons, dans ce qui suit, les plus importantes :

- Il est intéressant de visualisés les résultats de notre travail en 3D afin de mieux étudier l'évolution de la tumeur.
- Une amélioration de nombres d'itération concernant la méthode level sets.
- Réaliser un système complet d'aide de diagnostique qui va de l'acquisition de l'image jusqu'au jugement sur la nature des régions segmenter



ANNEXE

Algorithme de Halton :

Les séquences de Halton sont générées à partir d'un algorithme déterministe qui utilise les nombres premiers comme une base [49].

```
FUNCTION (index, base)
  BEGIN
    result = 0;
    f = 1 / base;
    i = index;
    WHILE (i > 0)
      BEGIN
        result = result + f * (i % base);
        i = FLOOR(i / base);
        f = f / base;
      END
    END
    RETURN result;
  END
```

Algorithme de Halton [49].

Exemple : prenant la base 2 et la base 3,

- générer les séquences pour la base 2 en utilisant l'algorithme :

1/2, 1/4, 3/4, 1/8, 5/8, 3/8, 7/8, 1/16, 9/16,...

- générer les séquences pour la base 3 en utilisant l'algorithme :

1/3, 2/3, 1/9, 4/9, 7/9, 2/9, 5/9, 8/9, 1/27,...

- Les points obtenus grâce à un couplage entre les séquences précédent :

(1/2, 1/3), (1/4, 2/3), (3/4, 1/9), (1/8, 4/9), (5/8, 7/9), (3/8, 2/9), (7/8, 5/9), (1/16, 8/9), (9/16, 1/27).

Bibliographie

- [1] E. Luzarraga , P. Manuela , « segmentation automatique d'images IRM anténatales» ,these de fin d'études, TELECOM PARIS _TECH,2013
- [2] H.Zouaoui , « Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'image IRM», Mémoire de magistère, Universté M'hamed Bougara de Boumerdas, 2008.
- [3] A. Benabdellah, « mise en œuvre d'une technique automatique de segmentation de sillons corticaux », Magister en Informatique, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen, 2011
- [4]H. Legual, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents.», ingénieur d'état, université de Houari Boumediene, 2010.
- [5] V.Noblet, « Recalage non rigide d'images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie », Thèse, l'Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2006.
- [6] A. Meziane , « étude de comparaison des méthodes de segmentation d'image cérébrale », Magister en Informatique, université de Tlemcen, 2011
- [7] « Les tumeurs du cerveau », livre, Institut national du cancer, 2010.
- [8] J.Hablützel, «Les tumeurs cérébrales et du système nerveux central », Ligue suisse contre le cancer, Berne, 2009.
- [9] « Tumeurs intracrâniennes », livre, université de lyon1.
- [10] bnazarian.free.fr/MyUploads/IN_GBM_03_PRE_TRAITEMENTS.PDF
- [11] D.Jacky , « ANALYSE d'IMAGES », cours, specialite informatique, Université des Antilles et de la Guyane, 2001.
- [12] <https://sites.google.com/site/androidtraitementimage/traitement-d-images> 08/O5/2015.
- [13] R. Lakhdaria , « approche morphologique pour la segmentation des clichés mammographiques », mémoire en Intelligence Artificielle, université de Tlemcen ,2011.
- [14] B. Réda, « segmentation d'image tomographiques par émission de position », Mémoire de Magistère en informatique, université Es_SéniaOran, 2011.
- [15]R. Bouklab , « Développement d'un Système de Dénombrement de Cellules Sanguines», mémoire de master en informatique, Université Abou BakrBelkaid Tlemcen, 2013.
- [16] N . Nafaâ , « Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures», Thèse de Doctorat en électronique, école national polytechnique, 2011.
- [17] N. Merzougui, « Un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images basé sur le diagramme de Voronoï »,mémoire de magister en informatique, UNIVERSITE KASDI MERBAH-OUARGLA,2012.

Bibliographie

- [18] A. Medjaoui , F.Fares, «Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions »,mémoire de master en informatique, Université Abou BakrBelkaid– Tlemcen , 2012
- [19] K. Larbi, « Segmentation d'image Application basée sur la modélisation statique d histogrammes », mémoire de magister en informatique, université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouazou, 2012.
- [20] H. CHEKKAF, I. TOUIL, « Segmentation des masses dans les images mammographiques », Master en Informatique, Université Abou BakrBelkaid– Tlemcen.2012.
- [21] N . Nafaâ , « Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures», Thèse de Doctorat en électronique, école national polytechnique, 2011.
- [22] O. Abdelli, « Segmentation d'image Application par seuillage d'histogramme bidimensionnels », mémoire de magister en informatique, université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouazou, 2011.
- [23] U.Yves, «Reconnaissance des Formes et Microscopie Quantitative », Analyse d'images en microscopie, Lyon.
- [24]F. Medjahed , « Détection et Suivi d'Objets en Mouvement Dans Une Séquence d'Images », mémoire de Magister en Electronique, Université d'Oran Mohamed Boudia, 2012.
- [25] J.lecoeur,Ch.Barillot , « segmentation d'image cérébrales :Etat de l'art »,rapport de recherche, 2007.
- [26]R. Nicolas , « JMicroVision: un logiciel d'analyse d'images pétrographiques polyvalent »,thèse de doctorat ,Université de Genève, 2007.
- [27] M. Jean , « TRAITEMENT DES IMAGES et VISION PAR MACHINE »,
- [28] A. Ammadi , « Détection automatique de phénomènes présents dans une image satellitaire en composition colorée», Informatique Télécommunications et Imagerie, Université mohamed V-AGDAL, 2008
- [29] Jean – Jacques Rousselle : « Les contours Actifs une méthode de segmentation »,Thèse doctorat de l'UNIVERSITE DE TOURS, 2003
- [30] M.Melliani , « Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours » , mémoire de magistère , 2012.
- [31]N. BENKAHLA, « Reconstruction 3D des objets urbains», Ingénieur en électronique ,Université des sciences et des technologies d'Oran ,2009.
- [32] R. Teina, « Les modèles déformables et Level Sets (courbes de niveaux) », université pierre et marie curie, 2007.

Bibliographie

- [33] K. Abbachi , « analyse d'image IRM pour l'étude de la sclérose en plaques », ingénierie UMMTO, université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou.
- [34] D.Ahmed, «segmentation d'image bruitées utilisons la dérivée topologique », these de doctorat, université en électronique automatique, université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou,
- [35]L. Letouzey, C.Thomas, « Transformée de Hough », 2008.
- [36] G. Michele, « Segmentation d'images».
- [37]V.Kateryna , « Simulation numérique directe de sécolements à phases dispersées », POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR, université BORDEAUX I, 2012.
- [38]C.Petitjean, « Segmentation en régions», livre, université de Rouen.
- [39]<http://www.tsi.telecom-paristech.fr/pages/enseignement/ressources/beti/particules/methode3.html>
- [40] G. Fort, E. Moulines, « Méthodes de Monte Carlo et Applications à la Finance », 2009.
- [41] J. Franco , « Planification d'expériences numériques en phase exploratoire pour la simulation des phénomènes complexes », thèse de doctorat en Spécialité Mathématiques Appliquées, l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2008.
- [42] «The study and application of the improved region growing algorithm for liver segmentation», article, University Baotou china, 2014.
- [43] M.Helen, « Développement d'une boîte à outils de traitement d'image », Rapport de Stage Master 1, université de cean,2014.
- [44] « Méthodes de suivi d'un objet en mouvement sur une vidéo », université Jaume I, 2009.
- [45]R. Guettaf , « Système d'aide au diagnostic pour la détection des pathologies rétiniennes », mémoire de master en informatique, Université SaâdDahlab, Blida1, 2014.
- [46] J. Lebenberg, «Automatisation et optimisation de l'analyse d'images anatomo-fonctionnelles de cerveaux de souris par atlas numérique 3D », Thèse de Doctorat en Physique,université Paris-Sud 11, 2010.
- [47] Andriau, « Contribution à l'amélioration de la segmentation d'images par croissance régions », Laboratoire de Recherche en Télécommunication, Automatique, Signal et Images, Université d'Antananarivon, 2013.
- [48] M. Abtini, Optimisation d'une famille particulière de SpaceFilling Design Les plans de Strauss, Rapport du Stage, 2012.
- [49] <http://www.worldlibrary.org/article/whebn0000631188/halton%20sequence>, 8/O5/2015.