

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Abderrahmane Mira de Béjaïa  
Faculté des Sciences Exactes  
Département Recherche Opérationnelle



Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Mathématiques Appliquées  
Option : Modélisation Mathématique et Techniques de Décision

Thème

# Segmentation des gliomes bas grades sur des images IRM par une méthode statistique locale



Réalisé par :

M<sup>lle</sup> Benabdallah Khalida & M<sup>r</sup> Sendid Bilal

<u>Président du jury :</u>	M <sup>r</sup> R. Djabri	Université de Béjaïa.
<u>Promoteur :</u>	M <sup>r</sup> A. Belaid	Université de Béjaïa.
<u>Examineurs :</u>	M <sup>me</sup> S. Aloui	Université de Béjaïa.
	M <sup>me</sup> R. Zaouche	Université de Béjaïa.

Année : 2015/2016



# *Remerciements*

*Tout d'abord, nous devons remercier notre Dieu le Tout Puissant de nous avoir donné le courage et la santé pour achever ce travail.*

*Nous tenons à remercier notre promoteur Monsieur Ahror Belaid, pour nous avoir suivis durant notre travail, pour ces conseils précieux, pour sa disponibilité et la compétence de son encadrement, qu'il trouve ici notre reconnaissance et notre respect.*

*Nous tenons également à remercier notre Co-promotrice M<sup>me</sup> Zaouche Rahima pour ses précieux conseils, ses commentaires et ses encouragements tout au long de ce travail.*

*Nous remercions les membres de jury pour avoir accepté de juger ce travail.*

*Enfin nous remercions nos familles et nos amis pour leurs soutiens et leurs aides, ainsi que tous ce qui nous avaient soutenu et aidé tout au long de ce travail.*

# *Dédicaces*

*Je tiens à dédier ce travail à :*

*La mémoire de mon père, que dieu l'accueille dans son vaste paradis ;*

*Ma très chère Mère, mes sœurs Mimi, Hanane, Mina, Sima*

*Mon frère Djaâfar et sa femme Nadia ; Ma soeur Hadjira et son époux*

*Mes neveux Sarah, Smail, Adam*

*Ma grand mère Luiza et mes tentes Nora, Rezkia ;*

*Mes oncles et mes cousins et cousines*

*Hnounou, Youyou, Biza, Miya ;*

*Mes copines de chambre Hiba, Mariem ;*

*Ma très chère copine Kahina ;*

*Mes amis Farid, Nacera, Kahina, Sabrina, fatiha, Kaissa, Ghania ;*

*A mon binome Bilal ;*

***B. Khalida***

# *Dédicaces*

*Je tiens à dédier ce travail à :*

*La mémoire de mon père et mon frère et mes grands parents que Dieu les accueille dans son vaste paradis ;*

*Ma très chère Mère ;*

*Ma très chère sœur Smah ;*

*Mes amis ;*

*A ma binome Khalida ;*

*A Tous mes amis (es).*

***S.Bilal***

# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>4</b>
<b>Table des figures</b>	<b>5</b>
<b>1 Formation et caractérisation des images IRM cérébrales</b>	<b>10</b>
1.1 Introduction : . . . . .	10
1.2 L'anatomie du cerveau : . . . . .	10
1.2.1 Description : . . . . .	10
1.2.2 Les principales substances présentes dans l'encéphale . . . . .	12
1.2.3 Quelques structures cérébrales d'intérêt . . . . .	13
1.2.4 Description des cellules du cerveau . . . . .	15
1.3 Les Tumeurs cérébrales . . . . .	16
1.4 Les différentes modalités d'imageries pour observer le cerveau : . . . . .	18
1.5 (Imagerie par Résonance Magnétique)IRM : . . . . .	19
1.5.1 Fonctionnement : . . . . .	20
1.5.2 Les avantages de l'IRM : . . . . .	20
1.5.3 Principe physique de la résonance magnétique nucléaire (RMN) . . . . .	20
1.5.4 Application à l'imagerie médicale . . . . .	24
1.5.5 Artefacts des images IRM . . . . .	27
1.6 Conclusion . . . . .	29
<b>2 Techniques de segmentation</b>	<b>30</b>
2.1 La Segmentions d'images cérébrales . . . . .	30
2.2 Le but de la segmentions d'images cérébrales . . . . .	30
2.3 Objectif de la segmentation des tumeurs cérébrales sur des images IRM . . . . .	31
2.4 Segmentation par approche contour . . . . .	32

---

2.5	Segmentation par approche région . . . . .	36
2.6	Approche variationnelle . . . . .	38
2.7	Segmentation bayésienne d'images . . . . .	39
2.7.1	Modèle ponctuel : . . . . .	40
2.8	Conclusion . . . . .	41
<b>3</b>	<b><i>Modèle de segmentation appliqué aux gliomes bas grade</i></b>	<b>42</b>
3.1	Introduction . . . . .	42
3.2	Modèle de Chan Vese . . . . .	42
3.3	Contour actif basé région locale . . . . .	44
3.4	Envirement de travail . . . . .	48
3.5	Base de données . . . . .	48
3.6	Résultats de l'application de la méthode statistique locale . . . . .	51
3.6.1	Résultats de la segmentation sur les coupes axiales . . . . .	51
3.6.2	Résultats de la segmentation sur les coupes sagittales . . . . .	52
3.7	Evaluation de la méthode proposée . . . . .	53
3.8	Interprétation des résultats obtenus . . . . .	54
3.9	Conclusion . . . . .	55
	<b>Conclusion générale</b>	<b>56</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>62</b>

# Table des figures

1.1	L'image (a) illustre l'encéphale, composée du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. L'image (b) montre une coupe histologique d'un cerveau mettant en évidence les trois matières principales de l'encéphale. . . . .	12
1.2	Coupes IRM du cerveau. . . . .	13
1.3	système ventriculaire . . . . .	15
1.4	Principe général d'un système informatisé d'imagerie. . . . .	19
1.5	le principe de résonance magnétique nucléaire. . . . .	21
1.6	Basculement de l'aimantation sous l'effet d'une impulsion radiofréquence B1.	22
1.7	Retour à l'état d'équilibre des spins : illustration de l'évolution de l'aimantation . . . . .	23
1.8	la valeur de l'aimantation longitudinale . . . . .	23
1.9	la valeur de l'aimantation transversale . . . . .	24
1.10	Différentes modalités d'images cérébrales IRM, pondération T1 ; (b) pondération T2 ; (c) pondération en densité de protons. . . . .	26
1.11	Artéfact d'inhomogénéité d'intensité . . . . .	28
2.1	Quelques modèles de contours . . . . .	33
2.2	Les différentes étapes de la méthode de contour actifs . . . . .	34
2.3	Image et courbe initiale C délimitant les différentes régions . . . . .	35
2.4	Définition des domaines qui composent l'image . . . . .	38
3.1	Image représentant la fonction de level set . . . . .	43
3.2	Défaut de la détection de contour (a) contour initial (b) résultat négatif de segmentation basée région (c) Résultat réussi de segmentation basée contour . . . . .	45

---

3.3	Ballon est considéré comme à chaque point le long du contour. Cette balle est divisé par le contour au régions locales intérieures et régions locales exterieur, Dans les deux images $x$ est représenté par le petit point $\kappa(x.y)$ la zone est représenté par le grand cercle rouge. (a) représente l'intérieur locale est la partie ombrée du cercle et (b) représente la partie ombrée du cercle indique l'extérieur local. . . . .	46
3.4	Evolution de la courbe de déformation, (a) : nombre d'itération = 0, (b) : nombre d'itération = 20, (c) : nombre d'itération = 40, (d) : nombre d'itération = 50, (e) : nombre d'itération = 70, (c) : nombre d'itération = 80, (d) : nombre d'itération = 90, . . . . .	49
3.5	Evolution de la courbe de déformation, (a) : nombre d'itération = 0, (b) : nombre d'itération = 30, (c) : nombre d'itération = 40, (d) : nombre d'itération = 50, (e) : nombre d'itération = 60, (f) : nombre d'itération = 70 . . .	50
3.6	Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c) masque binaire . . . . .	51
3.7	Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c) masque binaire . . . . .	52
3.8	Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c) masque binaire . . . . .	52
3.9	Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c) masque binaire . . . . .	53
3.10	Evaluation supervisée, (a) : image originale, (b) : image segmentée par l'algorithme de Lankton (c) Tracé manuel de l'expert (d) Fusion des deux segmentations réalisées. . . . .	53

# Introduction générale

Dans le domaine du traitement d'images, la segmentation continue encore de susciter un grand engouement chez les chercheurs dans le domaine de la vision artificielle. En effet, de la précision de cette opération dépendent toutes les étapes suivantes liées à d'autres traitements, à des mesures et des interprétations. Son objectif consiste à partitionner l'image en sous-ensembles ou régions homogènes de sorte que l'intersection entre ces sous-ensembles soit vide et leur union constitue l'image initiale. Pour ce faire, diverses méthodes ont été proposées dans la littérature. Cette diversité est en rapport avec le type d'images à traiter, sa complexité en termes de forme, de texture et de l'espace de représentation ainsi que de la nature du bruit qu'elle renferme. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en deux grandes catégories : l'approche contour qui consiste à délimiter les différentes régions par leurs frontières et l'approche région qui permet de caractériser les régions d'une image présentant une structure homogène.

Dans la segmentation par approche contour, on trouve les méthodes dérivatives qui sont les plus immédiates pour détecter et localiser les contours. L'avantage des opérateurs de détection des contours est la simplicité d'utilisation. Par contre, ils sont très sensibles aux bruits et donnent des contours ouverts. Grâce à leur capacité à intégrer les processus de détection et de chaînage des contours en un seul processus de minimisation d'énergie.

Les contours actifs basés régions utilisent habituellement l'information globale de région pour stabiliser leurs réponses aux variations locales telles que gradients faibles et bruit. Ces méthodes fournissent ainsi une meilleure performance de segmentation que les méthodes basées contours surtout pour les images avec faibles gradients et avec bruit. Parmi les méthodes basées régions, le modèle de Chan-Vese, qui est résolu en utilisant les ensembles de niveaux ou "level set", permet souvent une segmentation performante grâce

à sa capacité à manier naturellement les changements topologiques. Cependant, ce dernier modèle a encore des limitations intrinsèques : pauvre segmentation des images complexes, temps de calcul prohibitif, limitation à des images composées de deux régions ou tout au plus de quatre régions dans le cas multi-niveaux.

Nous avons scindé notre travail en trois chapitres.

Dans le premier chapitre Nous allons présenté quelques notions d'anatomie du cerveau, qui permettront d'introduire les principes de l'imagerie par résonance magnétique cérébrale.

Nous allons ensuite présentés dans le chapitre deux, les méthodes de segmentation d'images, où nous allons décrit un certain nombre de méthodes classiques de segmentation, soit par approche contour ou par approche région.

Le chapitre trois est consacré à la présentation des résultats par l'algorithme que nous avons implémenté. Nous exposons également les différents cas particuliers que nous avons rencontrés à l'issue de cette segmentation. Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

# Formation et caractérisation des images IRM cérébrales

## 1.1 Introduction :

L'information apportée par l'imagerie médicale est d'un apport considérable en matière de diagnostic. Les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images se sont récemment multipliées pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images, et faciliter son interprétation. Dans une première partie, nous décrivons brièvement l'anatomie cérébrale afin de rendre compte du contenu des images dont le but est de présenter les différentes régions cérébrales qui ont une importance dans le diagnostic des pathologies. Puis dans la deuxième partie les différentes modalités d'observation du cerveau sont présentées en se basant sur l'imagerie par résonance magnétique. Ou nous y décrivons dans un premier temps le principe physique de la résonance magnétique nucléaire, puis la formation des images et les différents contrastes possibles. Enfin une description des différentes caractéristiques (nature du bruit et artefacts) des images IRM est présentée.

## 1.2 L'anatomie du cerveau :

### 1.2.1 Description :

Bien que le cerveau humain représente seulement 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kilo grammes), il gère directement ou indirectement 98% de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la réso-

lution de 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. En dépit de son extrême complexité, le cerveau n'est composé que de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales [2]. Le cerveau ('L'encéphale') 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 1.1).

## **Le cerveau**

Occupe la majeure partie de l'encéphale, et est divisé en 2 hémisphères cérébraux : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. La surface du cerveau présente de nombreux replis, avec un grand nombre de circonvolutions limitées par des sillons. Certains sillons plus profonds, les scissures, permettent de diviser chaque hémisphère en 4 lobes : le lobe frontal (intervient dans la pensée, la conceptualisation, la planification, l'appréciation consciente des émotions), le lobe pariétal (intervient pour les gestes, l'orientation et la reconnaissance spatiales, le calcul), le lobe occipital (principalement le siège de la vision) et le lobe temporal (dédié à l'interprétation des sons, du langage et de la mémoire).

## **Le cervelet**

Est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celles qui amènent les messages sensoriels vers les zones du cortex qui en font l'analyse, et celles qui partent du cortex et descendent vers les muscles pour les faire se contracter. Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements du corps.

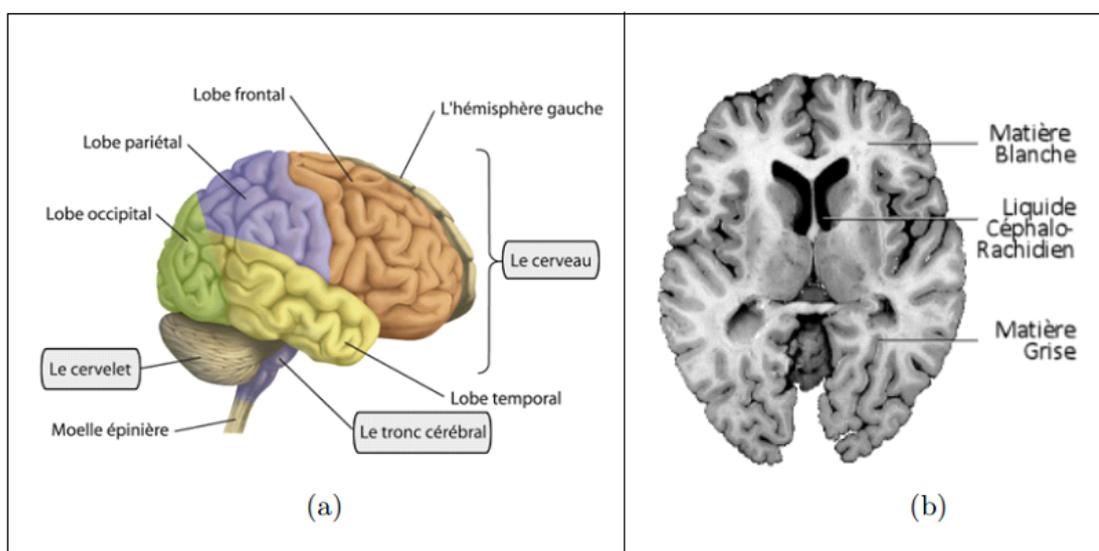


FIG 1.1 – L'image (a) illustre l'encéphale, composée du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. L'image (b) montre une coupe histologique d'un cerveau mettant en évidence les trois matières principales de l'encéphale.

## Le tronc cérébral

Représente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau et le cervelet. Il est responsable en particulier de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque. C'est également un centre de passage des voies motrices et sensitives, ainsi qu'un centre de contrôle de la douleur.

### 1.2.2 Les principales substances présentes dans l'encéphale

Outre la présence d'artères et de veines cérébrales, de tissus servant de parois, ou de nombreuses petites structures telles des glandes, l'encéphale contient principalement trois substances (voir Figure 1.1.b).

#### Le liquide céphalo-rachidien (LCR)

Est le liquide dans lequel baignent le cerveau et le cervelet. D'un volume moyen de 150ml, il est absorbé par le système veineux cérébral et continuellement renouvelé. Ses principaux rôles sont :

- la protection mécanique du système nerveux central contre les chocs par amortissement des mouvements,
- la protection contre les infections, car il contient les médiateurs de l'immunité humorale et cellulaire,
- le transport des hormones entre les différentes régions éloignées du cerveau.

## La matière grise (MG)

(ou substance grise) correspond aux corps cellulaires des neurones avec leur dense réseau de dendrites. Elle se répartit en :

- une couche superficielle d'une épaisseur de quelques millimètres recouvrant le cerveau et le cervelet : le cortex.
- en noyaux profonds : les noyaux gris centraux.

## La matière blanche (MB)

(ou substance blanche) correspond à la gaine de myéline qui recouvre les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Les axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connexions entre groupes de neurones.

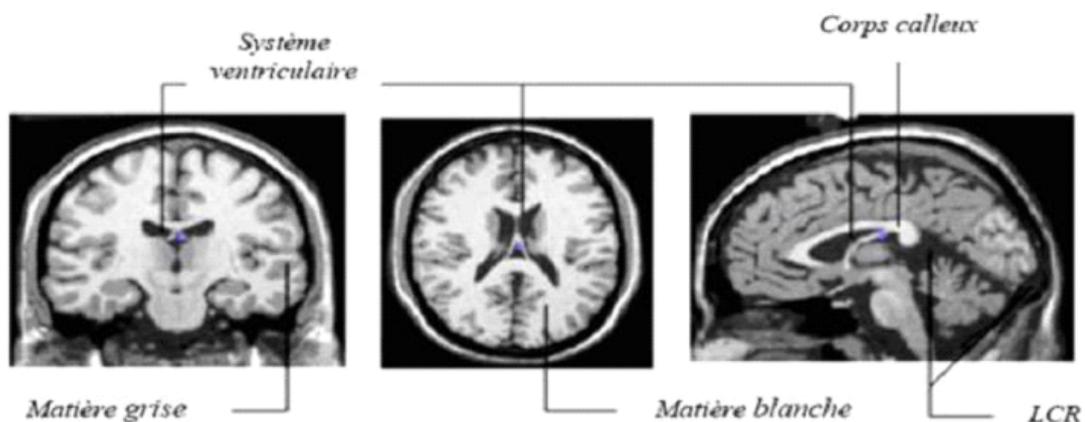


FIG 1.2 – Coupes IRM du cerveau.

### 1.2.3 Quelques structures cérébrales d'intérêt

Les trois substances précédemment introduites se regroupent en régions spatialement stables dans l'anatomie humaine : les structures cérébrales. Si leur rôle fonctionnel exact

n'est pas encore parfaitement connu, de multiples expériences ont néanmoins permis de comprendre en partie leur implication dans différents mécanismes neurologiques. Différents niveaux de description des structures cérébrales peuvent être considérés. Cette section d'écrit brièvement le cortex ainsi que quelques structures cérébrales qui seront étiquetées dans les approches de segmentation proposées. Leur implication fonctionnelle est aussi abordée, motivant l'intérêt d'algorithmes de segmentation robustes pour en améliorer l'étude et le diagnostic clinique.

## **Le cortex**

Est le mince manteau superficiel de matière grise recouvrant le cerveau (cortex cérébral) et le cervelet (cortex cérébelleux). Il comporte de multiples replis, parmi lesquels on différencie les sillons (la partie profonde) et les circonvolutions (les replis en surface). Sa surface externe représente environ 2200cm<sup>2</sup> dont les deux tiers sont enfouis dans les sillons. Le cortex est constitué de plusieurs couches de neurones. Son épaisseur moyenne est de 3mm, avec des variations allant de 1.5mm à 4.5mm selon les régions corticales. Elles rassemblent environ 75% des 100 milliards de neurones de l'encéphale. Le cortex humain abrite, en plus des aires motrices, visuelles et sensorielles comme le cortex des autres mammifères, des régions propres au langage, à l'imagination, au raisonnement...

Les structures sous-corticales sont enfouies dans l'espace protégé par le cortex. Parmi elles, on distingue notamment :

## **Le système ventriculaire**

est la structure centrale dans laquelle circule le liquide céphalo-rachidien. On distingue quatre cavités communicantes, appelées "ventricules" : deux ventricules latéraux dans les hémisphères cérébraux, un ventricule dans le diencephale et un quatrième situé entre le cervelet et le bulbe. Le système ventriculaire est en particulier le siège de la synthèse du LCR, au niveau des plexus choroïdes, à raison d'environ 600 ml/jour.

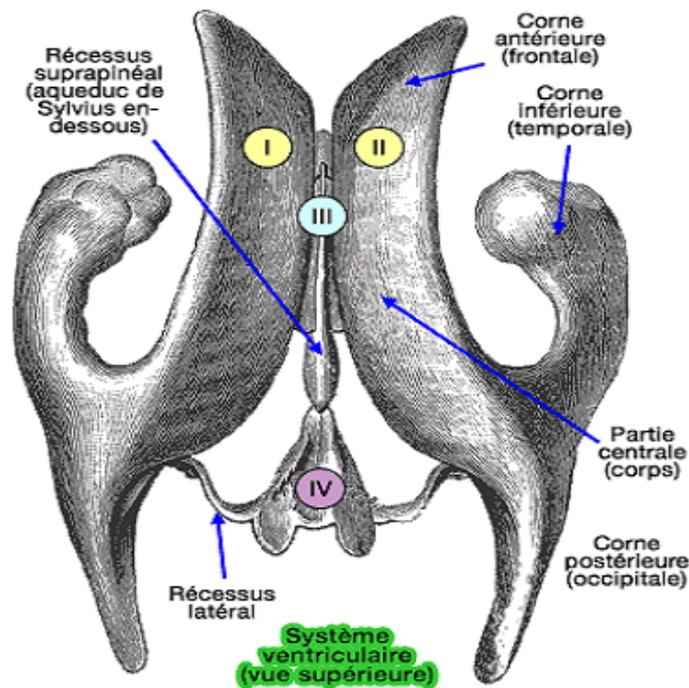


FIG 1.3 – système ventriculaire

## 1.2.4 Description des cellules du cerveau

### Neurones

Les neurones sont les principales cellules du système nerveux, dont le rôle est d'acheminer et traiter les informations dans l'organisme. Il en existe des milliards dans notre corps. Ils sont composés d'un noyau entouré de structures qui partent en étoile, appelées les dendrites, et d'un long prolongement pouvant mesurer plusieurs dizaines de centimètres, appelé l'axone. Parmi les neurones, certains ont un rôle dans les mouvements, d'autres dans la perception des sensations, d'autres encore appartiennent au système nerveux végétatif, responsables des fonctions automatiques.

### Cellules gliales

Les cellules gliales sont localisées dans le système nerveux. Elles ont pour fonctions d'assurer le maintien de l'équilibre des neurones et de produire la myéline, qui protège et isole les fibres nerveuses en leur apportant l'oxygène et les nutriments nécessaires à leur fonctionnement. Elles nettoient également le système nerveux des cellules mortes ont un rôle immunitaire. Les cellules gliales sont très nombreuses et régulent la neurotransmission.

Les maladies d'Alzheimer ou de Parkinson pourraient être causées par une inflammation prolongée des cellules gliales.



### 1.3 Les Tumeurs cérébrales

Une tumeur au cerveau est une masse intracrânienne due à une croissance incontrôlée des cellules on la trouve généralement dans les neurones, les tissus lymphatiques, les cellules gliales .Les Tumeurs cérébrales peuvent être primitives ou des métastases, Des grades établis par l'OMS (Organisation mondiale de la santé) permettent une classification des tumeurs en fonction de leur malignité et de leurs caractéristiques. Le grade d'une tumeur dépend du degré d'anormalité (anaplasie) des cellules cancéreuses et du taux de croissance et d'expansion de la tumeur. La détermination du grade est effectuée lors d'une analyse microscopique des tissus prélevés .

La classification anatomo-pathologique de référence actuelle est fondée sur les critères de l'OMS, les gliomes sont classés par grade croissant, selon leur morphologie et leur degré de malignité.

- **Grade I**

Tumeurs bénignes Tumeurs à croissance lente et circonscrites (limites bien définies).

- **Grade II**

Tumeurs bénignes Tumeurs à croissance lente, mais, contrairement aux tumeurs de grade I, leurs limites sont imprécises.

- **Grade III**

Tumeurs malignes Tumeurs anaplasiques. Un ou plusieurs foyers "anaplasiques" se

sont développés au sein d'une tumeur préexistante de bas grade (I ou II). Leur croissance est plus rapide que celle des tumeurs de bas grade.

– **Grade IV**

Tumeurs malignes Les tumeurs de grade IV présentent une anaplasie très prononcée. Leur croissance est plus rapide que celle des tumeurs de bas grade.

### Les astrocytomes

Ce sont des proliférations de cellules astrocytaires exprimant la protéine acide, histologiquement bénignes susceptible de subir dans des délais variables. On peut distinguer, selon leur localisation plusieurs variété d'astrocytome d'aspect macroscopique et de pronostic déférente.

- **Les astrocytomes des hémisphères** cérébraux s'observent essentiellement chez l'adulte jeune leur transformation maligne est fréquente à plus au moins brève échéance (astrocytomes anaplasique).
- **les astrocytomes du plancher de 3<sup>ème</sup> ventricule** De chiasma et des nerfs optiques affectent les enfants et les adolescents, leur transformation maligne est exceptionnelle.
- **Les astrocytomes du tronc cérébral** Les astrocytomes du tronc cérébral s'observent surtout chez l'enfant et l'adolescent leur transformation maligne est assez fréquente.
- **Les astrocytomes du cervelet** Sont aussi des tumeurs de l'enfant et l'adolescence ils siègent surtout dans les hémisphères cérébelleux, leur transformation maligne est absolument exceptionnelle.

### Les oligodendrogliomes

Ces tumeurs surviennent avec un maximum de fréquence entre 3et 50ans. Ils siègent le plus souvent dans les hémisphères cérébraux au niveau du cortex et de la substance blanche lobaire. Les oligodendrogliomes cérébelleux sont rigoureusement exceptionnelles. Limitées, gris rosé avec souvent des zone des transformations mucoïde de consistance gélatineuse des foyers de nécrose et de dégénérescence kystique, des plages hémorragiques et de calcifications.

Macroscopiquement, les oligodendrogliomes ont un aspect très monomorphe, bien reconnaissable "en nid d'abeille" les oligodendrocytes oedémateux tassés les uns contre les autre ont un petit noyau arrondi foncé entouré d'une couronne cytoplasmique claire. Les mitoses

sont rares et le stroma conjonctivo-vasculaire discret.

Des astrocytes de morphologie variée peuvent se mêler à la population principale oligodendrogliale ce qui peut conduire à parler d'oligo-astrocytomes. Le pronostic des oligodendrogliomes, considéré classiquement comme relativement bon. Est en fait très variable et les corrélations entre l'aspect histologique et l'évolution clinique sont incertaines (certains auteurs distinguent toutefois des grades de malignité croissante : A, B, C et D). On peut observer des métastases par voie liquidienne et de récurrences extensives post-opératoires. Une transformation maligne en glioblastome est aussi possible.

### **Œdèmes cérébraux :**

Un œdème cérébral est une accumulation inhabituelle de liquide dans les tissus du cerveau. Certains méningiomes, les gliomes les malins et plus encore les métastases s'accompagnent d'une réaction œdémateuse, souvent considérable, qui ajoute son volume propre aux effets de masse de la tumeur.

Dans ce travail nous travaillons sur les tumeurs bas grade (type I et type II).

## **1.4 Les différentes modalités d'imageries pour observer le cerveau :**

"Voir à l'intérieur du corps sans lui nuire"... , ainsi Hippocrate, médecin grec de l'Antiquité formula un rêve, rêve qui depuis la fin du siècle est une réalité. [4] Ce concept permet alors d'obtenir des images de l'intérieur du corps humain à partir de différents principes physiques (ultrasons, rayons X, rayons gamma, champ magnétique, ...). Elle permet donc aux médecins d'explorer le corps humain de plus en plus finement sans l'opérer et ainsi d'établir des diagnostics de plus en plus précis. D'autres applications sont possibles comme le suivi et l'optimisation des traitements ou encore l'aide à la chirurgie. Les images médicales fournissent essentiellement des informations d'ordre anatomique (Ex : limites des organes, discrimination de tissus, etc...) et sont utilisées à des fins cliniques pour l'établissement de diagnostics ou pour le traitement de pathologies mais aussi dans le cadre de travaux de recherche scientifique.

La figure ci-dessous (Figure 1.4) nous montre le processus général d'acquisition d'images

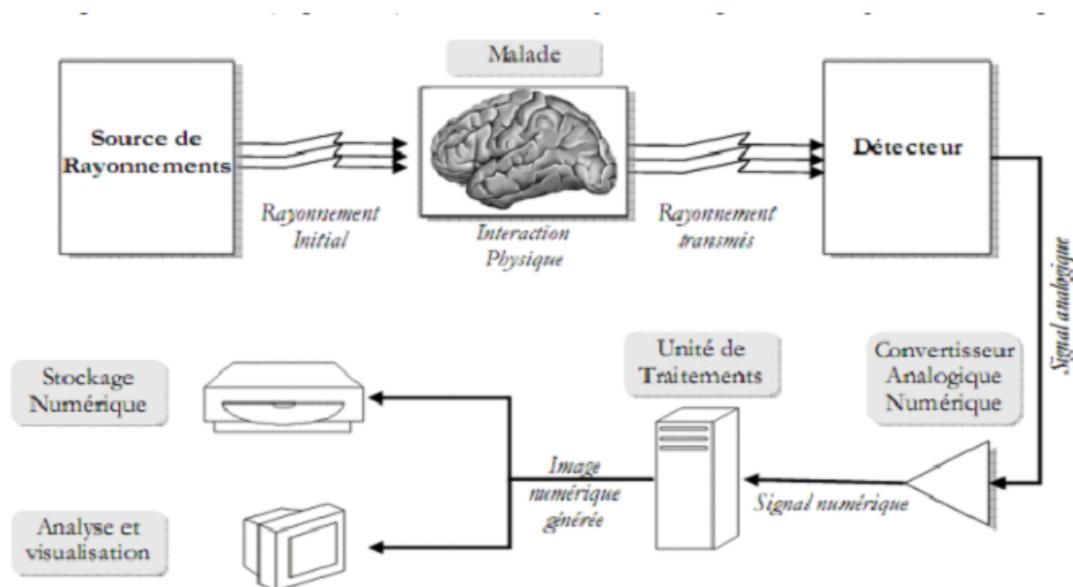


FIG 1.4 – Principe général d'un système informatisé d'imagerie.

## 1.5 (Imagerie par Résonance Magnétique)IRM :

L'imagerie par résonance magnétique est une technique d'imagerie médicale basée sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN, terme créé en 1930 par Isidor Isaac Rabi ; prix Nobel de Physique en 1944). Ce phénomène fut observé pour la première fois en 1945 de façon simultanée par deux équipes américaines, l'équipe de Felix Bloch à Stanford et celle de Edward Mills Purcell à Harvard, qui publièrent leurs résultats en 1946 (Bloch et al. 1946 ; Purcell et al. 1946) (prix Nobel de physique conjoint en 1952). Destinée à l'origine à analyser la structure moléculaire, la résonance magnétique nucléaire permet l'analyse du comportement des protons soumis d'une part à un champ magnétique, et d'autre part à une impulsion de radiofréquence. Damadian (1971) posa les premières pierres de l'imagerie par RMN en observant des différences de paramètres RMN (les temps de relaxation) entre tissus sains et tissus pathologiques. La première image par RMN fut publiée en 1973 par Paul Christian Lauterbur (Lauterbur, 1973). De manière indépendante, Peter Mansfield proposa une technique semblable utilisant des gradients de champ magnétique pour séparer spatialement les signaux RMN (Mansfield et Grannell, 1973). Leurs travaux fondamentaux pour l'émergence de l'imagerie par résonance magnétique leur ont valu le prix Nobel de médecine en 2003.[5]

### 1.5.1 Fonctionnement :

Le patient est allongé sur un lit d'examen mobile qui doit ensuite être rentré dans le tunnel de l'aimant. L'IRM soumet le corps à un champ magnétique très puissant qui va orienter les atomes d'hydrogène dans la même direction. Pour réaliser une image IRM, une antenne émet une onde de radio fréquence courte modifiant l'orientation des protons de l'hydrogène. A l'arrêt de l'émission, ces protons reviennent à leur position initiale. Ils restituent alors de l'énergie enregistrable sous forme de signal, capté par une antenne réceptrice. C'est en analysant les signaux de résonance fournis par ces mouvements qu'on peut obtenir des images de coupes successives des organes.

### 1.5.2 Les avantages de l'IRM :

- L'IRM a une capacité à réaliser des coupes dans tous les plans de l'espace et permet une ébauche de caractérisation tissulaire (eau, graisse, sang, os, etc.). Cette technique n'utilise pas les rayons X mais les propriétés magnétiques du corps humain.
- L'IRM permet d'obtenir des coupes dans tous les plans de l'espace avec une différenciation importante tissulaire et des différents milieux.
- Cette technique permet de représenter avec une grande précision anatomique l'intérieur du corps dans toutes les directions et même en volume, sans la moindre conséquence pour le patient.
- Grâce aux contrastes, on décèle les plus petites tumeurs, les plus petits angiomes ou accidents vasculaires etc.
- L'absence d'injection de traceur extérieur. Par ailleurs, les rayonnements sont totalement inoffensifs.

### 1.5.3 Principe physique de la résonance magnétique nucléaire (RMN)

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire repose sur les propriétés magnétiques des noyaux des atomes. Un noyau ayant un nombre impair de protons possède en effet un moment magnétique, appelé spin nucléaire (Otto Stern et Walter Gerlach, 1922). En l'absence de champ magnétique extérieur, ces spins sont orientés de façon aléatoire dans l'espace (Figure 1.5-a). La résultante magnétique des spins des noyaux est nulle.

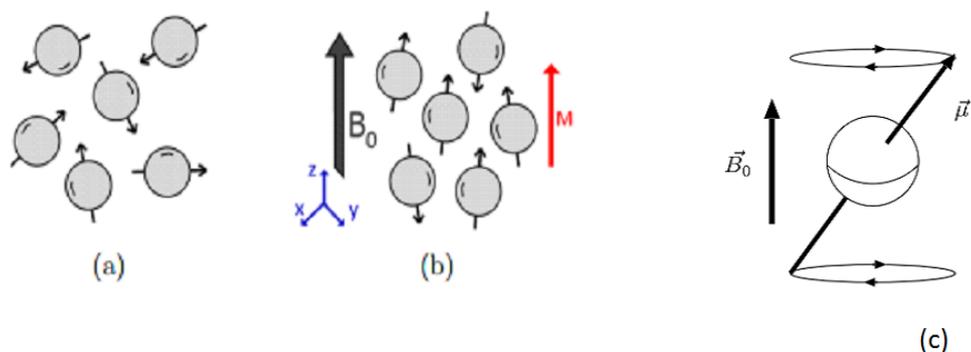


FIG 1.5 – le principe de résonance magnétique nucléaire.

### Champ polarisant $B_0$ :

Placés dans un champ magnétique constant  $B_0$  (qui définit arbitrairement la direction  $z$  de l'espace), les spins s'alignent suivant  $B_0$  selon deux orientations : l'une dans le sens de  $B_0$  (parallèle) et l'autre dans le sens contraire (antiparallèle) (Figure 1.5-b). Le nombre de spins parallèles étant plus important que celui d'antiparallèles (et ce d'autant plus que l'intensité de  $B_0$  est élevée), l'aimantation globale  $M$  résultante devient non nulle. Les spins se mettent dans un état d'équilibre énergétique, et adoptent un mouvement de précession autour de  $B_0$  (Figure 1.5-c). La vitesse de précession, proportionnelle à l'intensité du champ magnétique, est caractérisée Par la fréquence angulaire de précession  $\omega_0 = \gamma B_0$  (précession de Larmor), avec  $\gamma$  le rapport gyromagnétique de l'atome considéré (pour l'hydrogène  $\gamma = 42.58 \text{ MHz/T}$ ).

### Phase d'excitation par un champ $B_1$ :

L'application, dans le plan perpendiculaire à  $B_0$ , d'un champ magnétique radiofréquence (RF) ayant la même fréquence que la fréquence de Larmor perturbe le système : c'est le phénomène de résonance. Au niveau quantique il y a absorption d'énergie. Au niveau macroscopique, l'onde RF provoque une bascule de l'aimantation globale  $M$  dans la direction de  $B_1$ .  $M$  se décompose en une composante longitudinale ( $M_z$ , selon l'axe de  $B_0$ ) et une composante transversale ( $M_{xy}$ ). La phase d'excitation se traduit alors par une diminution de l'aimantation longitudinale (qui peut aller jusqu'à s'inverser), et l'apparition d'une aimantation transversale (sauf pour une bascule à  $180^\circ$ ).

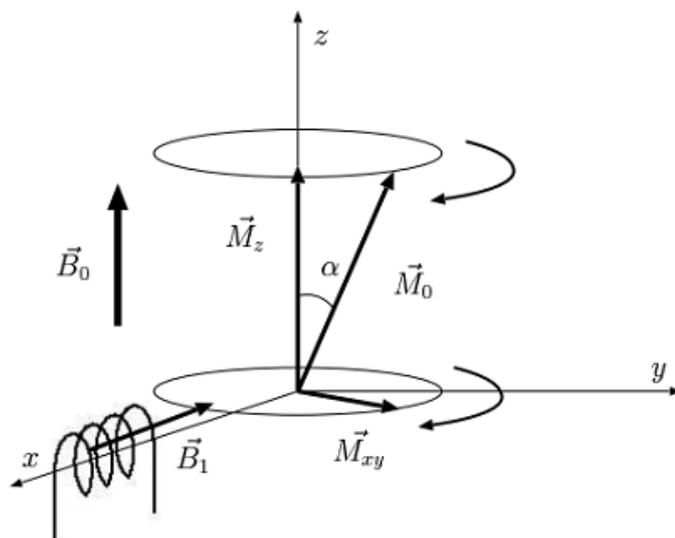


FIG 1.6 – Basculement de l'aimantation sous l'effet d'une impulsion radiofréquence B1.

## Phase de relaxation

Lorsque l'émission RF est interrompue, le système restitue l'énergie absorbée pour retourner à l'état d'équilibre de départ. L'aimantation globale  $M$  s'aligne à nouveau dans la direction du champ  $B_0$ , en décrivant une spirale (Figure 1.7) dont l'évolution peut être décrite par les équations de Bloch (Bloch et al. 1946). La relaxation longitudinale croît exponentiellement selon une constante de relaxation spin-réseau  $T_1$ . Elle correspond à un transfert d'énergie d'un spin vers son environnement. La relaxation transversale décroît exponentiellement selon une constante de relaxation spin-spin  $T_2$ . Elle correspond à des interactions entre spins.

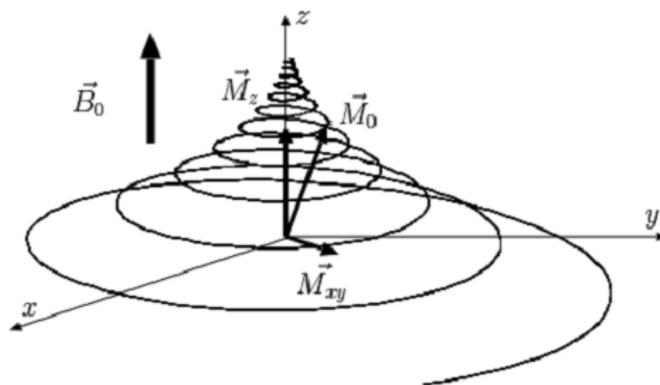


FIG 1.7 – Retour à l'état d'équilibre des spins : illustration de l'évolution de l'aimantation

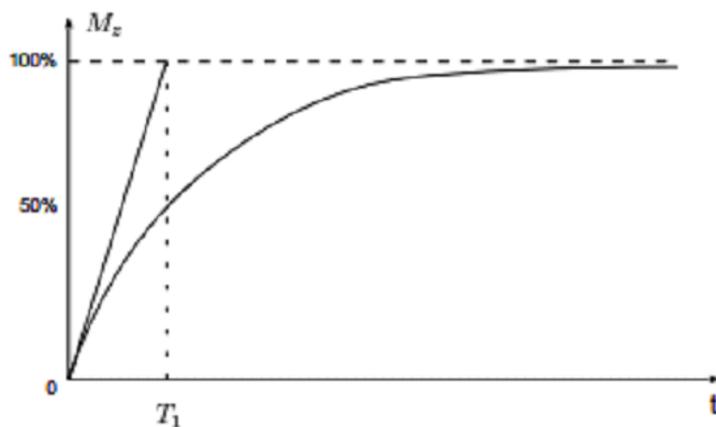


FIG 1.8 – la valeur de l'aimantation longitudinale

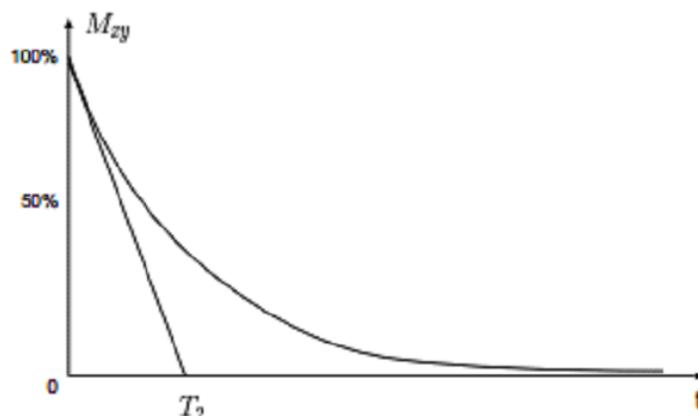


FIG 1.9 – la valeur de l'aimantation transversale

## Lecture du signal

La restitution de l'énergie lors de la phase de relaxation s'accompagne d'une émission d'énergie sous la forme d'ondes RF. Ce signal, collecté par une antenne réceptrice, constitue le signal enregistré en RMN. C'est le signal de précession libre, ou FID (Free Induction Decay). Après transformation de Fourier, l'analyse du signal fait apparaître 3 paramètres fondamentaux : la fréquence, l'amplitude, et la durée du signal, caractéristiques de l'évolution de l'aimantation  $M$ .

### 1.5.4 Application à l'imagerie médicale

Différents noyaux présents dans le corps humain possèdent des propriétés magnétiques, susceptibles d'être utilisées afin de mettre en œuvre le phénomène de résonance nucléaire. L'IRM classique ne s'intéresse exclusivement qu'au proton de l'eau  $^1\text{H}$ , très abondant dans le corps humain. Les autres protons, existants qu'en très faible proportion dans les milieux biologiques, sont cependant parfois étudiés dans le domaine de la recherche, nécessitant une chaîne radiofréquence adaptée à leur fréquence de résonance.

## Encodage spatial

Pour obtenir une image 2D ou 3D, il est nécessaire de pouvoir différencier les réponses provenant des différentes parties de la région considérée. Cette localisation spatiale est

obtenue en ajoutant un gradient directionnel de champ magnétique grâce à un dispositif supplémentaire, les bobines de gradient. On distingue généralement la sélection de coupe (en  $z$ ), et l'encodage dans les deux directions restantes ( $x$  et  $y$ ).

La sélection de coupe correspond à une excitation sélective. Elle est réalisée en appliquant un gradient de champ magnétique dans la même direction que  $B_0$ , de telle manière qu'une seule coupe soit excitée avec la fréquence de résonance exacte de l'hydrogène. Seule la coupe considérée subit donc le phénomène de résonance nucléaire. L'encodage spatial est réalisé pendant le retour à l'équilibre des protons excités. Il sert à discriminer les protons suivant les deux axes restants ( $x$  et  $y$ ). Il est réalisé à partir d'un encodage de phase (localisation par déphasage proportionnel à un axe) et d'un encodage de fréquence (localisation par décalage de la vitesse de précession proportionnel à l'autre axe).

## Formation de l'image

L'encodage de l'image précédemment décrit fournit un échantillonnage discret dans le domaine fréquentiel (phase, fréquence), appelé espace  $K$ . Plusieurs types de balayage de l'espace  $K$  (cartésien, spiral, et radial) sont utilisés en IRM. Ils caractérisent en partie l'acquisition et la qualité de l'image reconstruite (rapidité d'acquisition, sollicitation du système de gradient, sensibilité aux artefacts...).

L'image est ensuite obtenue à l'aide d'une transformée de Fourier 2D inverse, permettant de passer du domaine fréquentiel au domaine spatial.

## Contraste et séquences d'image

En modifiant les paramètres d'acquisition, en particulier le temps de répétition entre deux excitations (TR) ou le temps entre le signal d'excitation et la réception de l'écho (temps d'écho, TE). 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.

### A. Image pondérée en densité de protons ( $\rho$ )

Pour un TR long (de l'ordre de 2s) et un TE 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  $\rho$ , 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 cérébraux-Rachidien(LCR)

## 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, LCR.

## 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 LCR, MG, MB (Figure 1.10).

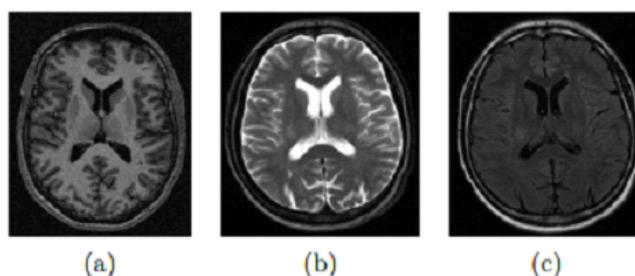


FIG 1.10 – Différentes modalités d'images cérébrales IRM, pondération T1 ; (b) pondération T2 ; (c) pondération en densité de protons.

## Séquences flair

Il s'agit d'une séquence en inversion-récupération pondérée T2 sur laquelle on a " supprimé " le signal de l'eau libre (et donc du liquide céphalo-rachidien), qui apparaît

alors en hyposignal, en adaptant le temps d'inversion. Cette séquence est très utilisée dans l'exploration cérébrale (notamment du cortex et des parois ventriculaires), l'œdème, la nécrose ou encore la gliose.

### 1.5.5 Artefacts des images IRM [3]

Outre les trois paramètres principaux qui entrent en jeu dans la formation d'une image de résonance magnétique, un certain nombre d'autres facteurs viennent affecter la qualité des images. Les erreurs (artefacts) d'acquisition en IRM sont de natures différentes de celles observées dans d'autres domaines du traitement d'images. On distingue essentiellement quatre effets : le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel [6].

#### A. Bruit :

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images par résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal bruit élevé, ces caractéristiques sont cependant contradictoires et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des pixels pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur  $p$ , mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant.

#### B. Mouvement :

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme la circulation sanguine ou la respiration (déplacement chimique). Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition. Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétation. Les mouvements de la tête, sont responsables d'artefacts dans les IRM cérébrales .

#### C .Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF) :

Les variations de champ ont pour conséquence une variation des intensités d'un même tissu dans une direction quelconque de l'image. Ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène spatialement et temporellement pendant une acquisition. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique. Des

approches ont été proposées pour corriger les inhomogénéités du champ magnétique dans le cadre de prétraitements [1]. Les distorsions de champ sont également analysées en détail et corrigées dans [7].

### D.Effets de volume partiel :

Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation du signal. Ainsi, si un pixel intersecté plusieurs objets, son niveau de gris sera une combinaison des niveaux de gris issus de chacun des objets traversés. La prise en compte des effets de volumes partiels est nécessaire dans le cadre d'approches de segmentation dont l'objectif est d'effectuer des mesures sur les différents tissus. Cet artefact n'est pas très gênant pour le clinicien sauf dans des cas extrêmes, où le contraste entre différents tissus disparaît par exemple (Figure 1.11).

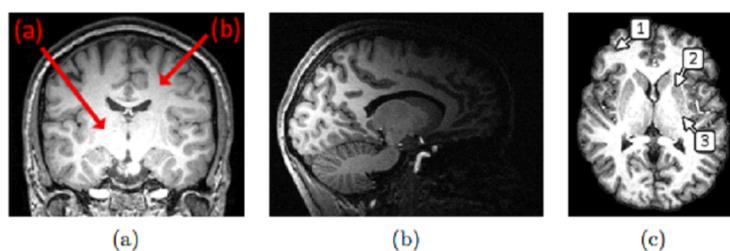


FIG 1.11 – Artefact d'inhomogénéité d'intensité

**L'image (a)** montre des variations d'intensité de la matière blanche dans le volume. **L'image (b)** est une acquisition réalisée avec une antenne de surface, conduisant à de très fortes inhomogénéités.

**L'image (c)** illustre les inhomogénéités dues aux propriétés biologiques des tissus : les marques (1), (2) et (3) pointent toutes de la matière grise, mais qui présente une intensité variable à cause de compositions histologiques différentes selon les régions.

## 1.6 Conclusion

Dans un premier temps, nous avons présenté dans ce chapitre les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau et les principales régions cérébrales, qui ont un impact dans l'examen et le diagnostic clinique. De plus, dans ce chapitre nous avons spécifié le type de tumeurs cérébrales dédié à notre travail, il s'agit des gliomes bas grade. Enfin nous avons illustré le principe physique de l'imagerie par résonance magnétique suivi des différentes modalités d'acquisitions liées à cette technologie.

# Techniques de segmentation

## 2.1 La Segmentions d’images cérébrales

La segmentation d’image joue un rôle prépondérant dans le traitement d’image et dans la vision par ordinateur. Cette étape se situe entre d’une part l’acquisition de l’image et son amélioration et d’autre part sa description et la prise de décision finale conséquente. Elle doit réaliser la tâche difficile d’extraire à partir d’une image numérique des informations ‘utiles’ permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans l’image. Le but de toutes les méthodes de segmentation est l’extraction d’attributs pour caractériser les objets. Ces attributs correspondent à des points d’intérêt ou à des zones caractéristiques de l’image. Dans ce chapitre, nous allons présenter les contours actifs (basés région en particulier) afin de définir la terminologie du domaine et le cadre théorique que nous maintiendrons tout au long de ce document. Nous présenterons tout d’abord de manière très générale la méthode des contours actifs, puis les contours actifs basés région et les diverses étapes importantes pour la mise en oeuvre de cette méthode.

## 2.2 Le but de la segmentions d’images cérébrales

Segmenter, ou délimiter les structures cérébrales est une étape fondamentale pour l’analyse d’images cérébrales. Elle permet de faire une séparation des différents tissus cérébraux (matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien, etc..) ainsi que d’éventuelles pathologies cérébrales. Une bonne segmentation permet d’aider le médecin à prendre une décision finale, avant son geste chirurgical. Par exemple : Les principales applications de la segmentation sont la morphométrie, la cartographie fonctionnelle et la visualisation : la morphométrie est la mesure quantitative des positions, formes et tailles

de structures cérébrales, elle nécessite la segmentation préalable de ces structures, elle peut permettre d'identifier, comprendre et suivre la progression des pathologies comme l'Alzheimer. La segmentation de la structure bidimensionnelle est alors nécessaire pour localiser les signaux, pour les cartographier et pour visualiser les structures anatomiques (par exemple en chirurgie assistée par ordinateur). De nombreuses études des tissus du cerveau dans les images d'IRM ont été effectuées et rapportées dans la littérature, telles que des techniques basées sur les réseaux neuronaux, la logique floue, des méthodes statistiques, coupe de graph [9].

## 2.3 Objectif de la segmentation des tumeurs cérébrales sur des images IRM

Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image  $I$  en un nombre  $N$  de sous-ensembles  $R_i$  appelés régions, homogènes dans le sens d'un ou plusieurs critères, comme le niveau de gris, tels que :

- La segmentation doit être complète (c'est-à-dire, chaque pixel doit être affecté à une classe).
- Les pixels appartenant à la même région doivent être connectés.
- Les régions doivent être disjointes.

$$\text{En termes mathématiques : } \begin{cases} \bigcup_{i=1}^n R_i = I \\ R_i \neq \emptyset \quad \forall i=1\dots n \\ R_i \cap R_j = \emptyset \quad \forall i,j \text{ avec } i \neq j \end{cases}$$

Où  $R_i$  est l'ensemble des régions formant l'image  $I$ .

Dans un contexte médical, les régions  $R_i$  correspondent aux différentes structures anatomiques constituant les différentes régions d'intérêt. La détermination automatique du nombre de régions  $N$  est une vraie problématique [8]. Souvent, la valeur  $N$  est supposée être connue comme étant une information à priori sur les structures anatomiques en investigation. Il est difficile de définir d'une manière absolue, une bonne méthode de segmentation. Le choix d'une technique est lié à :

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

La segmentation manuelle des images IRM est extrêmement couteuse en temps humain (des chercheurs dans une étude sur la schizophrénie ont segmenté 50 images par an et par chercheur travaillant à temps plein [10]) en plus l'intervention humaine reste une source potentielle d'erreurs : au cours de longues séances d'interaction, l'opérateur humain change son comportement, la fatigue le fera commettre des erreurs et le résultat manque de fiabilité et de robustesse. En comparaison avec la segmentation manuelle qui est par essence une approche de contour, la segmentation semi-automatique, peut être une approche contour ou région. Sur le plan informatique,. Alors que la segmentation entièrement automatique est l'objectif extrême. Elle a de nombreux avantages, en plus d'être indépendante de l'opérateur elle est rapide et reproductible.

Comme dans le cas de la segmentation semi-automatique, les approches contours où région peuvent être envisagées pour la segmentation entièrement automatique. Donc l'automatisation de la segmentation est nécessaire pour deux raisons :

1. Le temps du tracé manuel par un expert sur un tissu spécifique est long,
2. L'expertise humaine peut produire des erreurs difficilement contrôlables et reproductibles.

## 2.4 Segmentation par approche contour

Elle s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Parmi les principales techniques qui appartiennent à cette approche. On distingue les modèles dérivatifs et les modèles d'espace-échelle.

On distingue trois types de contours simples :

- Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal).
- Rampe : le contour est plus flou.
- Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

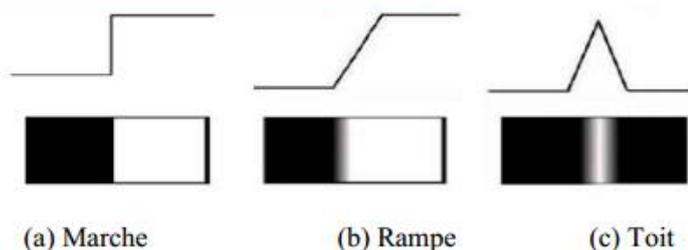


FIG 2.1 – Quelques modèles de contours

## Contours actifs géométrique

En premier lieu, définissons quelques notations utilisées dans la suite de ce document. On appellera  $\Omega_I \subset R_n$  le support de l'image. Chaque région de  $\Omega_I$  est alors notée  $\Omega \subset \Omega_I$ ,  $\Omega$  n'étant pas obligatoirement connexe. La fonction  $I : \Omega_I \rightarrow R$  représentera l'intensité lumineuse associée à chaque pixel noté  $x$ . Nous considérons uniquement une valeur dans  $R$  car les images que nous traiterons seront en niveaux de gris.

Dans le but d'utiliser l'évolution de contours pour la détection d'objet d'intérêt, Caselle et al. [17] et Malladi et al. [18] ont proposé indépendamment les contours actifs géométrique en se basant sur la théorie des ensembles de niveaux (les level sets). Les courbes et les surface se déforment en utilisant seulement des mesures géométriques comme la normale et la courbure, ce qui ce ramène à une évolution qui est indépendante de la para métrisation. Comme dans le modèle déformable paramétrique, l'évolution est combinée avec les données de l'image pour récupérer les contour des objet.

Un problème de segmentation consiste à trouver la région d'intérêt  $\Omega$  dans l'image. Pour cela les contours actifs sont une méthode performante de segmentation d'image. Leur principe est de faire évoluer une courbe en direction des bords de l'objet (ou des objets) à détecter. Cette évolution est déduite d'une équation aux dérivées partielles (EDP) obtenue en général à partir d'une fonctionnelle à optimiser.

Nous présentons sur la figure (2.1) les étapes principales intervenant dans la méthodologie des contours actifs. Comme dans toute problématique en traitement d'images, la première étape va consister en une modélisation du problème de segmentation qui va s'exprimer par le biais d'une fonctionnelle à optimiser. La recherche d'un domaine optimal au sens de cette fonctionnelle va ensuite se faire par une descente de gradient de forme exprimée par une EDP dite géométrique .

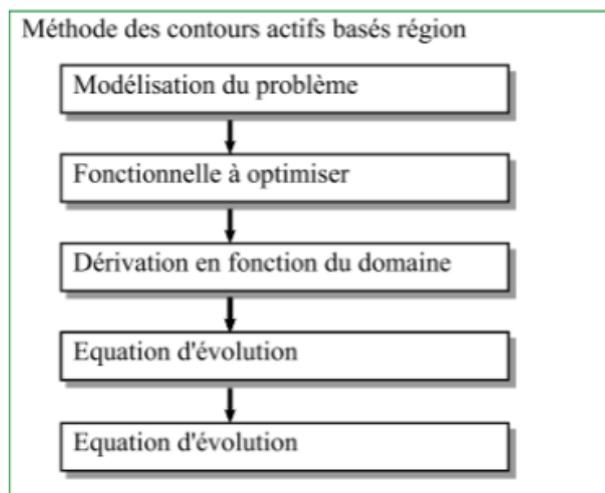


FIG 2.2 – Les différentes étapes de la méthode de contour actifs

### La théorie des ensembles de niveaux

Les ensembles de niveaux ou level sets ont été introduits par Osher et Sethian dans leurs remarquables travaux [[19], [20]]. Ils ont eu l'idée de représenter la courbe bidimensionnelle  $C$  comme une ligne de niveau d'une surface tridimensionnelle. Ainsi, la courbe 2D peut changer de topologie si la surface 3D correspondante se déforme. Les modèles de level sets font partie des méthodes variationnelles et conduisent donc à des formes qui évoluent.

Initialement, la méthode des ensembles de niveaux a été proposée pour résoudre le problème de propagation de courbes avec une vitesse dépendante de la courbe dans le but d'introduire la problématique, considérons sa formulation de Lagrange. Pour un vecteur position  $(x(p,t), y(p,t))$  d'une courbe  $C(p,t)$  en mouvement, l'équation d'évolution est donnée par :

$$\frac{\partial c}{\partial t} = F(k)n. \quad (2.1)$$

Où  $F$  dénote la vitesse de la courbe,  $k$  la courbure et  $n$  l'idée centrale de la méthode est de considérer le front en propagation comme le niveau zéro (ou la courbe de niveau zéro) d'une surface de dimension supérieure  $\phi : R^2 \times R^+ \rightarrow R$  telle que  $\phi(p, t) = 0, \forall p, \forall t \geq 0$ . Par abus d'écriture, le paramètre temps  $t$  de la fonction  $\phi$  peut être omis dans certaines équations. Si  $\phi$  est suffisamment régulière, l'écriture de l'équation (2.2) en utilisant la fonction de level set devient :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(k)|\nabla \phi| \quad (2.2)$$

Il est très facile ainsi d'en déduire que la normale et la courbure peuvent s'écrire en terme de fonction de level set comme suit :

$$n = \frac{-\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (2.3)$$

$$k = \text{div} \frac{-\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (2.4)$$

Avec  $\nabla$  l'opérateur gradient.

Deux points doivent être examinés lors l'application des contours actifs en utilisant la technique des ensembles de niveaux : une surface initiale  $\phi(x, t = 0)$  doit être considéré. Elle est donnée généralement par l'expression suivante :

$$\phi(x, 0) = D(x), \quad (2.5)$$

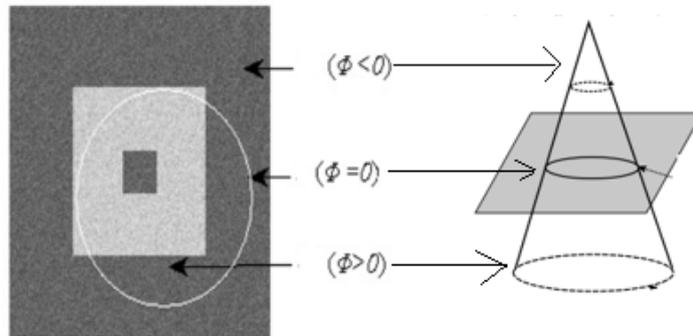


FIG 2.3 – Image et courbe initiale  $C$  délimitant les différentes régions

Ou  $D(\cdot)$  est fonction distance signée depuis  $x$  vers l'ensemble niveau zéro  $C(s, t = 0)$ , Positif à l'extérieur du contour et négative à l'intérieur. Cette modélisation nous garantie que la fonction  $\phi$  n'aura pas une allure trop plate ou trop raide au voisinage du contour. Le cacule de cette fonction peut se faire en utilisant l'algorithme de fast marching proposé par Sethian [21].il est à noter aussi, qu'au cours de l'évolution, la fonction peut prendre ses propriétés initiales de fonction de distance signée.

Le modèle contour actifs géométrique propose par Caselles et al. Dans [17] est donné par l'équation d'évolution suivant :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla I|) \left( \operatorname{div} \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} + \alpha \right) |\nabla \phi|, \quad (2.6)$$

avec  $\alpha$  une constante qui représente l'air à l'antérieur de la courbe et la force à s'étendre ou à se contracter uniformément suivant le signe de  $\alpha$ . Le terme  $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$  dépend de la géométrie de la courbe, il représente la courbure  $k$  (voir l'équation (2.4) [18]).  $g$  est un indicateur de contour basé sur le gradient de l'image et qui sert à arrêter l'évolution de la courbe sur les contours. Deux fonctions d'arrêt sont données dans [18] :

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|^p}, p \geq 1 \quad (2.7)$$
$$g(|\nabla I|) = \exp(-|\nabla(G * I)|)$$

Où  $G$  représente un filtre gaussien et  $*$  le produit de convolution.

## 2.5 Segmentation par approche région

Dans la segmentation par région, les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes. Dans cette catégorie, différentes méthodes de classification ou de seuillage, des méthodes structurales .

### Segmentation par seuillage

La segmentation par seuillage utilise l'histogramme pour extraire les différentes régions de l'image. Le seuillage est une technique simple, non contextuelle, globale, qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur. Il permet de classer les pixels en deux catégories, ceux dont la mesure est inférieure au seuil ( $S$ ) et ceux dont la mesure excède ou égale le seuil.

$$\begin{cases} g(x, y) = 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ g(x, y) = 1 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases}$$

La transformation produit une image binaire. Les techniques de seuillage présentent de nombreuses variantes. Le seuillage peut être manuel, adaptatif ou bien automatique (basé sur la méthode d'Otsu) [22].

### Les méthodes structurales

Cette famille de méthodes qui manipulent directement des régions procède par croissance de régions ou "region-growing" ou par décomposition/fusion ou "split and merge".

Les algorithmes par croissance de régions [23, 24] partent d'un premier ensemble de régions. Ces régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux [25, 26] appartiennent à cette catégorie. Pour leur part, les algorithmes de type décomposition/fusion [27, 28] exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). Les couples de régions candidates à une fusion sont recherchés puis notés en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. Les couples de régions les mieux notés sont ensuite fusionnés.

### **Les contours actifs basés régions**

Cohen et al. [13] et Ronfard et al. [14] effectuèrent les premiers travaux impliquant des contours actifs basés régions. Les premiers ont proposé une méthode de reconstruction de surface utilisant des contours actifs, le second a proposé, pour la première fois, que la force d'évolution appliquée au contour actif devait être proportionnelle à la différence des caractéristiques de la région des objets et de celles de la région du fond. Chakraborty et al. [15] combinèrent ensuite, dans la même fonctionnelle, des termes de contour et des termes de régions pour la segmentation d'images médicales. Chesnaud et al. [16], Chan et al. [29], Zhu et al. [30], Paragios et al. [34] et Debreuve et al. [44, 45] introduisirent, dans la fonctionnelle, des caractéristiques statistiques de chacune des régions pour la segmentation des images.

Jehan-Besson et al. [46, 47] proposèrent une méthode de minimisation de la fonctionnelle basée sur une approche de dérivation par rapport à un domaine qui autorise les termes basés régions (c'est-à-dire les intégrales sur les régions) à contenir des fonctions dépendant de caractéristiques de ces mêmes régions. C'est dans ce cadre de travail que Gastaud et al. [48] ajoutèrent une contrainte géométrique aux descripteurs des régions. Cette méthode est fondée sur une approche variationnelle alors que les travaux précédents de Cremers et al. [49] faisant intervenir des contraintes géométriques avaient été basés sur des méthodes probabilistes et ceux de Chen et al. [50] sur des contraintes de déformations paramétriques.

### **Énergie d'un contour actif basé régions**

Commençons par définir un critère général de segmentation.

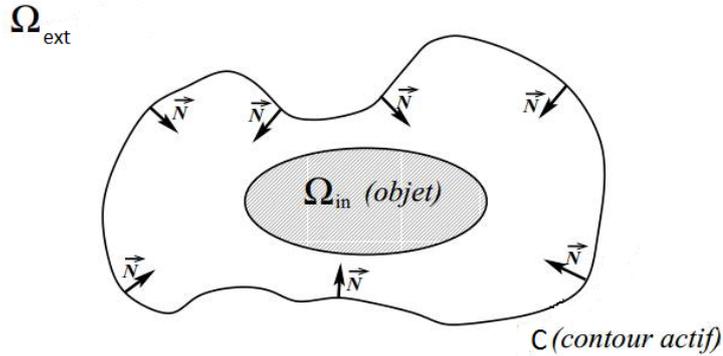


FIG 2.4 – Définition des domaines qui composent l'image

Nous cherchons à déterminer la région du fond  $\Omega_{ext}$  et la région contenant les objets  $\Omega_{in}$ . Ces deux régions ont pour frontière commune le contour  $C$  (FIG. 2.3). Le critère inclut donc des termes basés régions et des termes basés contour :

$$J(\Omega_{in}, \Omega_{ext}, \partial\Omega) = \int_{\Omega_{in}} K_{in}(x, \Omega_{in}) dx + \int_{\Omega_{ext}} K_{ext}(x, \Omega_{ext}) dx + \int_{\partial\Omega} K_b(x) d_s(x)$$

Dans ce critère ,  $K_{ext}$  est un descripteur d'homogénéité du domaine inconnu définissant le fond  $\Omega_{ext}$ , et  $K_{in}$  est un descripteur du domaine inconnu définissant les objets  $\Omega_{in}$ .  $K_b$  représente une fonction de régularisation du contour par rapport aux deux termes de régions.

## 2.6 Approche variationnelle

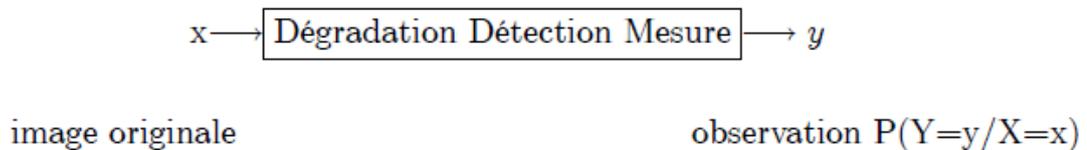
Les méthodes variationnelles en segmentation d'image ont connu un grand succès depuis que S. Geman et D. Geman [11] ont introduit de manière probabiliste une énergie associée à la restauration d'images. En fonction du problème de traitement d'image considéré, on construit une fonctionnelle dont le minimiseur correspond à l'image recherchée. Outre leur grande flexibilité, l'intérêt de ces approches est de pouvoir connaître des résultats qualitatifs sur les solutions obtenues et ainsi de pouvoir évaluer l'efficacité des modèles. On dispose en principe d'une image  $I$ , et on cherche à reconstruire une nouvelle image  $\tilde{I}$  définie sur un ouvert  $\Omega$  inclus dans  $R^2$  ;  $\tilde{I}$  est vue comme une fonction de  $\Omega$  dans  $R$  appartenant à un espace de Banach  $E$ . Une étape fondamentale dans la modélisation du problème consiste à proposer une fonctionnelle :

$$\inf_{\tilde{I} \in E} \int_{\Omega} F(x, \tilde{I}(x), \nabla \tilde{I}(x)) dx \quad (2.8)$$

## 2.7 Segmentation bayésienne d'images

L'analyse bayésienne d'images procure des solutions élégantes aux problèmes de segmentation. Elle a été proposée à l'origine par les frères Geman vers 1984 pour résoudre des problèmes de restauration avec préservation des discontinuités spatiales, puis de segmentation d'images.

Dans le cadre de la segmentation statistique, une image est représentée par un couple de variables aléatoires  $((X, Y) = ((X_s)_{s \in S}, (Y_s)_{s \in S}))$  où  $S$  est l'ensemble des pixels (ou voxels dans le cas de données tridimensionnelles),  $X$  le champ des étiquettes et  $Y$  celui des observations.[51] Chaque  $X_s$  prend ses valeurs dans un ensemble  $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$



appelé ensemble des étiquettes et chaque  $Y_s$  prend ses valeurs dans  $\mathbb{R}$  (ensemble de niveaux de gris). Les observations données par le champ  $Y$  sont considérées comme une version dégradée (filtrée, bruitée, ...) de  $X$ . Le problème de la segmentation d'images consiste alors à estimer la réalisation de  $X$  ayant observé  $(Y_s)_{s \in S}$ [12].

La recherche des informations cachées  $X$  à partir des observations  $Y$  est généralement basée sur l'établissement d'un modèle direct qui intègre toute la connaissance disponible sur la formation des  $Y$  à partir des  $X$ .

Retrouver les informations cachées à partir des observations consiste alors à inverser ce modèle direct.

Les problèmes inverses en traitement d'images étant généralement des problèmes malposés, cette tâche s'avère complexe. Pour tenter de contourner cette difficulté, on peut favoriser certains types de solution en imposant une connaissance a priori sur les étiquettes et leur agencement spatial. Dans la suite du manuscrit la notation  $P$  désignera une loi de probabilité.

La stratégie bayésienne consiste à chercher la réalisation  $x$  du champ  $X$  la plus probable au sens de la distribution à posteriori  $P(X = x/Y = y)$ .

La règle de Bayes permet de déterminer la probabilité a posteriori des étiquettes connaissant le champ des observations.

$$P(X = x/Y = y) = \frac{P(X = x; Y = y)}{P(Y = y)} = \frac{P(Y = y/X = x)P(X = x)}{P(Y = y)}$$

Où

$P(X=x;Y=y)$  :est la probabilité jointe.

$P(Y=y/X=x)$  :est la vraisemblance des observations conditionnellement aux informations cachées( attache aux données).

$P(X=x)$  :est la priori sur les étiquettes.

$P(Y=y)$  :une constante de normalisation.

Les principaux estimateurs bayésiens permettant d'associer à chaque estimation  $\hat{x}$  de  $x$  une fonction de coût mesurant la distance entre le champ des étiquettes se sont :

- L'estimateur du Maximum à Posteriori (MAP).

### 2.7.1 Modèle ponctuel :

On suppose que chaque pixel est indépendant de ses voisins pour  $P(X/Y)$  :

$$P(X = x/Y = y) = \prod_{s \in S} P(X_s = x_s = Y_s = y_s)$$

Finalement, le problème revient à chercher au pixel  $s$  la "meilleure" étiquette au sens du maximum de  $P(X_s|Y_s)$

$$P(X_s = x_s = Y_s = y_s) \propto P(Y_s = y_s/X_s = x_s) \cdot P(X_s = x_s)$$

Donc :

$$\begin{aligned} P(X = x/Y = y) &= \prod_{s \in S} P(X_s = x_s/Y_s = y_s) \\ &= \prod_{s \in S} P(Y_s = y_s = X_s = x_s) \cdot \prod_{s \in S} P(X_s = x_s) \end{aligned}$$

En passant au logarithme :

$$\ln(P(Y = y/X = x)) = \ln\left(\prod_{s \in S} P(Y_s = y_s/X_s = x_s) \cdot \prod_{s \in S} P(X_s = x_s)\right)$$

$$\begin{aligned} &= \ln\left(\prod_{s \in S} P(Y_s = y_s / X_s = x_s)\right) + \ln\left(\prod_{s \in S} P(X_s = x_s)\right) \\ &= \sum_{s \in S} \ln(P(Y_s = y_s / X_s = x_s)) + \sum_{s \in S} \ln(P(X_s = x_s)) \end{aligned}$$

## 2.8 Conclusion

Malgré tout le soin apporté à l'acquisition, l'information contenue dans l'image peut être perturbée par des phénomènes extérieurs. Dans ce contexte, le traitement d'image devient indispensable. Parmi ces méthodes, la segmentation a pour but de partitionner ou segmenter l'image en un ensemble de régions cohérentes. Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes de segmentation qui sont subdivisées en deux grandes catégories : les approches basées contours ou frontières et les approches basées régions. En suite, nous avons présenté brièvement les contours actifs basés régions .

# *Modèle de segmentation appliqué aux gliomes bas grade*

## 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, un accent particulier a été mis sur les modèles de contour actifs basés sur l'ensembles de niveaux. Plus précisément, nous allons détaillé davantage le modèle de Chan vese et Lankton. Et Une étude comparative des résultats des tests obtenus par la méthode que nous proposons avec ceux fournis par un expert.

## 3.2 Modèle de Chan Vese

Soit  $I$  l'image observée définie comme une fonction du domaine  $\Omega$  et prend des valeurs dans  $R_+$  et soit  $C$  un contour fermé représenté implicitement par le niveau zéro de la fonction distance signée  $\phi$ ,  $C = \{x | \phi(x) = 0, x \in \Omega\}$ . L'intérieur et l'extérieur de la courbe  $C$  sont définis via la fonction de Heaviside respectivement par  $H(\phi)$  et  $(1 - H(\phi))$ . Les niveaux de gris observés de l'image sont supposés être les réalisations de variables aléatoires indépendantes avec une certaine densité de probabilité  $p(I)$ . Nous recherchons la partition du domaine  $\Omega$  qui maximise la fonction de vraisemblance des données observés. Cela se ramène à la minimisation d'une fonction d'énergie de forme générale

$$\begin{aligned} \varepsilon_R(C, c_1, c_2) = & \nu \cdot \text{longueur}(C) + \alpha \cdot \text{Air}(\text{interieur}(C)) \\ & + \lambda_1 \int_{\text{interieur}(C)} |I - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{exterieur}(C)} |I - c_2|^2 dx \end{aligned} \quad (3.1)$$

Ou  $\alpha \in R$  et  $\nu, \lambda_1, \lambda_2 \in R^+$  sont des paramètres fixés, les constantes  $c_1$  et  $c_2$  sont dépendantes de  $C$  et sont égales respectivement aux moyennes à l'intérieur et à l'extérieur de  $C$ . En effet,  $c_1$  et  $c_2$  sont estimées pour minimiser l'équation (3.1). Il s'avère qu'elles sont égales aux moyennes empiriques :

$$\frac{\partial}{\partial c_1} \int_{\Omega_i} (I - c_1)^2 dx = - \int_{\Omega_i} 2(I - c_1) = 0, \quad (3.2)$$

Avec  $\Omega_i$  la région d'intérêt. Nous avons donc,

$$\int_{\Omega_i} I dx = c_1 \int_{\Omega_i} dx, \quad (3.3)$$

Et par conséquent

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega_i} I dx}{\int_{\Omega_i} dx}. \quad (3.4)$$

Le même résultat est alors obtenu en estimant la constante  $c_2$ . Par le biais de ces descripteurs  $c_1$  et  $c_2$ , on cherche à minimiser l'écart entre l'intensité et la moyenne. Il est donc facile de constater que le minimum de cette énergie est atteint lorsque les deux derniers termes convergent vers zéro, et par conséquent quand la courbe  $C$  trouve sur le bord de l'objet à segmenter. Cette modélisation est considérée comme une forme réduite du modèle de Mumford et Shah [[33],[35]].

En choisissant la fonction de level set  $\phi$  telle que :

$$\begin{cases} \phi > 0, \text{ à l'extérieur de } C; \\ \phi < 0, \text{ à l'intérieur de } C; \\ \phi = 0, \text{ sur } C. \end{cases}$$

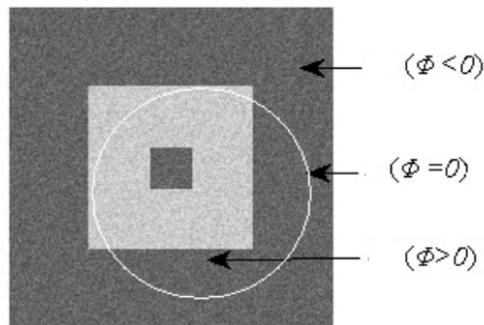


FIG 3.1 – Image représentant la fonction de level set

L'énergie  $\varepsilon_R$  devient alors :

$$\begin{aligned} \varepsilon_R(\phi, c_1, c_2) = & \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx + \alpha \int_{\Omega} H(\phi) dx \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx, \end{aligned} \quad (3.5)$$

L'équation d'Euler-Lagrange associée est donnée par :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[ \nu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \alpha - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right]; \quad (3.6)$$

Avec

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I H(\phi) dx}{\int_{\Omega} H(\phi) dx}, c_2 = \frac{\int_{\Omega} I (1 - H)(\phi) dx}{\int_{\Omega} (1 - H)(\phi) dx} \quad (3.7)$$

D'autres critères hormis les moyennes des régions peuvent intervenir pour caractériser l'objet à segmenter ( histogramme, variance, etc. ...) certains modèles font intervenir directement la densité de probabilité des intensités régionales. Notamment, le score de variabilité associée à la densité de la probabilité pour des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (iid) [[31], [32]].

Notons que le terme d'attache aux données régionales ne peut pas toujours s'exprimer par une intégrale sur le domaine. Dans le cas où l'on utilise des mesures de divergence entre densités de probabilité, cette intégrale sera définie sur l'espace des caractéristiques [[36],[37]].

### 3.3 Contour actif basé région locale

Durant ces deux dernières décennies, bon nombre de méthodes géométriques de segmentation utilisent des modèles statistiques pour décrire l'objet à segmenter. Ces méthodes dites globales se sont avérées être plus robustes à l'initialisation et au bruit que les méthodes basées sur l'information contours. Cependant, certaines de ces méthodes [33, 35] sont fondées sur une hypothèse qui stipule que les régions à segmenter sont homogènes. Or plusieurs types d'images ne satisfont pas cette hypothèse, figure 3.2.

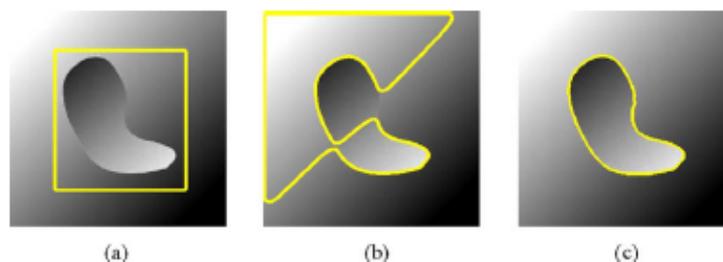


FIG 3.2 – Défaut de la détection de contour (a) contour initial (b) résultat négatif de segmentation basée région (c) Résultat réussi de segmentation basée contour .

Pour remédier à l'échec de ces méthodes sur les images ayant des atténuations ou des changements d'intensité, il était nécessaire de relaxer cette contrainte d'homogénéité globale. Les premières approches basées région locale sont apparues dans un cadre proprement bayésien Pappas dans [38]. Depuis, d'autres applications et d'autres approches plus poussées ont vu le jour [39, 40, 41, 42]. Ces méthodes peuvent être divisées en deux catégories suivant la distribution identique ou non de l'intensité des pixels.

Lankton et al. dans [40] ont proposé un modèle pouvant rendre locale toute énergie basée région globale. Cette approche peut être considérée comme une généralisation des modèles locaux présentés dans [39, 41, 42].

Nous verrons que l'analyse des régions locales conduit à la construction d'une famille des énergies locales à chaque point le long de la courbe. Afin d'optimiser ces énergies locales chaque point est examiné séparément, et se déplace pour minimiser (ou maximiser) l'énergie calculée dans sa propre région locale. Pour calculer les énergies locales, les zones sont divisées en intérieur locale et extérieure locale par la courbe en constante évolution. L'optimisation de l'énergie se fait alors en ajustant un modèle à chaque région locale. Nous allons désigner une image donnée définie sur le domaine  $\Omega$ , et soit  $C$  un contour fermé représenté comme l'ensemble de niveau zéro d'une fonction de distance  $\phi$ . Nous spécifions l'intérieur de  $C$  par l'approximation suivante de la fonction Heaviside  $H(\phi(x))$ . De même, l'extérieur de  $C$  est défini comme étant  $(1 - H(\phi(x)))$ .

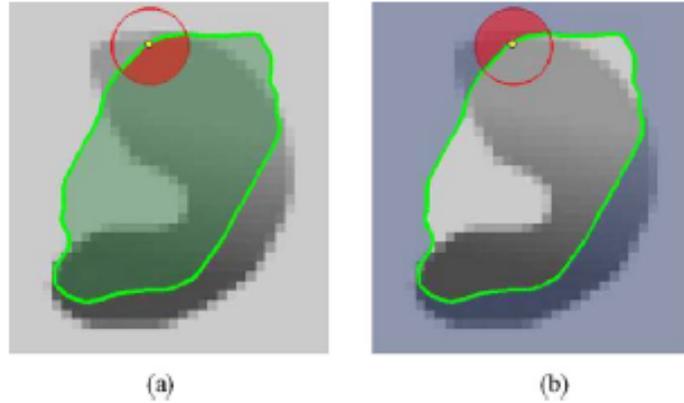


FIG 3.3 – Ballon est considéré comme à chaque point le long du contour. Cette balle est divisé par le contour au régions locales intérieures et régions locales exterieur, Dans les deux images x est représenté par le petit point.  $\kappa(x,y)$  la zone est représenté par le grand cercle rouge. (a) représente l'intérieur locale est la partie ombrée du cercle et (b) représente la partie ombrée du cercle indique l'extérieur local.

La zone juste autour de la courbe est spécifiée par  $\delta(\phi(x))$ .

Ainsi, l'énergie sous la formulation par ensemble de niveaux est donnée par :

$$\varepsilon(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) \left( \int_{\Omega} \kappa(x, y) \cdot F(\phi(y)); x dy \right) dx. \quad (3.8)$$

La fonction F est une mesure d'énergie générique d'un quelconque modèle basé région globale. Cette fonction est utilisée pour représenter l'aghérence locale de chaque point le long du contour.  $\kappa$  est une fenêtre locale qui sert de masque pour la région, cette fonction est donnée dans [[39, 41, 42]] par une gaussienne et dans [40] par une boule binaire dépendande d'un paramère de rayon r :

$$\kappa(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{si } |x-y| < r, \\ 0, & \text{si non .} \end{cases} \quad (3.9)$$

Dans l'équation (3.8) la localisation autour du contour est mise en oeuvre en ajoutant  $\delta(\phi(x))$  dans l'intégrale sur x. De plus, pour chaque x sélectionné par  $\delta(\phi(x))$ , la fenêtre  $\kappa$  assure que l'énergie F n'opère que l'information locale de l'image. Ainsi, l'énergie est représentée comme la somme des valeurs de F au voisinage  $\kappa$  le long de l'ensemble du niveau zéro.

**Remarque :** L'écriture de la fonction F dans l'équation (3.8) est fonction de la variation x. Cette écriture désigne la localisation autour de x de listimation de paramètre de fonction

F. Ces paramètre peuvent être par exemple le moyenne et la variance. Cette variable peut être négligée si on veut garder le caractère globale de F.

L'équation d'évaluation est donné par [40] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi(x)) \int_{\Omega} \kappa(x, y) \cdot \nabla_{\phi} f(\phi(y)); x dy. \quad (3.10)$$

Cette équation n'est vraie que si la dérivée de F par apport à  $\phi$  existe. Voir l'annexe (A) pour plus de détails.

Comme modèle d'application et d'illustration de la fonction F, nous avons choisi le modèle de Chan et Vese [33] déjà présenté dans l'équation (3.5). Les moyennes à l'intérieur et à l'exterieur du contour, respectivement  $c_1$  et  $c_2$ , sont estimées localement autour d'un point  $x$  par les expressions suivantes :

$$c_1(x) = \frac{\int_{\Omega} \kappa(x, y) H(\phi(y)) I(y) dy}{\int_{\Omega} \kappa(x, y) H(\phi(y)) dy} \quad (3.11)$$

$$c_2(x) = \frac{\int_{\Omega} \kappa(x, y) (1 - H(\phi(y))) I(y) dy}{\int_{\Omega} \kappa(x, y) (1 - H(\phi(y))) dy} \quad (3.12)$$

Ainsi, l'énergie interne (générique) F qui correspond à ce modèle global, s'obtient en remplaçant les moyennes globales  $c_1$  et  $c_2$  dans l'équation (3.5) par celles qui leur sont localement équivalentes  $c_1(x)$  et  $c_2(x)$  :

$$F(\phi, x) = \lambda_1 |I(y) - c_1(x)|^2 H(\phi) + \lambda_2 |I(y) - c_2(x)|^2 (1 - H(\phi)). \quad (3.13)$$

La dérivé de cette énergie suivant  $\phi$  est immédiatement donnée par :

$$\nabla_{\phi} F(\phi, x) = \delta(\phi(y)) (\lambda_1 |I(y) - c_1(x)|^2 - \lambda_2 |I(y) - c_2(x)|^2). \quad (3.14)$$

En introduisant l'équation (3.14) dans l'équation (3.10) la version locale du modèle de Chan et Vese s'écrit alors :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi(x)) \int_{\Omega} \kappa(x, y) \delta(\phi(y)) (\lambda_1 |I(y) - c_1(x)|^2 - \lambda_2 |I(y) - c_2(x)|^2) dy. \quad (3.15)$$

Le minimum de l'énergie est atteint quand l'intérieur et l'extérieur de chaque point de la courbe est mieux approximé par les moyennes locales  $c_1(x)$  et  $c_2(x)$ .

A partir de l'équation (3.61), le modèle de Li[43] est obtenu en supprimant  $\delta(\phi(x))$  qui représente la localisation de long du contour. En outre, le modèle présenté par Piovano et al.[42] est retrouvé en supprimant complètement l'intégrale le long du contour et aussi localisation ( $\kappa(x, y)$ ) de la fonction F.

### **3.4 Environnement de travail**

Pour réaliser notre travail, nous avons implémenté notre algorithme dans le logiciel Matlab 7.8, qui est un logiciel interactif permettant d'effectuer des calculs numériques complexes. Il est aussi particulièrement adapté dans le domaine du Traitement d'images. Pour valider notre algorithme de segmentation (Lankton), nous avons récupéré une base de données d'images réelle (IRM cérébrales), sur des coupes axiales et sagittales. Dans ce qui suit, nous illustrons les résultats de segmentation obtenus.

### **3.5 Base de données**

Les images traitées dans ce mémoire ont été enregistrées à l'hôpital Khelil Amrane de la wilaya de Bejaia. Ces images sont codées dans le format DICOM ( Digital Imaging and Communications in Medecine), de dimension 256X256 pixels. Notre base de données contient 20 images, dérivées de quatre patients atteints de gliome bas grade, dont 12 coupes sur le plan sagittal et 10 sur le plan axial. Les images sélectionnées sont pondérées en Flair. On constate sur les différentes coupes, que la tumeur apparaît comme une tache blanche, qui se situe dans la partie droite du cerveau. Les diverses tumeurs offrent une très grande variété dans leur taille, forme et couleur, ce qui explique la difficulté à déterminer le diagnostic.

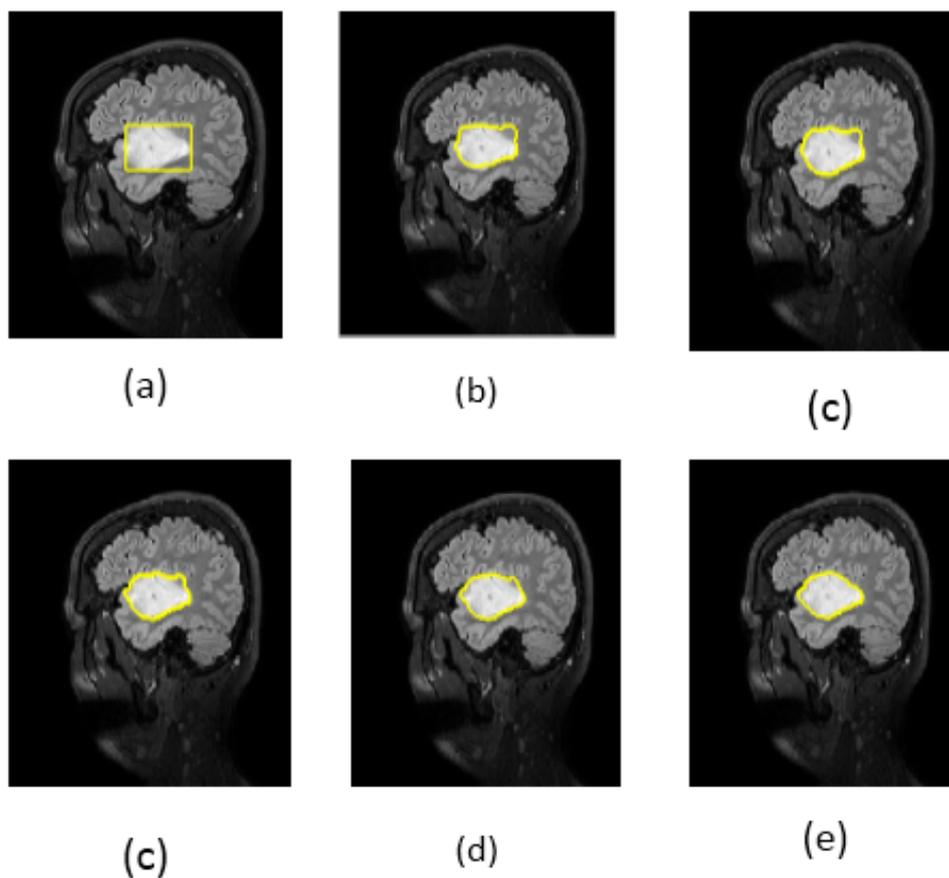


FIG 3.4 – Evolution de la courbe de déformation,(a) : nombre d'itération = 0, (b) : nombre d'itération = 20,(c) : nombre d'itération = 40, (d) : nombre d'itération = 50,(e) : nombre d'itération =70, (c) : nombre d'itération =80, (d) : nombre d'itération=90,

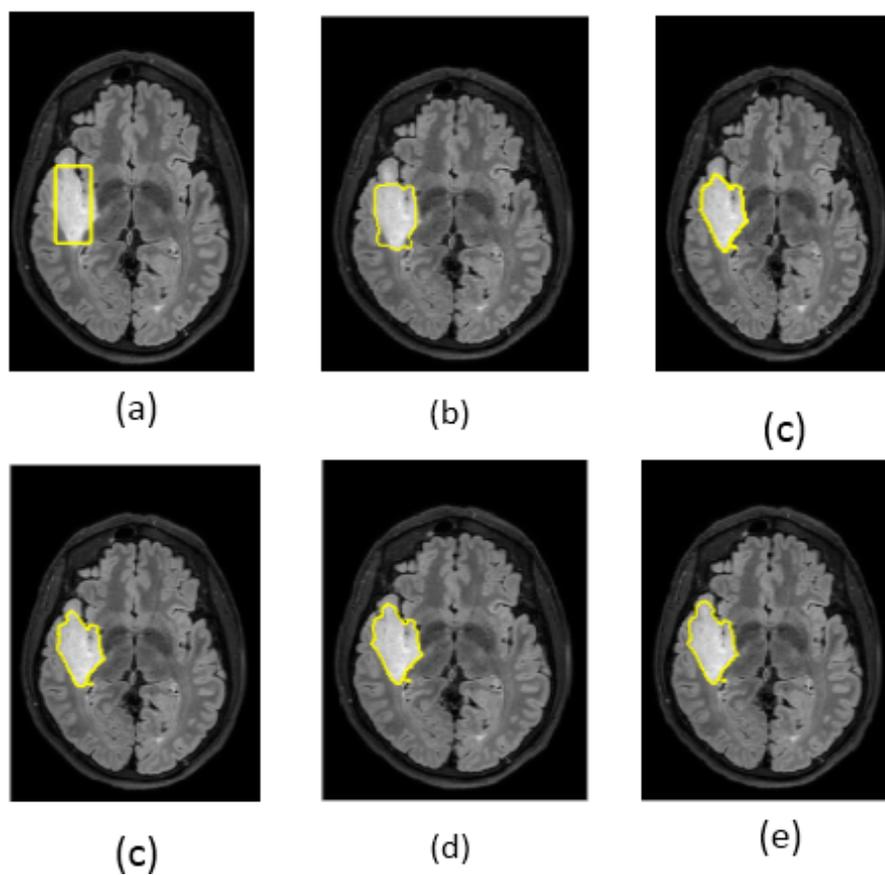


FIG 3.5 – Evolution de la courbe de déformation, (a) : nombre d'itération = 0, (b) : nombre d'itération = 30, (c) : nombre d'itération = 40, (d) : nombre d'itération = 50, (e) : nombre d'itération = 60, (f) : nombre d'itération = 70

## 3.6 Résultats de l'application de la méthode statistique locale

Dans cette application on s'intéresse à la détection de la partie tumorale et de l'œdème sur l'ensemble de notre base de données décrit précédemment. L'exécution optimale de notre algorithme nécessite un nombre d'itération et un temps d'exécution important. Nous avons choisi pour chaque image un nombre d'itération bien précis, ceci est du à la taille de la tumeur à détecter, qui diffère d'une coupe à une autre.

L'exécution de notre algorithme, repose sur l'initialisation d'un contour et de certains paramètres d'initialisations, qui sont fixés suivants la taille de la tumeur à détecter. La segmentation est guidée par le choix des paramètres intrinsèques du contour actif géométrique (Level set), pour la détection de la partie tumorale. Durant toute cette étude d'application et pour chaque image de notre base de données, nous avons utilisé les mêmes paramètres pour évoluer la courbe.

### 3.6.1 Résultats de la segmentation sur les coupes axiales

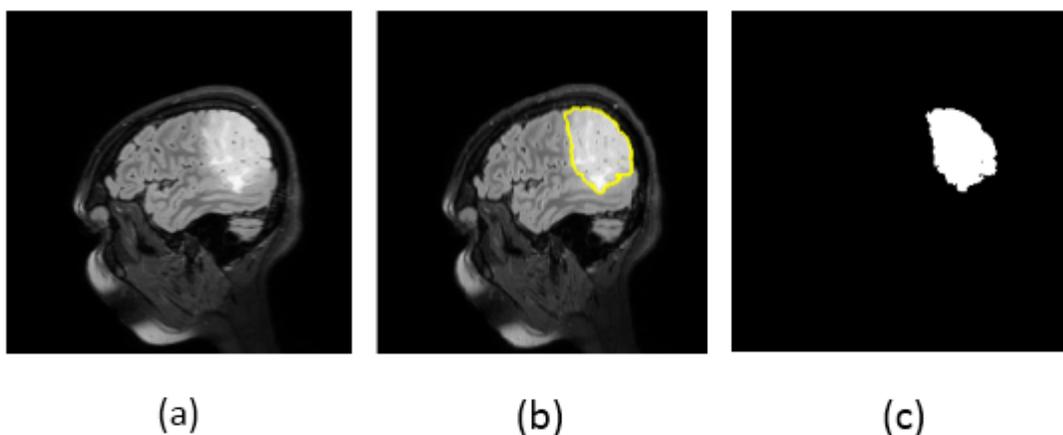


FIG 3.6 – Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c)masque binaire

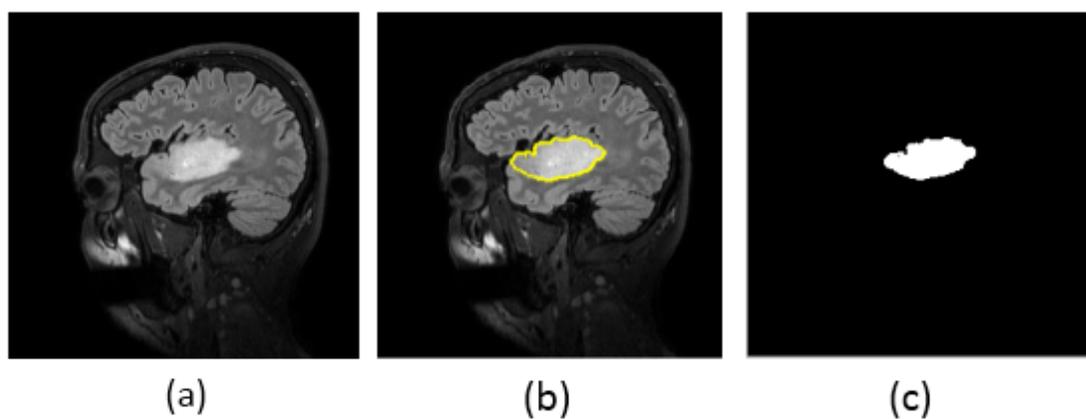


FIG 3.7 – Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c)masque binaire

### 3.6.2 Résultats de la segmentation sur les coupes sagittales

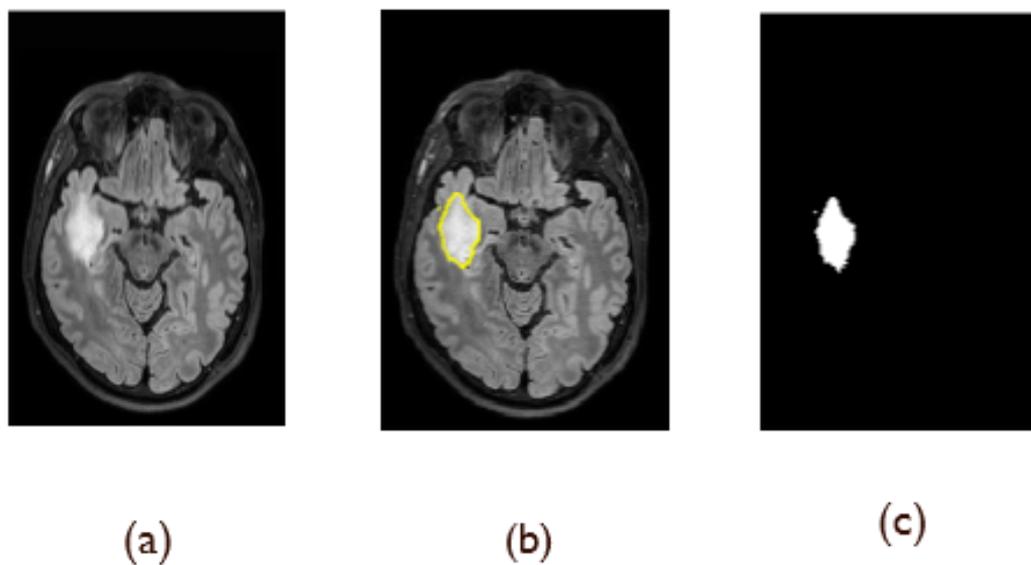


FIG 3.8 – Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c)masque binaire

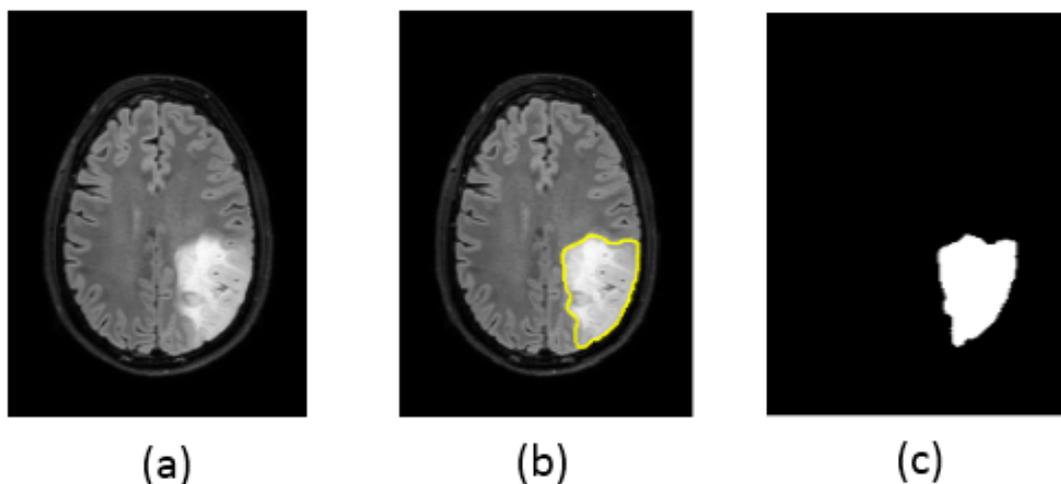


FIG 3.9 – Détection de la partie tumorale, (a) : image originale, (b) : image segmentée (c)masque binaire

### 3.7 Evaluation de la méthode proposée

Nous avons abordé des méthodes d'évaluation d'algorithmes de segmentation d'images naturelles (donc sans vérité absolue). Dans ce cas, une incertitude existe sur les informations mises à disposition telles qu'un tracé réalisé par un expert. Un exemple de l'évaluation avec une vérité de terrain réalisé par un expert est illustré dans la figure (3.9)

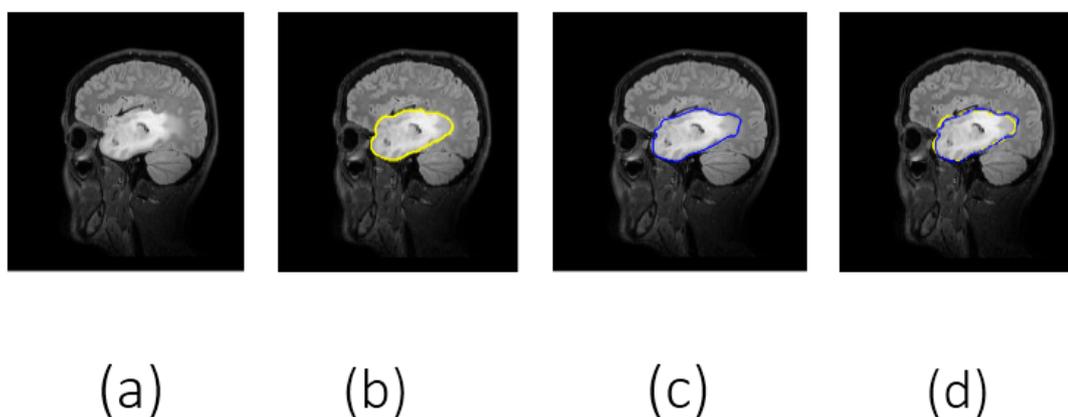


FIG 3.10 – Evaluation supervisée, (a) : image originale, (b) : image segmentée par l'algorithme de Lankton(c)Tracé manuel de l'expert (d)Fusion des deux segmentations réalisées.

## Coefficient de Dice

La méthode de segmentation a été appliquée à 20 images provenant de patients différents. Nous avons également appliqué à ces images l'algorithme de segmentation de Lankton. Afin d'estimer de manière quantitative les résultats de segmentation obtenus, un indice est calculé, permet de comparer deux contours A et B. Le coefficient de Dice  $D(A;B)$  mesure le recouvrement entre A et B et est défini par [18] :

$$D(A; B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (3.16)$$

$D(A;B)$  vaut 1 en cas de correspondance parfaite entre les deux contours, et 0 si le recouvrement est nul.

Dans l'exemple donné précédemment, le coefficient de Dice obtenu est 0.9554 qui est proche de 1 ce qui traduit une correspondance satisfaisante, et pour les autres images l'évaluation supervisée avec la vérité terrain ainsi les coefficient de dice sont donnés dans les tableaux suivant :

image	1	2	3	4	5	6	7	8
le coefficient de Dice	0.9163	0.9172	0.9437	0.9148	0.9035	0.8371	0.9554	0.9355

image	9	10	11	12	13	14	15	16
le coefficient de Dice	0.8770	0.8756	0.9324	0.8059	0.9332	0.9439	0.9235	0.8732

image	17	18	19	20	variance	espérance
le coefficient de Dice	0.9129	0.8913	0.9465	0.9371	0.0414	0.9088

## 3.8 Interprétation des résultats obtenus

En appliquant la méthode de segmentation sur différentes images médicales avec les meilleurs paramètres détectés et fixés auparavant, le tableau montre que notre méthode donne de bon résultats surtout sur les images ayant un bruit moyen. Il représente aussi des résultats des images ayant un contrast inhomogène par exemple l'image 12 montre un simple écart entre notre segmentation et la segmentation de l'expert. La variance

calculé valide notre modèle car l'écart entre l'ensemble des images de notre segmentation et l'ensemble des tracés manuels est proche de zero (0.0414). On constate aussi que le coefficient de dice s'approche de 1 pour toutes les réalisations (l'espérance égale à 0.9088) ce qui interprète des résultats encourageants et très satisfaisants.

### 3.9 Conclusion

Une technique d'évaluation de segmentation efficace peut avoir de grands bénéfices. Elle peut potentiellement donner un aperçu sur ce qu'est un bon algorithme de segmentation. Elle peut permettre aux recherches d'ajouter du poids aux argumentations qui disent qu'une nouvelle segmentation est meilleure que ce qui a été fait jusque-là. Elle peut aussi permettre aux développeurs de choisir le meilleur algorithme pour leur système d'application. L'utilisation d'une vérité terrain rend cette classe potentiellement plus générale et moins biaisée. Cependant, son inconvénient majeur réside dans les techniques nécessitant des vérités de terrain réelles chose qui peut introduire un biais lors de la création de segmentations de référence même par des experts.

Dans ce chapitre, un aperçu des critères d'évaluation de segmentation est présenté où nous avons adopté la classification supervisée des techniques d'évaluation. Les résultats obtenus par mesure de Dice sont prometteurs.

# Conclusion générale

le cerveau est un système complexe, composé de nombreuses structures qui s'entremêlent. Les frontières physiques entre ses structures sont, même pour un oeil averti, délicates à définir. Aux caractéristiques anatomiques du cerveau s'ajoutent des contraintes liées à la nature des images traitées. Les images IRM, issues d'un système d'acquisition, fournissent des données imparfaites, entachées d'imprécisions et d'incertitudes ; les principaux défauts relevés sont, en particulier, liés au bruit (bruit d'acquisition, aux mouvements du patient...) et à la dérive du champ radiofréquence. Alors que ces défauts caractéristiques sont corrigés par l'oeil, ils nuisent de façon indéniable à la qualité des résultats obtenus par les traitements numériques des images.

Dans ce travail nous avons présenté la méthode contour actif base région, et nous avons abordé la méthode de Chan et Vese qui est basé sur des statistiques globales pour la détection de la région d'intérêt dans le cas des images homogènes, et à cause de l'échec de cette méthode sur les images inhomogènes nous avons décrit la méthode de lankton qui est basé sur les statistique locales.

Après, nous avons présenté les résultats de segmentation des tumeurs cérébrales bas-grade récolté au CHU de bejaia obtenus par la méthode que nous avons proposé. Pour chaque volume segmenté, la zone tumorale est identifiée à partir de la segmentation et comparée à un volume défini manuellement par un expert.

Les résultats trouvées sont satisfaisants, ce qui nous a permet de dire, que l'utilisation de la méthode de contour actif base région locale permet de donner des résultats performants de segmentation par apport au tracés manuels.

## *Annexe*

```
function seg = local_AC_UM(Img,mask_init,rad,alpha,num_it,epsilon)
% This function aims to implement Shawn Lankton's local active contour. And
% the energy model is the UM model as defined in eq.(11)-(14).
% The local variables are calculated by filtering operation instead of
% iterating inspired by Chunming Li's IEEE TIP 2008 paper
%
% One small change is that I used a square window instead of disk for
% localization
%
% Input:
% 1. Img: image needs to be segmented
% 2. mask_init: initialization represented by binary image
% 3. rad: the side length of the square window
% 4. alpha: the coefficient to balance the image fidelity term and the
% curvature regularization term
% 5. num_it: maximum number of iterations
% 6. epsilon: epsilon used for delta and heaviside function
% Created by Jincheng Pang, Tufts University @11/09/2012

phi0 = mask2phi(mask_init);
phi = phi0;

B0 = ones(2*rad+1,2*rad+1);
% B0 = fspecial('disk',rad);

KI=conv2(Img,B0,'same');
KONE=conv2(ones(size(Img)),B0,'same');

for ii = 1:num_it
mask = Heaviside2(phi,epsilon);

I=Img.*mask;
temp1=conv2(mask,B0,'same');
```

```
temp2=conv2(I,B0,'same');
c1=temp2./(temp1);    % local mean value inside
c2=(KI-temp2)./(KONE-temp1); % local mean value outside

%%%%%%%%
s1=(c1.^2-c2.^2).*Dirac2(phi,epsilon);% Compute the 1st term in eq.
(14) in Lankton's IEEE TIP 08
s2=(c1-c2).*Dirac2(phi,epsilon);
dataForce=conv2(s1,B0,'same')-2.*Img.*conv2(s2,B0,'same'); %%% During
the implementation,
    Img should be separated out of the filtering operation!!!
% dataForce=conv2(s1,B0,'same')-2.*conv2(s2.*Img,B0,'same'); %%% During
the implementation,
Img should be separated out of the filtering operation!!!
dataForce = dataForce/max(abs(dataForce(:)));
%%%%%%%%
% curvature = get_curvature1(phi);
curvature = curvature_central(phi);
dphi = Dirac2(phi,epsilon).*(-dataForce + alpha*curvature);

dt = .48/(max(abs(dphi(:)))+eps);

%-- evolve the curve
phi = phi + dt.*dphi;

%-- Keep SDF smooth
phi = sussman(phi, .5);

    if(mod(ii,10) == 0)
        showCurveAndPhi(Img,phi,ii);
    end
end

seg = (phi>=0);
%%%%%%%%%%%%%%Auxiliary functions %%%%%%%%%%%%%%%
```

```
%-- level set re-initialization by the sussman method
function D = sussman(D, dt)
    % forward/backward differences
    a = D - shiftR(D); % backward
    b = shiftL(D) - D; % forward
    c = D - shiftD(D); % backward
    d = shiftU(D) - D; % forward

    a_p = a; a_n = a; % a+ and a-
    b_p = b; b_n = b;
    c_p = c; c_n = c;
    d_p = d; d_n = d;

    a_p(a < 0) = 0;
    a_n(a > 0) = 0;
    b_p(b < 0) = 0;
    b_n(b > 0) = 0;
    c_p(c < 0) = 0;
    c_n(c > 0) = 0;
    d_p(d < 0) = 0;
    d_n(d > 0) = 0;

    dD = zeros(size(D));
    D_neg_ind = find(D < 0);
    D_pos_ind = find(D > 0);
    dD(D_pos_ind) = sqrt(max(a_p(D_pos_ind).^2, b_n(D_pos_ind).^2) ...
        + max(c_p(D_pos_ind).^2, d_n(D_pos_ind).^2)) - 1;
    dD(D_neg_ind) = sqrt(max(a_n(D_neg_ind).^2, b_p(D_neg_ind).^2) ...
        + max(c_n(D_neg_ind).^2, d_p(D_neg_ind).^2)) - 1;

    D = D - dt .* sussman_sign(D) .* dD;

%-- whole matrix derivatives
function shift = shiftD(M)
```

```
shift = shiftR(M')';

function shift = shiftL(M)
    shift = [ M(:,2:size(M,2)) M(:,size(M,2)) ];

function shift = shiftR(M)
    shift = [ M(:,1) M(:,1:size(M,2)-1) ];

function shift = shiftU(M)
    shift = shiftL(M')';

function S = sussman_sign(D)
    S = D ./ sqrt(D.^2 + 1);

function phi = mask2phi(init_a)
% Modified by Jincheng Pang to reverse the phi function;
%
%-- converts a mask to a SDF
phi=bwdist(init_a)-bwdist(1-init_a)+im2double(init_a)-.5;
phi = -double(phi); % modified by Jincheng Pang 04/20/2012

function showCurveAndPhi(I, phi, i)
    imshow(I,'initialmagnification',200,'displayrange',[ ]);
% %   imagesc(xx,yy,I);axis square;axis xy
    hold on; contour(phi, [0 0], 'y','LineWidth',2);
%   contour(phi, [0 0], 'k','LineWidth',4);
    hold off; title([num2str(i) ' Iterations']); drawnow;

function f = Dirac2(x, sigma)
% % f=(1/2/sigma)*(1+cos(pi*x/sigma));
% % b = (x<=sigma) & (x>=-sigma);
% % f = f.*b;
f = (sigma/pi)./(sigma^2+x.^2);
```

```
function f = Heaviside2(x, epsilon) % Use Heaviside_{2,epsilon} as denoted
in Chan-Vese's TIP Paper.

    f = 0.5*(1+2/pi*atan(x./epsilon));

function k = curvature_central(u)
% compute curvature
[ux,uy] = gradient(u);
normDu = sqrt(ux.^2+uy.^2+1e-10);% the norm of the gradient plus
a small possitive number
% to avoid division by zero in the following computation.
Nx = ux./normDu;
Ny = uy./normDu;
[nxx,junk] = gradient(Nx);
[junk,nyy] = gradient(Ny);
k = nxx+nyy; % compute divergence
```

# Bibliographie

- [1] Benôit Scherrer "Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne.", Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2008.
- [2] Noblet Vincent" Recalage non rigide d'images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie ", Thèse, l'Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2006.
- [3] Meziane Abdelfettah " étude et comparaison des méthodes de segmentation des images cérébrales ", Thèse, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen, 2011.
- [4] La radiologie conventionnelle, CHU de Poitiers.
- [5] A-Achmirowicz J-B Beck, P-Y Delobel, C Vivarelli, " Imagerie IRM interventionnelle ", Projet Master, UTC, 2004-2005.
- [6] L.Germond, " Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale ", Thèse de doctorat L'université Joseph Fourier 1999.
- [7] S. Langlois, M. Desvignes, J.M. 1999. " A simple Approach to Correcting the effects of nonlinear gradient fields ". Journal of Magnetic Resonance Imaging, pp. 821-831
- [8] J.-P.Cocquerez et S.Philipp , Analyse d'images : filtrage et segmentation ouvrage collectif coordonne ; MASSON Editeur, juin 2000.
- [9] Jérémy LECOEUR "Segmentation d'IRM cérébrales multidimensionnelles par coupe de graphe " thèse de doctorat, université de Rennes 1,2010.
- [10] L. Aurdal. " Analysis of multi-image magnetic resonance acquisitions for segmentation and quantification of cerebral pathologies " thèse de doctorat, École Nationale des Télécommunications, 1997.
- [11] D. Geman and S. Geman. Stochastic relaxation, gibbs distributuion and the bayesian restoration of images. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell,6(6) : 721-741,1984.

- 
- [12] N. Ayache, P. Clinquin, L. Cohen, F. Leitner, and O. Monga. Segmentaion of complexe three-dimensional medical object : a challenge and a requirement for computed asisted surgery planing and performance. Computer-integrated surgery : technology and clinical applications, pages 59-74, 1996.
- [13] L. Cohen, E. Bardinet, N. Ayache, "Surface reconstruction using active contour models", SPIE Conference on Geometric Methods in Computer Vision, San Diego, CA, 1993.
- [14] ] R. Ronfard, "Region-based strategies for active contour models", International Journal of Computer Vision, vol. 13, n° 2, pp. 229–251, 1994.
- [15] ] A. Chakraborty, L. Staib, J. Duncan, "Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 15, pp. 859–870, dec. 1996.
- [16] C. Chesnaud, P. Refregier, V. Boulet, "Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, n° 11, pp. 1145–1156, 1999.
- [17] V. Caselles, F. Catte, T. Coll, and F. Dipois. A geometric model for active contours. Numer. Math, 66(1) :1-31, 1993.
- [18] R. Malladi, J. Sethian, and B. Vermuri. Shape modeling with front propagation : a level set approach. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 17(2) :158-175, 1995.
- [19] S. Osher and J.A. Sethian. Fronts propagating with curvature dependent speed : Algorithms based on hamilton-jacobi formulations. Journal of Computational Physics, 79(1) :12-49, 1988.
- [20] J. A. Sethian, editor. Curvature and the evolution of fronts, 101. Commun. in Math. Physic, 1985.
- [21] J. A. Sethian. Level set methods : Evolving interfaces in geometry, fluid mechanics, computer vision and material science. Cambridge University Press, 1996.
- [22] Jean-Jacques rousselle, "les contour actifs, une méthode de segmentation : Application à l'imagerie médicale", Thèse pour obtenir le grade de docteur de l'université de TOURS, page 20-68, 9 juillet 2003.
- [23] ] T. Pavlidis, Y. Liow. Integrating region growing and edge detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 12 (3), (1990), 225-233.
- [24] ] S. A. Hojjatoleslami, J. Kittler, Region Growing : A New Approach, IEEE Transactions on Image Processing, 7(7), (1998), 1079-1084.
-

- 
- [25] S. Beucher, F. Meyer, The morphological approach to segmentation : The watershed transformation, in Mathematical Morphology in Image Processing, E.R. Dougherty, Editor, Marcel Dekker Inc., New York, (1993), 433-481.
- [26] A. Shahzad, M. Sharif, M. Raza, K. Hussain Enhanced Watershed Image Processing Segmentation, Journal of Information & Communication Technology 2 (1), (2008), 01-09.
- [27] S.L. Horowitz, T. Pavlidis, Picture Segmentation by a Directed Split and Merge Procedure, Proc. ICPR, Denmark, (1976), 424-433.
- [28] O. Ron, P. Keith, R. D. Raj, Picture Segmentation Using a Recursive Region Splitting Method. Computer Graphics and Image Processing, 8 (3), (1978), 313-333.
- [29] T. Chan, L. Vese, "Active contours without edges", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, n° 2, pp. 266–277, 2001.
- [30] S. Zhu, A. Yuille, "Region competition : unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation", PAMI, vol. 18, pp. 884–900, september 1996.
- [31] N. Paragios and R. Deriche. Geodesic active regions for texture segmentation. Research report 3440, INRIA ,France, 1998.
- [32] S. C. Zhu and A. Yuille. Region competition : Unifying snakes, region growing, and bayes / MDL for multi-band image segmentation. IPMI, 18(9) :884-900, 1996.
- [33] T. F. Chan and L. A. Vese. Active contours edges. IEEE Trans. Image Process, 10(2) :266-277, 2001.
- [34] N. Paragios, R. Deriche, "Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation", International Journal of Computer Vision, vol. 46, n° 3, pp. 223, 2002.
- [35] D. Mumford and J. Shah. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variationnal problem. Commun. Pure APPL. Math., 42(5) : 577-685, 1989.
- [36] G. Aubert, M.Barlaud, O.Faugeras, and S. Jehan-Besson. Image segmentation using active contours : calculus of variations or shape gradients SIAM J. Appl. math.,63(6) :2128-2154, 2003.
- [37] S. Jehan-Bessonn, M. Barlaud ,and G. Aubert.*DREAM*<sup>2</sup> : Deformable regions driven by an eulerian accurate minimisation method for image and vidéo segmentation. Int. J. Comp. Vision, 1(53) :45-70, 2003.

- 
- [38] T. N. Pappas. An adaptative clustering algorithm for image segmentation. 40(4) : 901-914, 1992.
- [39] J. An, M. Rousson, and C. Xu. Gamma-convergence approximation to piecewise smooth medical image segmentation ? In MICCAI, volume 2, page 495-502,2007.
- [40] S. Lankton and A. Tannenbaum. Localizing region-based active contours. IEEE Trans. Image Process, 17(11) :2029-2039, 2008.
- [41] C. Li, C. kao, J. Gore, and Z. Ding. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. IEEE Trans .Image Process, 17(10) :1940-1949, 2008.
- [42] J.Piovano, M. Rousson, and T.Papadopoulo. Efficient segmentation of piecewise smooth images. In SSVM, pages 709-720, 2007.
- [43] C. Li. Active contours with local binary fitting energy. Presented at the IMA Workshop on New Mathematics and Algorithms for 3D I mage Analysis, Jan.2006.
- [44] E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, J. Darcourt, "Space time segmentation using level set active contours applied to myocardial gated SPECT", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 20, n° 7, pp. 643–659, juillet 2001.
- [45] E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, I. Laurette, J. Darcourt, "Nonparametric and non-rigid registration method applied to myocardial gated spect", IEEE Transactions on Nuclear Science, June 2002.
- [46] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, G. Aubert, "Video object segmentation using Eulerian region-based active contours", International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, October 2001.
- [47] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, G. Aubert, "DREAM2S : Deformable regions driven by an Eulerian accurate minimization method for image and video segmentation", International Journal of Computer Vision, vol. 53, n° 1, pp. 45–70, June 2003.
- [48] M. Gastaud, M. Barlaud, G. Aubert, "Combining shape prior and statistical features for active contour segmentation", to appear in IEEE TCSVT special session on Audio and Video Analysis for Interactive Multimedia Services, May 2004.
- [49] D. Cremers, C. Schnorr, J. Weickert, "Diffusion-snakes : Combining statistical shape knowledge and image information in a variational framework", Proceedings of 1st IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision, Vancouver, B.C., Canada, 2001, pp. 137–144.
- [50] Y. Chen, H.D. Tagare, S. Thiruvankadam, F. Huang, D. Wilson, K.S. Gopinath, R.W. Briggs, E.A. Geiser, "Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework", International Journal of Computer Vision, vol. 50, n° 3, pp. 315–328, 2002.
-

---

[51] Michèle Gouïès, Cours de segmentation d'images.

---

## Résumé

Les modèles statistiques donne de bon résultats en pratique, cependant sur les images avec fort changement d'intensité. L'objectif de ce travail est la conception et l'implémentation d'une méthode de segmentation des images IRM cérébrales pour la detection des gliomes. Partant ainsi du constat que la segmentation d'images médicales nécessite l'introduction de connaissances, nous avons opté pour une méthode des contours actifs bases région. Le travail porte sur le développement de la méthode de segmentation d'images basée sur le modèle de Chan et Vese, elle est basée sur les levels sets pour optimiser une fonctionnelle énergie base région globale pour les images homogènes. L'évaluation de cette méthode a été réalisée en effectuant des tests sur des images réelles. L'apport de la méthode de segmentation est essentiellement dans sa capacité à segmenter des images inhomogènes en rendrait lacale toute énergie basée région globale. Une étape de validation a été élaborée sur les images réelles avec une comparaion avec des tracés manuels. Les résultat obtenus par une comparaison aux vérité terrain, permettent d'affirmer qu'ils sont adéquats par rapport à l'état de l'art.

**Mots clés :** IRM, Segmentation, Contours actifs, Méthode variationnelle, Level set,

## Abstract

The statistical model gives good results in practice, but images with strong intensity change. The objective of this work is the design and implementation of a method for segmentation of brain MRI for the detection of gliomas. And Noting that the segmentation of medical images requires the introduction of knowledge, we opted for a method based active contours region. The work focuses on the development of image segmentation method based on the model and Chan Vese, it is based on the level sets to optimize energy based global functional area for homogeneous images. The evaluation of this method has been carried out by performing tests on real images. The contribution of the segmentation method is essentially its ability to segment inhomogeneous images would Lacale any energy based global region. A validation step was developed on real images with comparaion with hand drawn. the result obtained by a comparison with ground truth can be concluded that they are adequate in relation to the state of the art.

**Keywords :** IRM, Segmentation, Active contours, Variational method, Level Set.