



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médical

Présenté par :

Tou Fayza

**L'extraction des structures anatomiques en
images IRM cérébrales**

Soutenu le 30 juin 2019 devant le Jury

M.	Boukli Hacen Ismail	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
M	Djebbari Abdelghani	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	Lazzoni Sihem	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2018-2019

Résumé

La segmentation des structures cérébrales est une étape fondamentale dans la chaîne d'aide au diagnostic.

L'objectif de ce travail est le déploiement d'un système de segmentation d'images de résonance magnétiques (IRM).

Notre but est de mettre en œuvre des techniques de segmentation permettant l'extraction des structures anatomiques en image IRM cérébrale.

Notre choix est focalisé sur quatre types d'algorithmes : le seuillage La ligne de partage des eaux (LPE), le seuillage par entropie et l'algorithme K-means afin de les comparer et trouver la meilleure technique de segmentation utilisée .

Mots clés :

Images IRM , structure , cérébrale, seuillage , LPE, seuillage par entropie, K- means

Abstract

Automatic segmentation of brain structures is a fundamental step in the diagnostic support system.

The objective of this work is to deploy a segmentation system of magnetic resonance (MRI) images.

Our goal is to implement segmentation techniques allowing the extraction of anatomical structures in MRI images.

Our choice is focused on four types of algorithm: thresholding watershed , entropic threshold (shannon and Tsallis) and k-means in order to compare them and find the best segmentation technique used.

Keywords

Brain Structures , MRI images, thresholding watershed , entropic threshold

ملخص:

. تجزئة الهياكل الدماغية هي خطوة أساسية في سلسلة المساعدات التشخيصية الهدف من هذا العمل هو نشر نظام تجزئة صورة الرنين المغناطيسي (MRI). هدفنا هو تنفيذ تقنيات تجزئة تسمح لاستخراج الهياكل التشريحية في صورة التصوير بالرنين المغناطيسي الدماغية. يركز خيارنا على أربعة أنواع من الخوارزميات: عتبة ,مستجمعات المياه (LPE) ، عتبة الانتروبيا وخوارزمية K- من أجل مقارنتها وإيجاد أفضل تقنية تجزئة مستخدمة.

كلمات البحث:

التصوير بالرنين المغناطيسي ، المخ ، العتبة ، مستجمعات المياه LPE ، عتبة الانتروبيا, خوارزمية K

Dédicace

De tout mon cœur, je dédie ce modeste travail :

À mes anges, mes très chers parents dont l'existence me tient en vie.

À mes adorables sœurs Amel et Hanae.

À mon cher frère Abdlkhalak.

Sans jamais oublier monsieur Djabari Abdelghani qui m'a aidé pendant la durés de réalisation de notre travaille.

Remerciements

Avant tout, je remercie Dieu le très haut qui ma donné le courage et la volonté de réaliser ce modeste travail.

Mes remerciements sincères vont mon encadreur Mr. Djabbari Abdelghani docteur à l'Université Abou bakr Belkaid ,Tlemcen de m'avoir proposé un tel intéressant sujet, nous ouvrant ainsi les portes sur un domaine de recherche assez vivant.

Je remercie tous les membres du jury qui ont accepté d'évaluer mon travail.

Je voudrais aussi remercier tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des Encouragements.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre : Contexte médical	
I.1 Introduction	2
I.2 .Système nerveux central	2
I.2.1.Le cerveau humain.....	3
I.2.1.1. Description macroscopique.....	3
I.2.1.2. Description microscopique.....	4
I.3.Anatomie cérébrale.....	5
I.3.1. L'encéphale.....	5
I.3.2. Les tissus du cerveau.....	6
I.3.2.1. La matière grise.....	6
I.3.2 .2 .La substance blanche.....	7
I.3.2 . 3. Le liquide céphalo-rachidien	7
I.3.2 .4. les méninges.....	8
I.4. Imagerie par résonance magnétique.....	8
I.4.1 . Introduction	8
I.4 .2 Principes fondamentaux de l'imagerie par résonance magnétique (IRM)	8
I.4.3 Pondération et séquences des images IRM.....	12
I.4.3 .1 Les différentes pondérations.....	12
I.4.4 Influence du produit de contraste Gadolinium.....	13
I.4.5Création d'échos	15
I.4.6 Echo de gradient	16
I.4.7 Séquences Flair.....	17
I.4.8 Localisation et encodage spatial	17
I.4.9 Problèmes de reconstruction en IRM.....	18
I.5.Conclusion	19
Chapitre II :Contexte technique	
II.1 Introduction	20
II.2.Définition	20
II.3 Le but de la segmentions d'images cérébrales.....	20
II.4.Les différentes approches de segmentation	20
II.4.1.L'approche contour	22
II.4.1.1 .Espace échelle.....	22
II.4.1.2.Modèles dérivatifs	22
II.4 .2.Approche région	25
II.4.2.1.Définition d'une région	25
II .4. 2.2Croissance de région	25
II.4.2.3Les méthodes par classification	25
1 .Les approches supervisées	25
2.Approches non supervisées.....	25
II.4.3.Approches structurelles	29
II.4.3.1 .Les Opérateurs morphologiques	29
II.4.3.2. La Ligne de Partage des Eaux	31
II.4.4.Théorie des graphes	31
II.4.5. Forme	34
II.4.5 .1.Ensembles de niveaux.....	34
II.4.5 .2.Contour Actif	35
II.5 Conclusion	36

Chapitre III – Détection des structures anatomiques à partir de segmentation d’images IRM : Application

III.1. Introduction.....	37
III.2.Objectif.....	37
III.3 Outil informatique de traitement.....	37
III.4 Base de donnée.....	37
III.5 prétraitement.....	37
III.6Pré-segmentation.....	40
III.7Segmentation.....	43
III.7.1.Le seuillage.....	43
III.7.2.La Ligne de Partage des Eaux(LPE).....	44
III.7.Seuillage par entropie.....	46
III.7.4.K-means.....	51
III.8comparaison.....	53
III.9.Application sur image format DICOM.....	57
III.10.Application sur image pathologique.....	63
III.11Conclusion.....	66
Conclusion générale.....	82

Liste des figures et des tableaux

-figures-

Figure I .1 Le système nerveux central	2
Figure I .2 La position des quatre lobes dans le cerveau	4
Figure I .3 Schéma de l'encéphale en coupe sagittale	5
Figure I .4 Les ganglions de la base	6
Figure I .5 Les méninges	8
Figure I .6 les deux états de spins possible	9
Figure I .7 Les composantes de l'aimantation lors de l'excitation	10
Figure I .8 Signal de précession libre (Free Induction Decay, FID).	11
Figure I .9 La séquence Echo de Spin (ES)	12
Figure I .10 Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition	14
Figure I .11 Intérêt d'une acquisition avec injection de gadolinium	15
Figure I .12 Formation d'un écho de spin	16
Figure I .13 Formation d'un écho de gradient	17
Figure II.1. Classification de différente d'approche de segmentation d'image	21
Figure II.2. Exemple de scale space gaussien	22
Figure II.3 – Opérateurs dérivatifs	23
Figure II.4 .Synoptique d'une détection de contours par gradient. Les contours sont finalement représentés par des pixels blancs sur fond noir	23
Figure .II.5.L'application du Laplacien pour la détection de contours(b) sur l'image de gauche (a)	24
Figure II.6. Les masques pour les opérateurs Sobel et Prewitt , les normes et les directions	24
Figure II.7. L'application du masque de Sobel pour la détection de contours	25
Figure II. 8 – Principe de la croissance de région sur une image 2D	26
Figure II.9. Structure d'un neurone artificiel.	27
Figure II.10.Segmentation par SVM	28
Figure II.11. - Le processus de l'algorithme K-means.....	29
Figure .II.12. (a) érosion (b) dilatation	30
Figure II.13. (a) ouverture morphologique (b) fermeture morphologique	30
Figure.II.14.Segmentation par gradient morphologique	31
Figure .II.15. Principe de la Ligne de Partage des Eaux	32
Figure.II.16.Graphe non orienté.	32
Figure. II.17.Graphe orienté.	33
Figure .II.18. Graphe valué	33
Figure.II.19.Coupe d'un graphe.....	34
Figure. II.20.Exemple de graphe sur une image en 2 dimensions de taille 3x3	34.
Figure.II.21. Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour Actif.....	35
Figure.II.22. Segmentation par les contours actifs	36
Figure III.1 –Application du filtre de gauss et du filtre médian.....	39

Figure III.2. (a) Image originale en coupe coronale.(b) Image originale en coupe axiale.....	41
Figure III.3 .Les résultats de méthode proposée pour l'extraction de cerveau.....	43
Figure III.4. (a) Image originale . (b) Image égalisée.	44
Figure III.5.(a) image original. (b) résultat de binarisation . (c) les contours des sillons	45
Figure III.6.Résultats de segmentation de la MB+MG et les sillons corticaux.	
Figure III.7 Résultats de segmentation de la matière blanche MB.	45
Figure III.8 .La segmentation de la matière grise (MG).....	46
Figure III.9 (a) l'image original. (b) module de gradient	46
Figure III.10.a régions détectées par LPE. (b) Les maxima régionaux.....	47
Figure III.11. (a) la ligne de partage des eaux.(b) marqueurs et contours superposés sur l'image d'origine	48
figure III.12 .(a) matrice des lignes de partages des eaux colorée .(b) superposition transparente sur l'image d'origine.....	49
Figure III.13.Resultat de segmentation par l'algorithme de 'Entropic Threshold'	54
Figure III.14 . Résultat de segmentation par l'algorithme K- means	55
Figure III.15 résultats de superposition des classes obtenues par la segmentation par K-means sur l'imag original	56
Figure III.16.Image IRM format DICOM.....	60
Figure III.17 Application du filtre de gauss et du filtre médian	61
Figure III.18Les résultats d'extraction de	63
Figure III.19 résultats de binarisation d'image	64
Figure III.20 Résultats de segmentation de la matière blanche MB	64
Figure III.21.résultat de segmentation avec un seuil=110.....	65
Figure .III22 . résultat de segmentation par l'algorithme K-means.....	66
Figure III 23 .résultats de segmentation par LPE.....	67
Figure III 24 Le résultat de détection de tumeur par la méthode de seuillage.....	67
Figure III 25 .Le résultat de segmentation d'image pathologique par l'algorithme de seuillage par entropie de Shannon et Tsallis..	68
Figure III 26.Résultats de segmentation d'iamge pathologique par k-means	69

-Tableaux

Tableau III.1 : Les PSNRs et MSEs d'image filtrée.....	40
Tableau III.2 Temps d'exécution des étapes de segmentation.....	58
Tableau III.3 Le PSNR pour les 4 méthodes	59
Tableau.III.4 Comparaison des trois méthodes de segmentation.....	60
Tableau.III.5 : Les PSNRs et MSEs d'image filtrée.....	62.

Liste des acronymes utilisés

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique ou Images de Résonance Magnétique

RMN : Résonance Magnétique Nucléaire

LCR :Liquide Céphalo-Rachidien

MG :Matière Grise

MB :Matière Blanche

SNC : Système Nerveux Central

T1 : Séquence T1

P : Séquence densité de protons

T2 : Séquence T2

TR : Temps de répétition

TE :Temps d'écho

ES :Echo de spin

FID : Free Induction Decay (Signal de précession libre)

FSE :Fast Spin Echo

CLAHE : Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization(Egalisation d'histogramme adaptative à contraste)

LPE :Ligne de partage des eaux

PSNR : Rapport signal sur bruit

MSE : La mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE : Mean Square Error)

Introduction général

Introduction générale

L'imagerie médicale a vécu une constante évolution dans ces dernières années. cette évolution en termes d'équipements et techniques d'acquisition .

L'une des techniques d'acquisitions par excellent et la plus utilisée est l'imagerie médicale par résonance magnétique IRM ,cette modalité d'imagerie est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives .

L'analyse des images IRM par un médecin s'avère être une tâche fastidieuse qui consomme beaucoup de temps aussi l'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre d'où l'intérêt de développer des méthodes automatique pour la segmentation et l'analyse des images IRM qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision .

L'objectif de notre travail est de concevoir un système de segmentation d'images médicales plus particulièrement des IRM du cerveau. Notre méthode est utilisée pour extraire les différentes structures anatomiques.

Dans ce cadre nous proposons trois méthodes de segmentation, l'une est basée sur le seuillage tandis que la deuxième basée sur l'algorithme de LPE , aussi l'algorithme de seuillage par entropie enfin l'algorithme K-means.

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

Dans le premier chapitre nous avons présenté quelques notions de l'anatomie cérébrale ainsi que la méthode d'acquisition l'imagerie par résonance magnétique nucléaire.

Dans le deuxième chapitre, nous passons en revue les différentes méthodes de segmentation proposés dans la littérature .

Le dernier chapitre est consacré à la discussion des résultats obtenus et la comparaison, nous finissons par présenter les conclusions et les perspectives de ce travail

Chapitre I :

Le contexte médical

I.1 .Introduction :

L'étude du cerveau humain reste un sujet de recherche d'actualité malgré les avancés technologiques dans l'imagerie médical.

Les outils cliniques permettant l'observation in vivo de la zone cérébrale sont aujourd'hui nombreux.

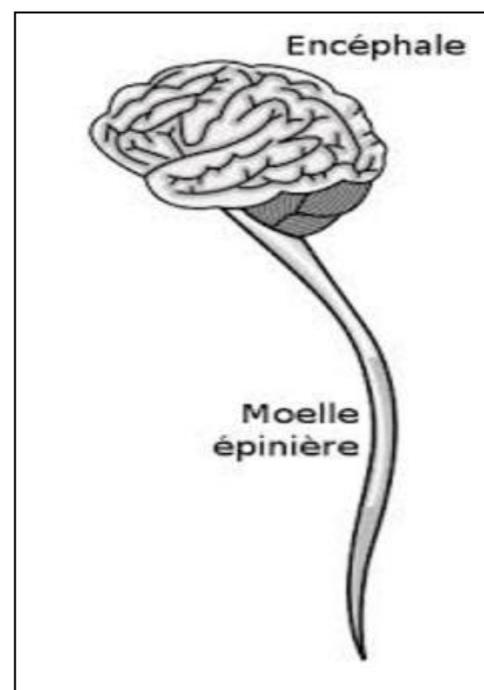
Parmi l'ensemble de ces techniques, l'IRM qu'est de plus en plus utilisée en routine cliniques.

Comme les images à traiter sont des images IRM, dans ce chapitre nous présentons l'imagerie par résonance magnétique, ses caractéristiques ainsi que ses défauts. Mais avant tout, nous évoquons l'imagerie cérébrale et quelques notions d'anatomie et de pathologies cérébrales qui vont nous permettre d'introduire les différentes structures anatomiques qui doivent être localisées et identifiées dans les images.

I.2 .Système nerveux central :

Le système nerveux central, constitué par l'encéphale comprenant le cerveau, le tronc cérébral, et le cervelet situés dans la boîte crânienne, et la moelle épinière située dans le canal rachidien. Son rôle est de recevoir, enregistrer, interpréter les signaux qui parviennent de la périphérie, et l'organiser la réponse à envoyer [1]

Figure I.1:Le système nerveux central [4]



I.2.1. Le cerveau humain

C'est l'étage le plus élevé dans la hiérarchie fonctionnelle du système nerveux central.[2]

I.2.1.1. Description macroscopique

Le cerveau humain est un organe impair de forme schématiquement ovoïde à grand axe Antéropostérieur [3]

Bien que le cerveau humain représente seulement 2% du poids total du corps humain [4] dont le poids du cerveau varie de 1400 à 1800 grammes le volume moyen est de 1100 cm³ chez la femme et de 1400 cm³ chez l'homme. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact direct avec la cavité osseuse. Il baigne dans le liquide céphalo-spinal à l'intérieur d'une enceinte liquidienne.[5]

Le cerveau est formé de deux hémisphères droit et gauche, incomplètement séparés l'un de l'autre par la scissure inter hémisphérique marquée par la faux du cerveau et réunis l'un à l'autre à leur partie centrale.[1] Ces 2 hémisphères sont constitués du cortex (substance grise) et d'une substance blanche.

Chaque hémisphère est creusé par des **sillons** profonds qui délimitent des **lobes**. Le premier est le **sillon latéral** ou *scissure de Sylvius*, où passe l'artère sylvienne, celui-ci sépare le **lobe frontal** du **lobe temporal**.

La deuxième scissure est le **sillon central** ou *scissure de Rolando*, il sépare le lobe frontal du **lobe pariétal**.

Le troisième sillon est le **sillon pariéto-occipital**, il sépare le **lobe occipital** des lobes temporal et pariétal.

Sans oublier un cinquième lobe non visible en surface: le **lobe de l'insula**, qu'on trouve en écartant la scissure de Sylvius. Dans chaque lobe, il existe des sillons moins profonds qui délimitent des **circonvolutions** [6].

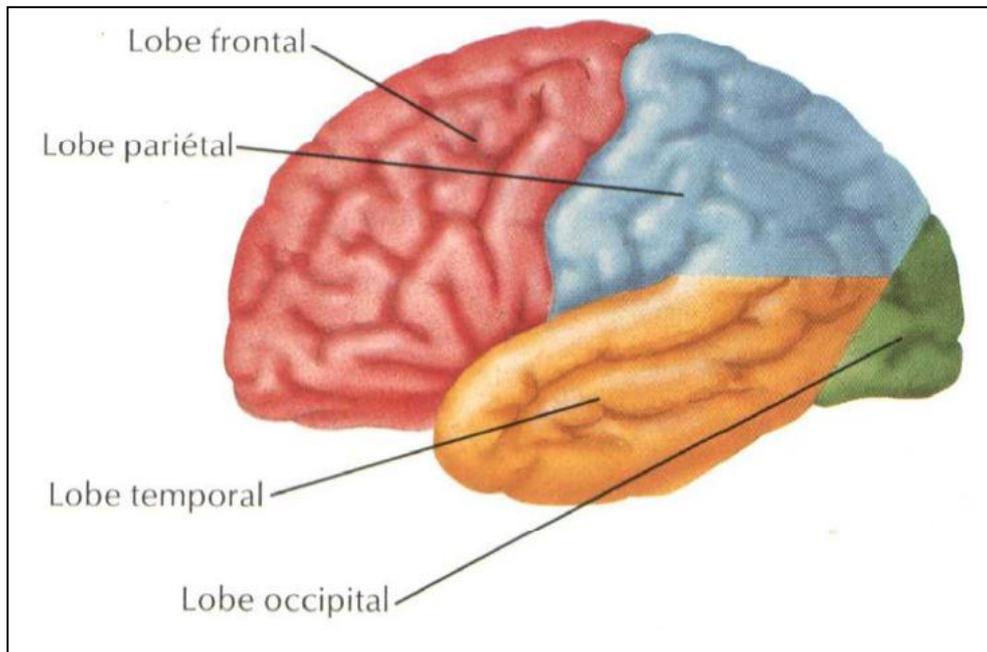


Figure I.2 : La position des quatre lobes dans le cerveau.[2]

I.2.1.2. Description microscopique

Le tissu nerveux est composé de 2 types de cellules ;les neurones et les cellules gliales[1]
La façon dont se regroupent les différentes parties de ces cellules permet de distinguer, à tous les niveaux du SNC, la substance grise(SG) et la substance blanche (SB)[7]

Les neurones sont l'unité de travail de base du cerveau .Ils transmettent l'information sous la forme d'un courant électrique , d'un point à un autre du SNC .

Les neurones sont extrêmement nombreux : environ 100 milliards par individu. .

Les cellules gliales nourrissent, entretient isolent les neurones et communiquent avec eux .Elles sont 10 fois plus nombreuses que les neurones .

Parmi les cellules gliale on distingue les astrocytes, les oligodendrocytes et les cellules.[8]
microgliales

I.3. Anatomie cérébrale

I.3.1. L'encéphale

L'encéphale est constitué du tronc cérébral, du cervelet et du cerveau. L'ensemble flotte dans un coussin protecteur de liquide céphalo-rachidien (LCR).

Le tronc cérébral est situé dans la fosse postérieure du crâne, sous le cerveau. Il représente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau, en haut, le cervelet, en arrière et la moelle épinière en bas [9]. 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 [10].

Le cervelet est le centre nerveux chargé de la coordination des mouvements. C'est la deuxième plus grosse structure de l'encéphale après le cortex. Il est issu de la partie dorsale du métencéphale et est relié au reste de l'encéphale par les pédoncules cérébelleux [9]. Le cerveau humain est constitué de deux hémisphères cérébraux quasi-symétriques droit et gauche formant le télencéphale, en plus du diencephale, une partie impaire et médiane recouverte par le télencéphale, il comprend le thalamus et l'hypothalamus [6]. Les deux hémisphères sont reliés par des faisceaux de fibres appelés commissures [9].

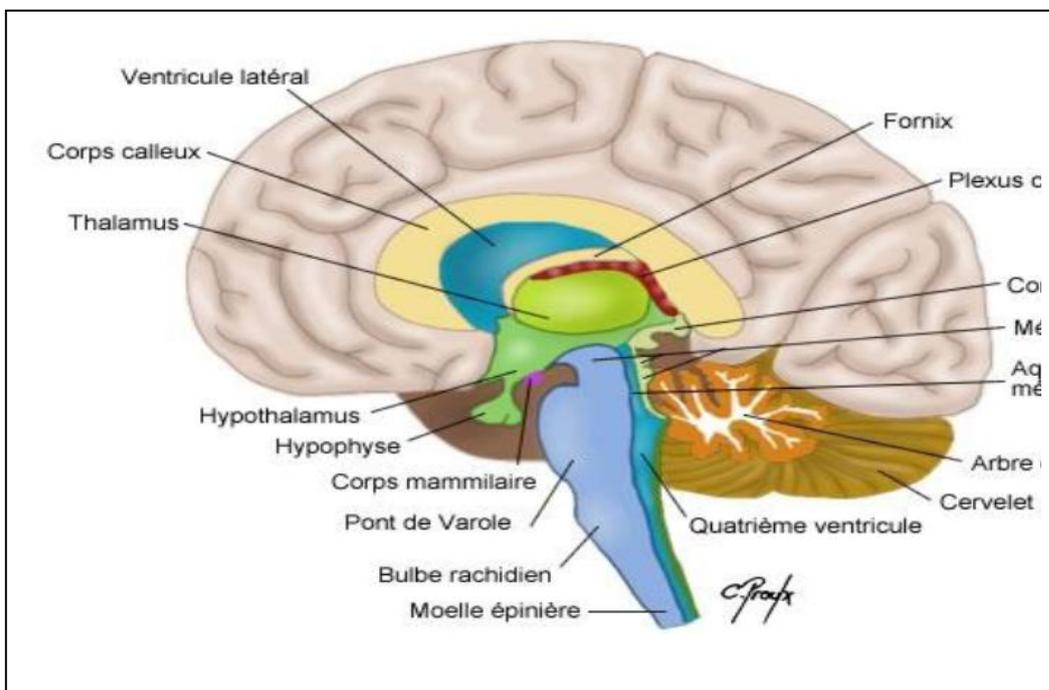


Figure I.3. Schéma de l'encéphale en coupe sagittale . [11]

I.3.2. Les tissus du cerveau

I.3.2.1. La matière grise

La substance grise correspond au corps cellulaire des neurones. Elle permet la réception, l'élaboration et l'analyse des messages qui permettent de déclencher une réponse. Cette substance grise se répartit en une couche superficielle épaisse recouvrant le cerveau, le cortex, et en noyaux profonds, les noyaux gris centraux (ou ganglions de la base). [12]

I.3.2.2. La substance blanche

Le tissu neuronal, qui est principalement formé d'axones entourés d'une gaine de myéline, est appelé substance blanche. Située dans la partie interne du cerveau et la moelle épinière, la substance blanche représente en quelque sorte le câblage de l'encéphale. Généralement, la substance blanche peut être considérée comme la partie du cerveau responsable de la transmission des informations, alors que la substance grise est responsable du traitement des informations (car elle est composée des corps cellulaires des neurones). [12]

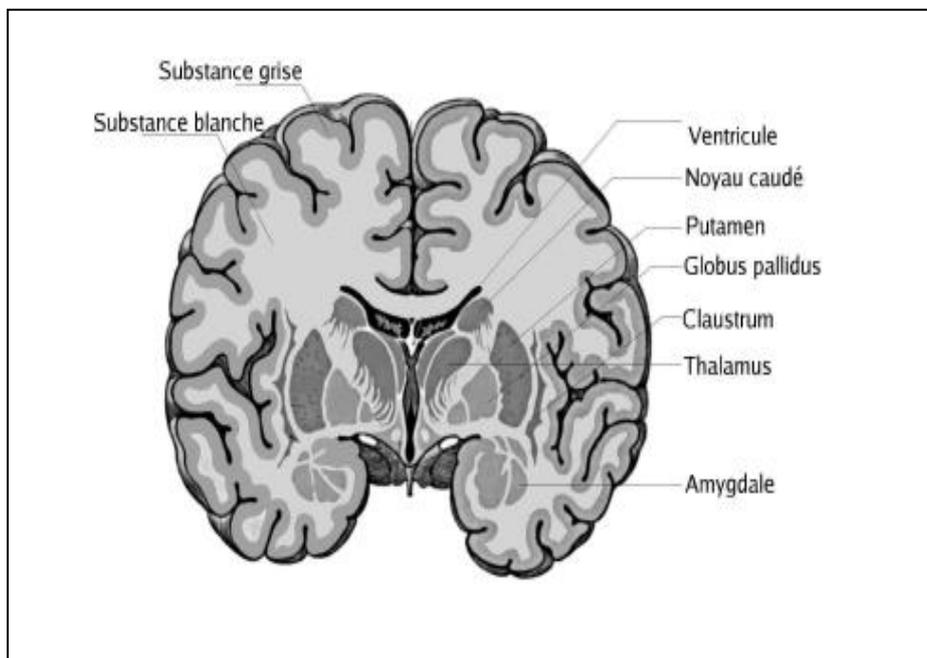


Figure I.4. Les ganglions de la base [12]

I.3.2 . 3. Le liquide céphalo-rachidien

Le liquide céphalo-rachidien est une substance transparente constituée de 99% d'eau .Il forme un coussin protecteur pour le système nerveux central (SNC) et le nourrit. Le LCR est contenu dans le SNC , dans deux zones anatomiques bien distinctes :

- **Le système interne** est constitué par les ventricules cérébraux, qui sont au nombre de quatre :
 - les ventricules latéraux(un dans chaque hémisphère cérébral),
 - le troisième ventricule se situe entre les deux thalamus
 - le quatrième ventricule se trouve en arrière du tronc cérébral

Les ventricules latéraux communiquent avec le troisième ventricule via le trou de Monro, et le quatrième ventricule avec le troisième ventricule par l'intermédiaire de l'aqueduc de Sylvius. Ce sont les plexus choroïdes contenus dans les ventricules cérébraux qui sécrètent le liquide céphalo-rachidien;

- **Le système externe** appelé également système de résorption :il s'agit des cavités situées en dessous de l'arachnoïde. Cette cavité est plus précisément située entre la pie-mère et l'arachnoïde.

Le compartiment ventriculaire et le compartiment de résorption communiquent entre eux au niveau de la partie inférieure du cervelet par un foramen ventriculaire appelé trou de Magendie [9].

I.3.2 .4. les méninges

Le cerveau est recouvert de trois méninges :

- la dure-mère est la méninge la plus épaisse : toile fibreuse
- l'arachnoïde tapisse la face interne de la dure-mère
- la pie-mère tapisse la surface du cerveau en épousant étroitement les replis, scissures et les circonvolutions du cerveau.

Entre l'arachnoïde et pie mère la pie-se trouve l'espace sub-arachnoïdien qui est occupé par le liquide cérebrospinal [2]

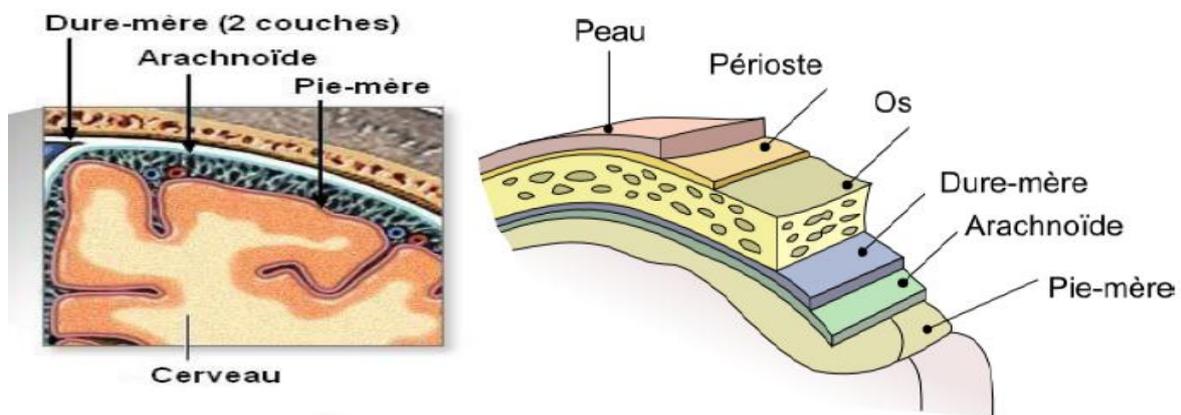


Figure I. 5 . Les méninges [13]

I.4. Imagerie par résonance magnétique

I.4.1 . Introduction :

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical et en particulier dans l'imagerie médicale, l'étude du cerveau humain est un problème ardu et reste un sujet de recherche de forte actualité, du fait de l'évolution des techniques d'imagerie, la grande capacité de calcul des machines...etc. Une des modalités d'imagerie les plus couramment utilisées, à laquelle nous nous sommes intéressés dans le cadre de ce travail, est l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), qui est devenue un outil indispensable pour tout examen clinique, elle présente l'avantage d'être non invasive et permet l'acquisition d'images bi ou tridimensionnelles sur lesquelles différents contrastes sont possibles. [14]

I.4 .2 Principes fondamentaux de l'imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'avènement de l'IRM à la fin des années 1970 a fait l'effet d'une bombe dans le milieu médical. Cette nouvelle technique n'utilisait ni les rayons X, ni les ultrasons, mais faisait plutôt appel aux champs magnétiques [15]

La résonance magnétique nucléaire (RMN) est un phénomène mis au jour en 1945 indépendamment par Félix Bloch d'un cote et Edward Purcell de l'autre. Ils reçurent conjointement le prix Nobel 1952 pour cette découverte. Ils découvrirent que l'application d'un champ électromagnétique a une fréquence judicieuse sur un échantillon

aqueux plonge dans un champ magnétique statique B_0 produit un courant détectable dans une bobine placée tout près.

L'eau est une molécule comportant un atome d'oxygène et deux atomes d'hydrogène. Ces derniers, tout comme l'ensemble des atomes, dont le nombre de nucléons, c'est-à-dire la somme des protons et des neutrons du noyau, est impair, ont un *spin* non nul. Le noyau se comporte alors comme des aimants microscopiques en lui conférant un moment magnétique. Ainsi plongés dans un champ magnétique B_0 , ils s'orientent le long de celui-ci, et précèdent à une pulsation caractéristique ω_0 dite fréquence angulaire de Larmor autour de l'axe de B_0

$$\omega_0 = \gamma B_0$$

Où γ est le rapport gyromagnétique du noyau considéré en $\text{rad} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{T}^{-1}$ et B_0 l'intensité du champ magnétique en Tesla. [15]

L'ensemble des protons s'orientant dans le sens de B_0 forme alors une sous-population de spins $+1/2$; l'ensemble s'orientant dans le sens inverse forme la sous-population de spins $-1/2$ (Figure I.5.a). La sous-population de spins $+1/2$ étant la plus importante, il existe une aimantation résultante M_0 proportionnelle au nombre de protons présents. M_0 ne possède qu'une composante longitudinale, dans le sens de B_0 [10]

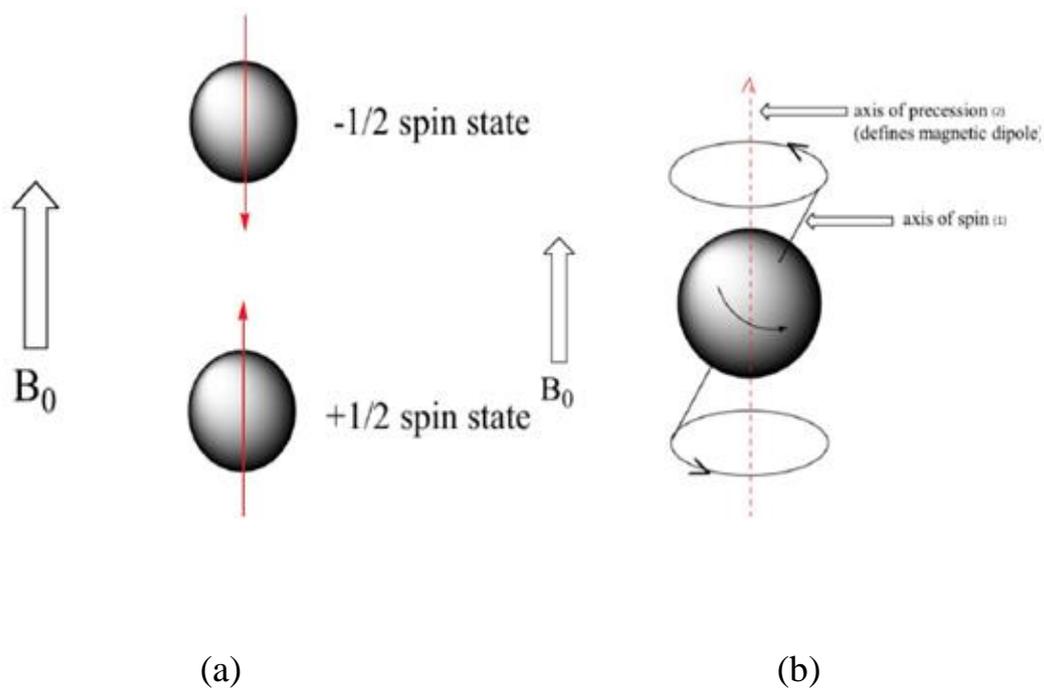


Figure I.6 : les deux états de spins possible

(a) Les états de spin. (b) Mouvement de précession et le spin du proton. [10]

La figure (a) ci-dessus illustre les deux états de spin possible : l'état de basse énergie $+1/2$ ou "parallèle" et l'état de haute énergie $-1/2$ ou "antiparallèle". (b) figure le mouvement de précession qu'effectue un proton mis sous un champ magnétique avec (1) : Le spin qui est le vecteur qui représente l'axe de rotation du proton. (2) : l'axe du champ magnétique B_0 (l'axe de précession).[10]

- **La résonance**

À l'aide des antennes émettrices de l'IRM, on excite les noyaux d'hydrogène par l'émission d'ondes électromagnétiques de fréquence égale à la fréquence de résonance de ces derniers, perturbant ainsi l'état d'équilibre du système (M_0 et B_0 ne sont plus alignés) : c'est le phénomène de résonance.

L'aimantation résultante de l'excitation M possède dès lors, deux composantes (une composante longitudinale et une composante transversale)[15]

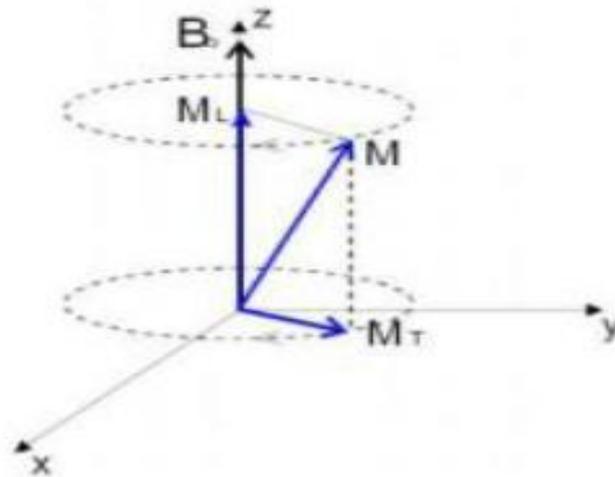


Figure I.7 -Les composantes de l'aimantation lors de l'excitation[16]

- **La relaxation**

Le retour à l'état d'équilibre des atomes d'hydrogène après la résonance, appelé aussi relaxation, où M_0 et B_0 sont de nouveau alignés requière un laps de temps qui peut être divisé en deux composantes T_1 et T_2 (une composante longitudinale et une composante transversale) relatives aux composantes du champ magnétique induit par l'excitation. Les valeurs T_1 et T_2 dépendent ainsi du tissu rencontré[13]

- **La formation d'image :**

Pour constituer une image IRM, on soumet le patient à un champ magnétique B_0 et à une onde radiofréquence B_1 de fréquence égale à la fréquence de précession des protons. Sous l'effet de cette onde, les protons basculent d'un angle α , généralement de 90° ou de 180° par rapport à M_0 . À l'arrêt de l'impulsion, le retour à l'équilibre s'établit : il y a réduction rapide du moment transversal M_T et repousse du moment longitudinal M_L . Pendant ce retour à l'équilibre, le proton continue à précesser et induit un champ magnétique FID (Free Induction Decay). C'est ce signal qui est recueilli par les bobines de réception puis transformé en signal électrique

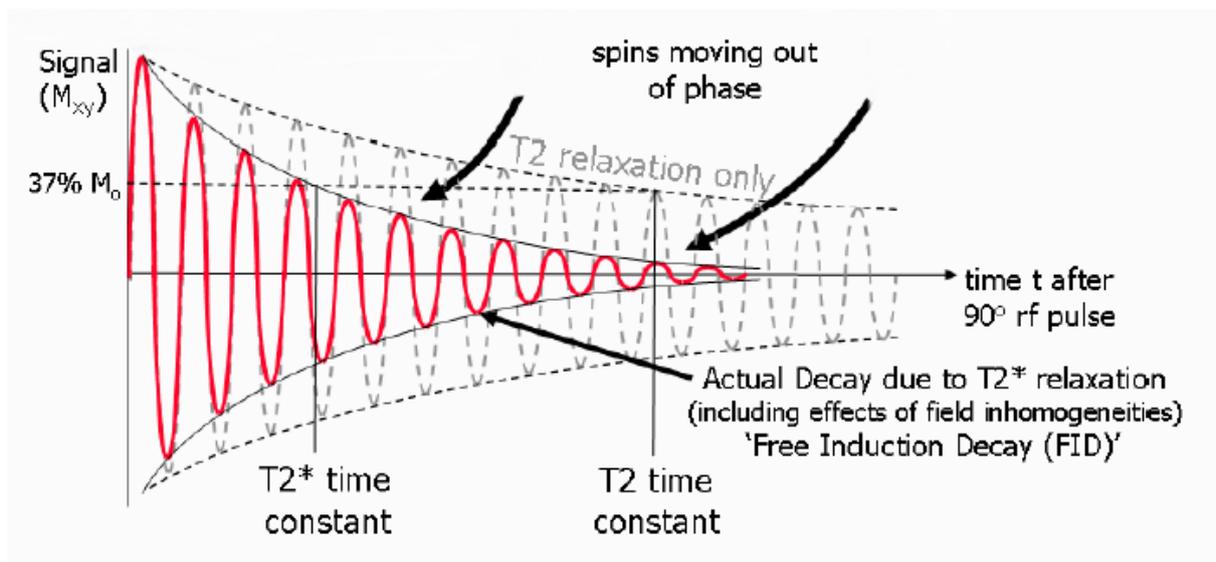


Figure I.8 : Signal de précession libre (Free Induction Decay, FID).[10]

L'image numérique IRM représente ainsi la répartition spatiale d'une grandeur physique :

chaque élément d'une coupe correspond à la représentation de l'aimantation nucléaire d'un volume de l'espace exploré. Ces éléments sont habituellement appelés pixels quand on considère individuellement une coupe et voxels quand on considère le volume constitué de l'empilement des coupes.

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

- le gradient de coupe sélective G_s sélectionne le plan de coupe, celui-ci pouvant être quelconque dans l'espace,
- le gradient de codage de phase G_x sélectionne les lignes dans le plan de coupe sélectionné,
- le gradient de fréquence G_y sélectionne les colonnes dans le plan de coupe sélectionné.[16]

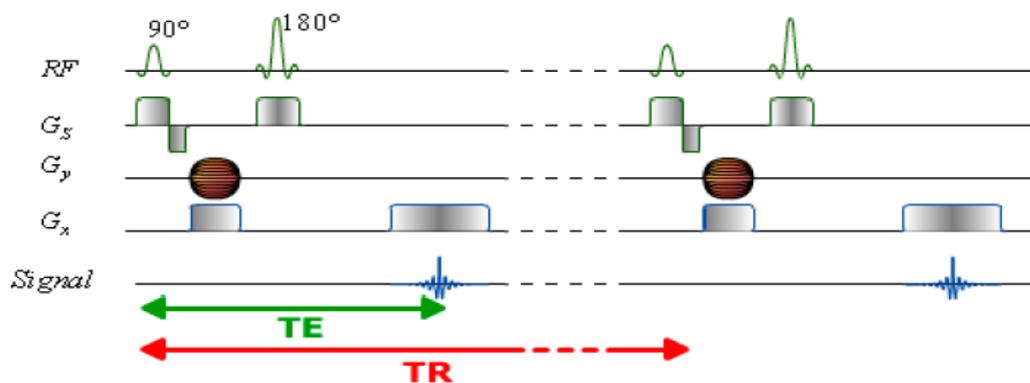


Figure I. 9: La séquence Echo de Spin (ES) .[20]

la sélection d'une coupe se fait par couplage d'une impulsion RF à un gradient de sélection de coupe . Un gradient de phase de durée G_s , G_x , G_y est ensuite appliqué pour coder une ligne. Au bout d'un temps d'écho (TE), le signal échantillonné en un nombre de points est acquis grâce à un gradient de lecture. Cette séquence est répétée autant de fois qu'il y a de lignes à remplir dans l'espace k . Le gradient de phase est incrémenté à chaque ligne . [20]

I.4.3 Pondération et séquences des images IRM

I.4.3 .1 Les différentes pondération

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

- La première est constituée de paramètres intrinsèques liés directement aux tissus observés. Il s'agit de la densité en protons des temps de relaxation T1 et T2, de la présence d'un agent de contraste ou encore de la vitesse des fluides circulant.
- La seconde est constituée de paramètres liés à l'appareil lui-même et à la séquence d'acquisition. Cette dernière dépend essentiellement du temps de répétition TR séparant deux impulsions de l'onde radiofréquence B1 et du temps d'écho TE séparant l'impulsion de la lecture du signal.

- **Image pondérée en T1**

Pour des TR de l'ordre de 600 ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T1. Pour des TE d'environ 20 ms, les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T2. Ainsi, on obtient une image pondérée en T1, où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en liquide céphalo-rachidien, matière grise puis matière blanche.[16]

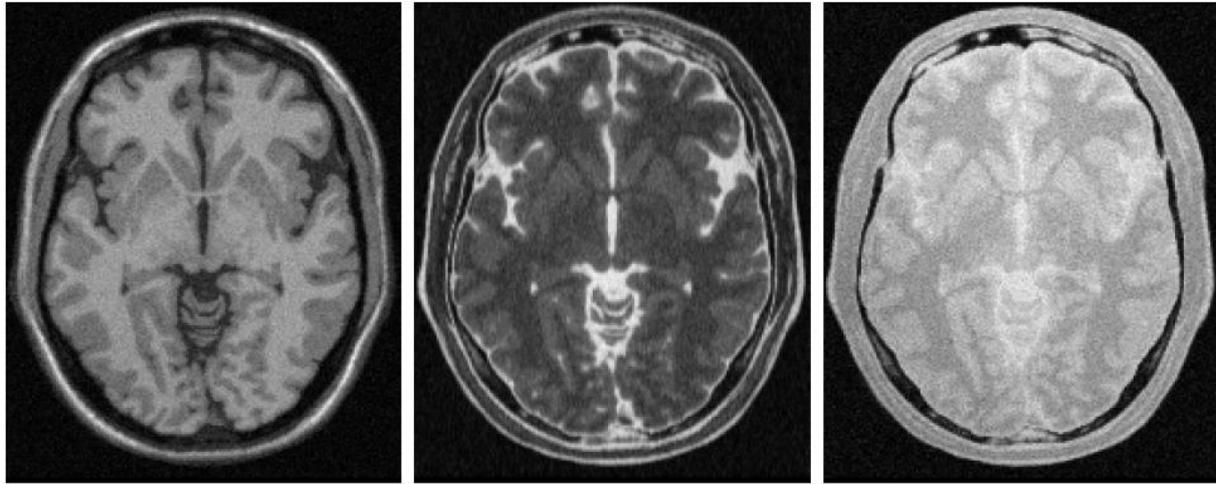
- **Image pondérée en T2**

Pour des TR de l'ordre de 2 s et des TE d'environ 90 ms, la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus. Le signal est alors suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T2, où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalo-rachidien.[16]

- **Image pondérée en densité de protons ρ :**

Pour un TR de l'ordre de 2 s et un TE court d'environ 20 ms, la différence de densité protonique entre la matière grise et la matière blanche s'exprime. On obtient une séquence qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures.

Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalorachidien.[16]



(a) pondération en T1

(b) pondération en T2

(c) pondération en ρ

Figure I. 10. Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition .[16]

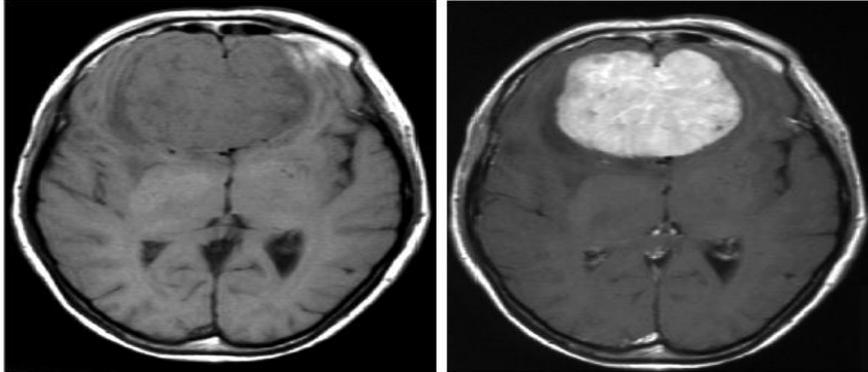
I.4.4 Influence du produit de contraste Gadolinium

L'injection de gadolinium présente un intérêt majeur dans le diagnostic des tumeurs cérébrales.

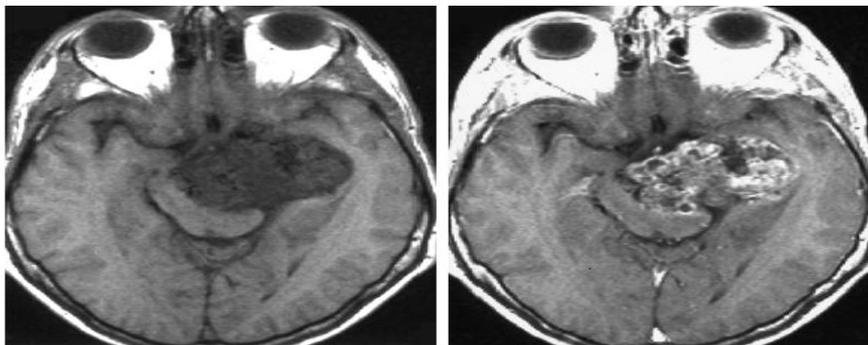
En effet, sans ce produit de contraste, une image peut ne pas refléter la présence de la tumeur. La fixation du gadolinium, en modifiant les propriétés magnétiques des éléments, transforme leur réponse au champ radiofréquence en raccourcissant le T1 et en créant de l'hyper signal . En T2, l'injection de gadolinium soit ne modifie pas le contraste des lésions, soit, à de fortes concentrations, « éteint » l'hyper-signal spontané.

Même si le gadolinium permet la création d'un hyper-signal au niveau de la tumeur, il faut néanmoins utiliser cette information avec prudence. D'une part, l'hyper-signal ne peut s'exprimer qu'aux endroits où le gadolinium a circulé ; or, certaines tumeurs sont partiellement ou totalement imperméables à ce produit (figure I.11). D'autre part, l'injection

de gadolinium sous-estime le volume de la lésion. Dans ces deux cas, on mesure donc l'intérêt de réaliser une acquisition en T2 complémentaire.[16]



Cas(1)



Cas(2)

Figure I. 11: Intérêt d'une acquisition avec injection de gadolinium . [17]

Ces deux cas représentent une coupe pondérée en T1 et la même après injection de gadolinium. Dans le premier cas, le gadolinium a parfaitement rehaussé la tumeur. Dans le second, seule une partie de la tumeur est mise en évidence. Ceci illustre à la fois l'intérêt d'une acquisition après injection du produit de contraste mais aussi la prudence qu'il faut observer lors de l'analyse des clichés.[17]

I.4.5Création d'échos :

Parmi les séquences classiques, on distingue les séquences spin écho, écho gradient et inversion récupération.[16]

Les échos de spin sont générés en appliquant une impulsion RF de réfocalisation (180°) après l'excitation des spins (impulsion RF à 90°). Ceci permet d'inverser le déphasage causé par les inhomogénéités de champ statique (effet $T2^*$).

Les spins retrouvent alors progressivement leur cohérence en phase ce qui augmente le signal de FID, le maximum étant atteint à TE (TE : temps d'écho ; Le temps entre l'application de l'impulsion d'excitation et le maximum d'amplitude de l'écho). C'est l'écho de spin. Après TE, les spins se déphasent à nouveau à cause de l'effet $T2^*$ et le signal diminue à nouveau. Afin de complètement inverser les déphasages dus aux inhomogénéités de champ, l'impulsion de réfocalisation doit être appliquée à TE/2 après l'impulsion d'excitation. [17]

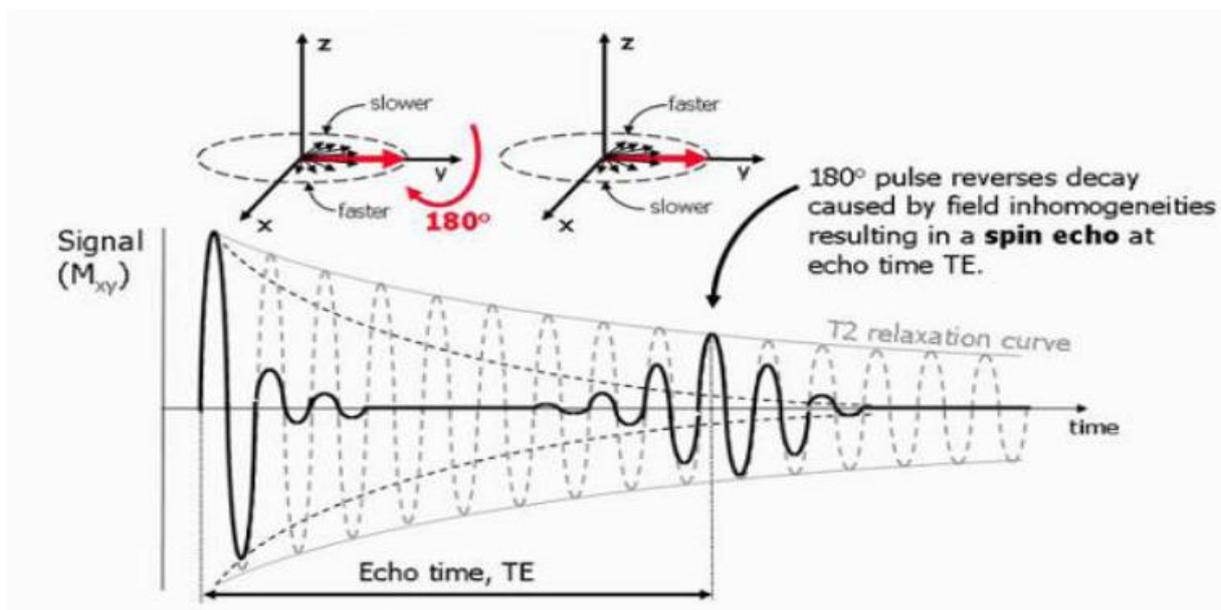


Figure I.12. Formation d'un écho de spin .[18]

I.4.6 Echo de gradient :

Les échos de gradient sont générés en appliquant des gradients de champ magnétique après avoir excité les spins. Ces gradients sont utilisés pour produire un changement dans le champ magnétique et donc dans la fréquence de Larmor suivant une direction particulière. Ainsi, les spins précessent à différentes fréquences et se déphasent rapidement suivant cette direction. Ce déphasage annule alors très rapidement l'amplitude du signal de précession libre.

Cependant, le déphasage créé par l'application d'un gradient de champ magnétique peut être inversé en appliquant un second gradient suivant la même orientation et avec la même amplitude, mais dans la direction opposée. Lorsque la durée d'application de ce deuxième

gradient est la même que celle du premier gradient, le déphasage dû au premier gradient est annulé et le signal de précession libre réapparaît. Il atteint un maximum d'amplitude lorsque les spins déphasés par le premier gradient se retrouvent à nouveau en phase. Le signal ainsi rephasé par l'inversion de la direction d'application du gradient de champ magnétique est appelé écho de gradient. Puis, si le second gradient est toujours actif, les spins se déphasent à nouveau et le signal de FID disparaît [17]

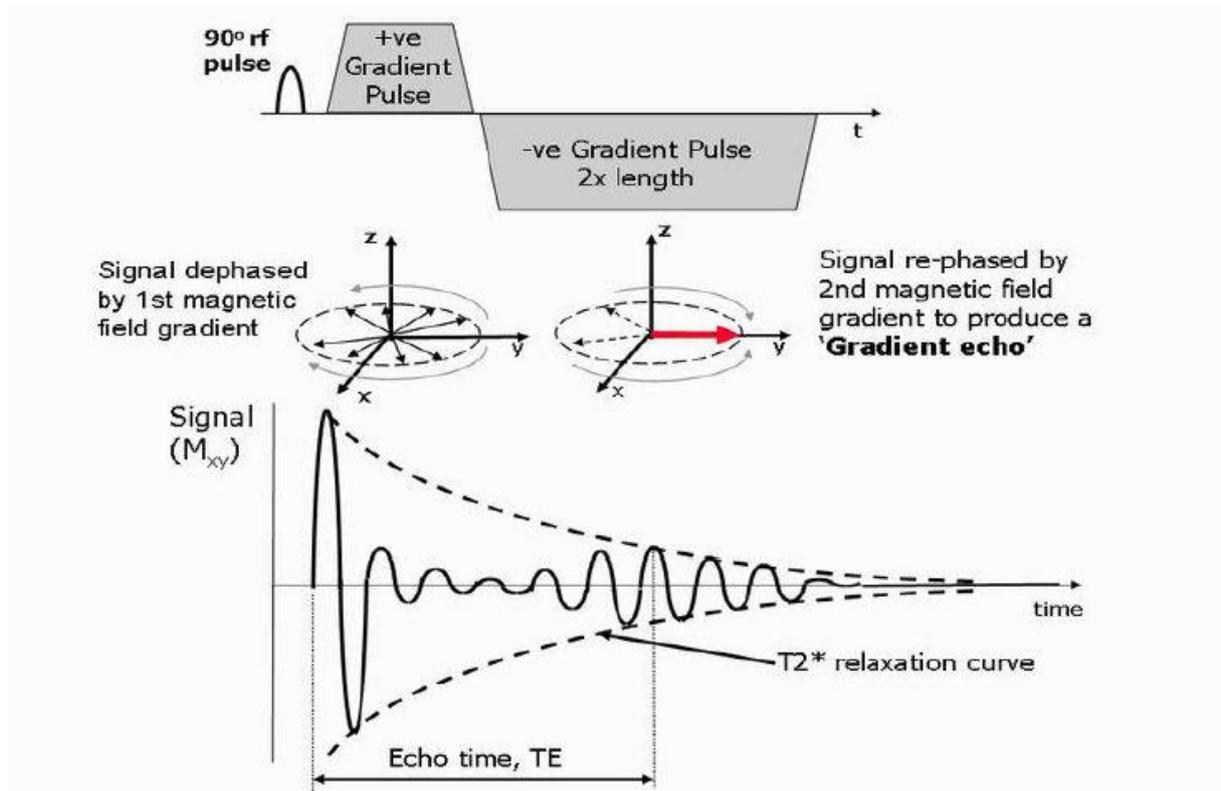


Figure I.13. Formation d'un écho de gradient . [18]

I.4.7 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 hypo signal, 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. [3]

I.4.8 Localisation et encodage spatial :

Le signal des échos produits doit être localisé et encodé spatialement afin d'obtenir une image. Ceci est réalisé en appliquant des gradients de champ magnétique, ce qui rend l'amplitude du champ magnétique, et donc la fréquence de Larmor, dépendant de la position suivant la direction d'application du gradient. Une image de coupe (2D) est alors générée grâce à une combinaison d'impulsions RF et de gradients de champ magnétique [18]

I.4.9 Problèmes de reconstruction en IRM

L'acquisition le plus rapidement possible des données brutes est l'un des problèmes cruciaux en imagerie par résonance magnétique. Ce problème est à la base de la création de séquences d'imagerie qui par rapport à la séquence de base (SE), diminuent le temps d'acquisition en raccourcissant le plus souvent. Pour diminuer le temps d'acquisition, on peut agir sur les paramètres le constituant individuellement ou simultanément suivant la relation :

$$T_{ac} = N_p N_{acc} T_r$$

Avec N_p représentant le nombre de pas de codage ou nombre lignes de la matrice, N_{acc} désignant le nombre d'accumulations du signal et T_r représentant le temps de répétition. Ce problème peut être abordé de deux manières distinctes. D'une part, en agissant sur la séquence et ses paramètres, ce qui revient à diminuer de manière significative.

Cette façon de faire représente la technique communément appelée imagerie rapide. Une technique couramment utilisée dans cette catégorie est le Fast Spin Echo (FSE), où plusieurs lignes de l'espace k sont acquises à chaque excitation RF.

Bien que permettant la réduction du temps d'acquisition, les méthodes d'imagerie comprises dans cette sous-partie présentent quelques artefacts parmi lesquels nous pouvons citer la dégradation de l'image due aux mouvements physiologiques, la diminution du RSB, les artefacts dus aux effets d'off-résonance et aux erreurs de gradient.

D'autre part on peut agir sur l'espace k directement, ce qui équivaut à diminuer le facteur. Cette manière de procéder, qui est notre domaine d'intérêt, concerne l'acquisition partielle de l'espace k . Ici, une partie seulement de l'espace k est acquise. Ce type d'imagerie présente

deux problèmes principaux : la perte de résolution spatiale et les artéfacts dans les images reconstruites .[20]

I.5.Conclusion :

Dans ce chapitre, ont été présentées initialement la neuro-anatomie et les principaux structures cérébrales ainsi les bases de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ses techniques de localisation spatiales et ses défauts.

Ce chapitre nous permet de mettre en évidence certain nombre de difficultés liées à notre problématique de l'extraction des structures anatomiques cérébrales sur les images issues de l'IRM.

Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art des différentes méthodes de segmentation des structures anatomiques cérébrales.

Chapitre II :

Le Contexte technique

II.1 Introduction :

L'imagerie médicale, en constante évolution ces dernières années, fournit un nombre croissant de données. Ce volume important de données doit ensuite être analysé. 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. Ces méthodes doivent prendre en considération d'une part la quantité des données à analyser et d'autre part, la complexité structurelle des images IRM. Parmi ces méthodes, la segmentation fiable et précise des images IRM, normales ou pathologiques, reste un objectif premier en analyse d'images médicales [20].

II.2.Définition :

La segmentation d'images est un processus visant à décomposer une image en un ensemble de régions - ou classes ou sous-ensembles - homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. La couleur (ou le niveau de gris), la texture ou encore la forme sont des critères souvent retenus.[21]

Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours.

Ces régions et contours sont supposées être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours leurs contours apparents.

II.3 Le but de la segmentions d'images cérébrales

Segmenter, ou delimitier 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

_a prendre une décision 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'identité, 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 [22].

II.4.Les différentes approches de segmentation :

La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique.

A ce titre, de nombreuses publications font état de segmentations. Comment préférer l'une ou l'autre est un débat ouvert qui fait rage dans bien des laboratoires. En effet, pour valider correctement une segmentation d'objets naturels, comme en imagerie médicale, il faut disposer de la vérité terrain ; ce qui est bien difficile dans le cas de la segmentation Il n'y a

donc pas une mais des segmentations possibles sur une même image et elles sont bien souvent subjectives..[23]

Une définition formelle d'un algorithme de segmentation a été donnée par Horowitz et Pavlidis est comme suit :

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe chaque pixel une valeur $f(x, y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X , la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

1. $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$

2. $\forall i \in 1, \dots, n R_i$ est connexe

3. $\forall i \in 1, \dots, n P R_i = \text{vrai}$

4. $\forall i, j \in 1, \dots, n 2 R_i$ est adjacent R_j et $i \neq j \Rightarrow P R_i \cup R_j = \text{faux}$ [3]

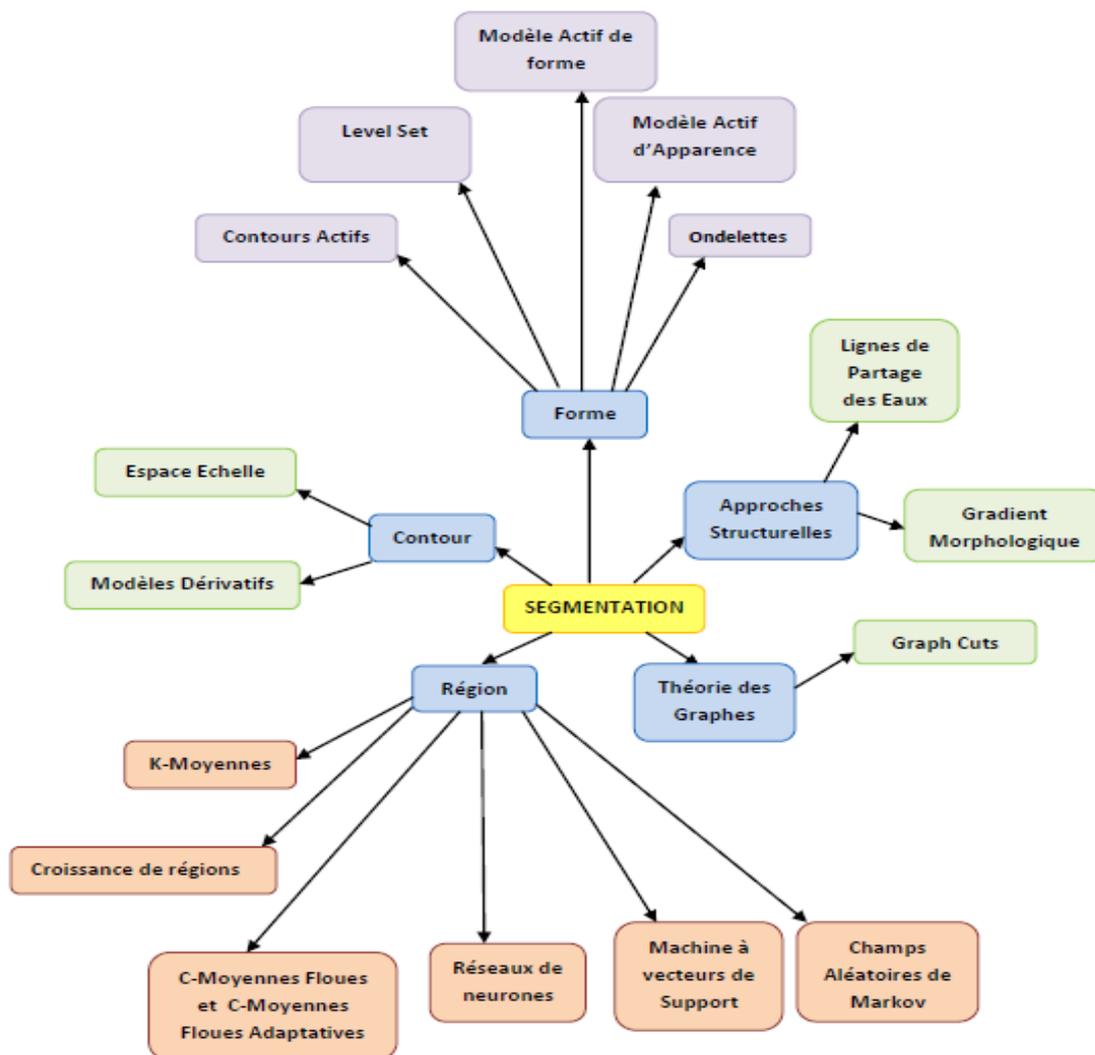


Figure II.1. Classification de différentes approches de segmentation d'image. [17]

II.4.1.L'approche contour :

La segmentation par approche contours s'intéresse aux contours de l'objet dans l'image. La plupart des algorithmes qui lui sont associés sont locaux, c'est-à-dire qu'ils fonctionnent au niveau du pixel.[6]

on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

On distingue notamment les modèles dérivatifs et les modèles d'espace-échelle [5].

II.4.1.1 .Espace échelle

La notion d'espace-échelle (en anglais scale-space) est générale et s'applique dans des dimensions arbitraires. C'est une théorie formelle pour manipuler des structures d'image à différentes échelles de telle manière que les structures puissent être successivement supprimées et un paramètre d'échelle puisse être associé à chaque niveau dans la représentation du scale-space. Pour simplifier, nous ne décrivons ici que le cas des images en 2 dimensions.

Pour une image donnée $f(x, y)$, sa représentation linéaire en scale-space est une famille de signaux dérivés $L(x, y, t)$ défini par la convolution de $f(x, y)$ avec le noyau Gaussien :

$$g(x, y, t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/2t} \quad (\text{II.1})$$

telle que :

$$L(x, y, t) = g(x, y, t) * f(x, y). \quad (\text{II.2})$$

ou $t = \sigma^2$ est la variance de la gaussienne. De façon équivalente, la famille scale-space peut être générée à partir des solutions de l'équation de la chaleur :

$$\partial_t L = \frac{1}{2} \nabla^2 L \quad (\text{II.3})$$

avec la condition initiale $L(x, y, 0) = f(x, y)$

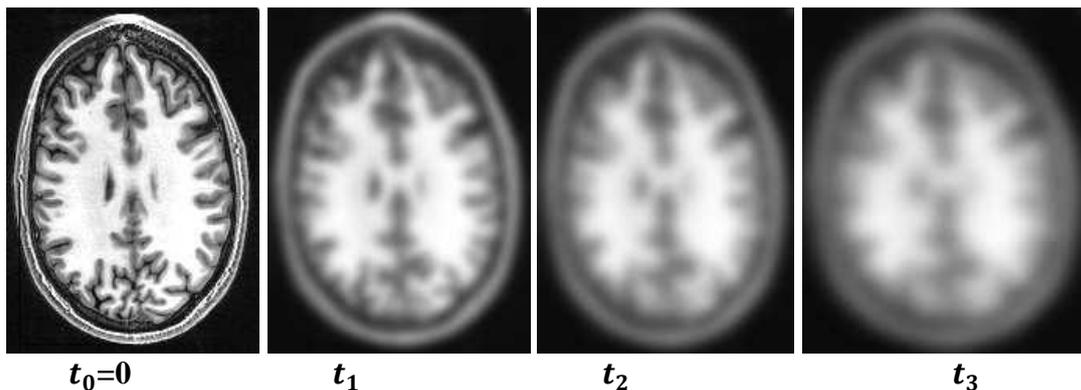


Figure II.2. Exemple de scale space gaussien . [5]

II.4.1.2.Modèles dérivatifs

Les méthodes dérivatives permettent de détecter de manière simple les ruptures dans une image ou un volume. Les contours (ou surfaces en 3D) sont assimilés à des points de forts gradients ou de dérivées secondes nulles. On retrouvera alors des opérateurs tels que les filtres de Roberts [25], de Sobel [26] ou de Prewitt [27] pour le gradient et le Laplacien pour les dérivées secondes. comme la montre la figure suivante [22]

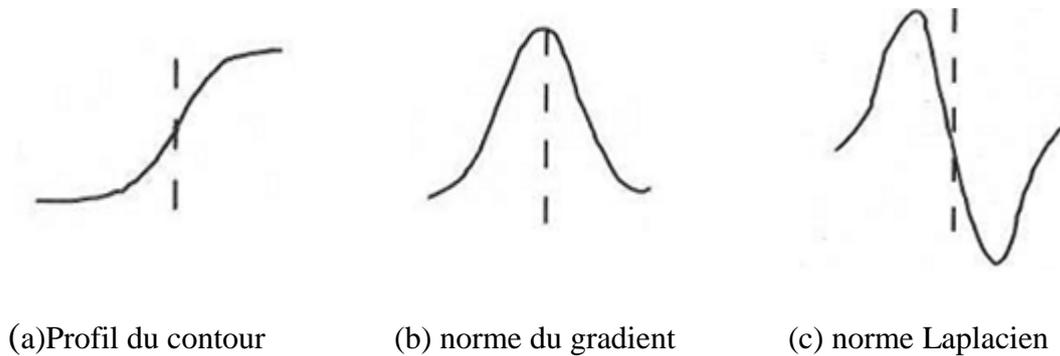


Figure .II.3 – Opérateurs dérivatifs .[24]

Dans ce qui suit nous essayons de détailler un peu les choses commençant par le gradient d'une image

a/Le gradient d'une image [28]

Un opérateur gradient va permettre la détection des variations rapides de niveaux de gris. Le point de contour est déterminé alors par le passage du module du gradient par un maximum. Soit $I(x,y)$ la fonction de répartition de la luminance dans l'image. Le gradient en coordonnées cartésiennes est exprimé par :

$$G_x(x,y) = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \quad \text{et} \quad G_y(x,y) = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \quad (II.4)$$

Le principe de la détection de contours par l'utilisation du gradient consiste à calculer d'abord le gradient de l'image dans deux directions orthogonales puis le module du gradient. Ensuite d'effectuer une sélection des contours les plus marqués, c'est-à-dire les points de plus fort contraste par un seuillage adéquat, les directions des contours étant orthogonales à la direction α_0 déterminée en tout pixel de l'image

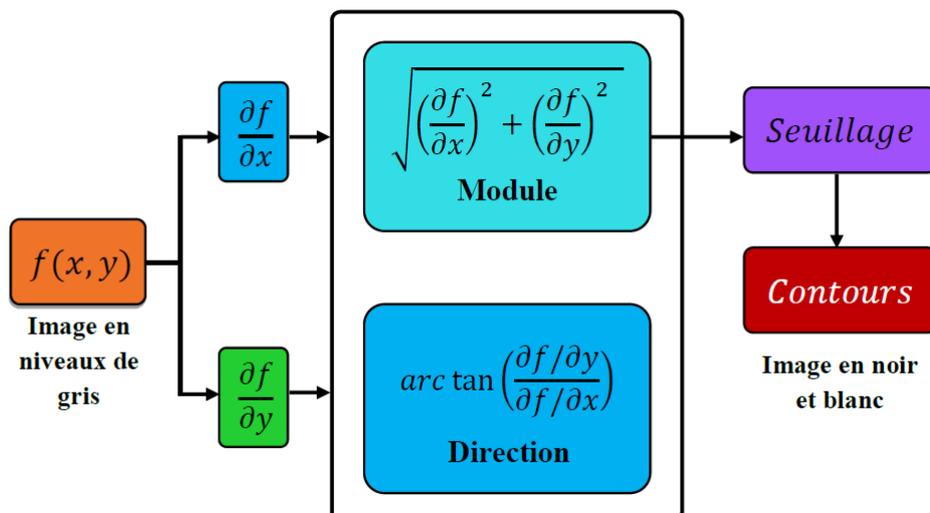


Figure .II.4 .Synoptique d'une détection de contours par gradient. Les contours sont finalement représentés par des pixels blancs sur fond noir . [28]

b/Laplacien d'une image :[28]

Le Laplacien est un opérateur du second ordre, pour une image d'intensité

$I(x, y)$, il est défini par:

$$\nabla^2 I(x,y) = \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2} \tag{II.5}$$

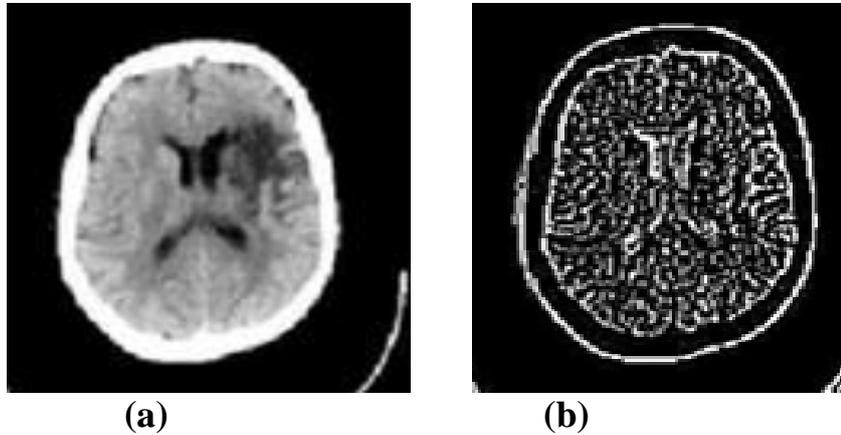


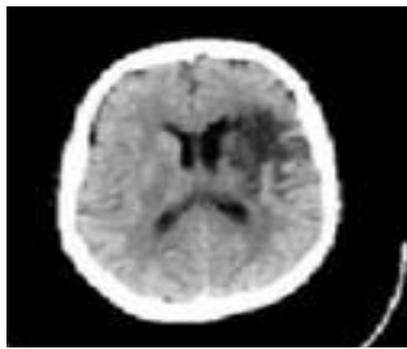
Figure II.5. L'application du Laplacien pour la détection de contours(b) sur l'image de gauche (a) . [17]

c /Les opérateurs Sobel et Prewitt :

Les opérateurs de Prewitt et Sobel permettent d'évaluer localement la norme du gradient spatial bidimensionnel d'une image en niveau de gris. Les régions de fortes variations locales d'intensité correspondant aux contours sont amplifiées [28]

<p><i>Masques de Sobel</i></p> <table border="1" style="display: inline-table; margin-right: 20px;"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>2</td><td>0</td><td>-2</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> </table> <table border="1" style="display: inline-table;"> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr> </table> <p>G_x, G_y</p>	1	0	-1	2	0	-2	1	0	-1	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1	$A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$	$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$
1	0	-1																		
2	0	-2																		
1	0	-1																		
1	2	1																		
0	0	0																		
-1	-2	-1																		
<p><i>Masques de Prewitt</i></p> <table border="1" style="display: inline-table; margin-right: 20px;"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> </table> <table border="1" style="display: inline-table;"> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> </table> <p>G_x, G_y</p>	1	0	-1	1	0	-1	1	0	-1	1	1	1	0	0	0	-1	-1	-1	$A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$	$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$
1	0	-1																		
1	0	-1																		
1	0	-1																		
1	1	1																		
0	0	0																		
-1	-1	-1																		

Figure II.6. Les masques pour les opérateurs Sobel et Prewitt ,les normes et les directions . [50]



Une image IRM du cerveau



L'image après la segmentation

Figure II.7. L'application du masque de Sobel pour la détection de contours [17]

II.4 .2.Approche région :

En approche région, l'affinité des points connexes est favorisée. Cela peut être vu comme une technique contextuelle. Les points connexes ayant des propriétés semblables (attributs) : intensité de gris, couleur, texture, vont être réunis dans le même ensemble .[28]

II.4 .2.1.Définition d'une région

La notion de région dans le traitement d'images, comme évoquée ci-dessus, est de regrouper des zones possédant les mêmes caractéristiques. C'est-à-dire que si plusieurs pixels adjacents s'avèrent être de couleur identique alors la zone qu'ils forment est une région. [6]

II .4. 2.2Croissance de région :

Les méthodes par croissance de région, de par leur relative simplicité de mise en œuvre ont été l'une des premières familles d'outils utilisés pour la segmentation d'image. introduit les premiers travaux relatifs à la croissance de région

A partir d'un ensemble de points initiaux, cette méthode agrège les pixels suivant un double critère : l'homogénéité et l'adjacence. Cette agrégation de pixels est contrôlé par un prédicat pression booléenne). Le processus s'applique sur une ou plusieurs régions. Pour chaque région, il comprend une phase d'initialisation et une phase itérative. La phase itérative modifie la région R représentant l'objet segmenté. La région R correspond à l'ensemble des éléments non segmentés.

Le processus de croissance de région étant itératif, le contenu d'une région à l'itération n est notée $R[n]$. [13]

II.4.2.3Les méthodes par classification

La classification est une démarche qui est appliquée dans différents domaines, notamment dans la segmentation d'images IRM. Les méthodes par classification consistent à partitionner l'image en un nombre fini et connu des classes. Elles sont généralement liées à l'analyse semi-automatique de l'histogramme de niveaux de gris[32]

1 /Les approches supervisées

Les approches supervisées nécessitent une étape d'apprentissage sur un échantillon avant de pouvoir être appliquées sur de nouvelles données.

Ces méthodes sont peu adaptées à la segmentation automatique des IRM cérébrales car les caractéristiques des images peuvent changer d'un imageur à l'autre, d'un patient à l'autre .

Les approches supervisées nécessitent généralement une interaction avec l'utilisateur pour le choix de l'échantillon d'apprentissage , source de variabilité et de non-reproductibilité des résultats .[33]

Dans ce type d'approche on peut citer les réseaux de neurones et les Support Vector Machine (SVM).

1.a. Réseaux de neurones :

Un neurone est une cellule capable de transmettre des informations à d'autres neurones au travers de ses différentes connexions (synapses) Les neurone sont inter-connectés et forment des réseaux[30]

Les sorties d'un neurone sont les entrées d'un autre, il émet lorsqu'il reçoit une quantité d'information dépassant un seuil a qui émise au neurone suivante est gère par les synapses[29]

Il existe plusieurs types de neurones (pyramide, panier, Purkinje, etc.) avec des fonctionnements différents (sensoriel, moteur, inter-neurones,etc.)[30]

Les réseaux de neurones proposent une simulation du fonctionnement de la cellule nerveuse à l'aide d'un automate : le neurone formel. Les réseaux neuronaux sont constitués d'un ensemble de neurones (noeuds) connectés entre eux par des liens qui permettent de propager les signaux de neurone à neurone.

Grâce à leur capacité d'apprentissage, les réseaux neuronaux permettent de découvrir des relations complexes non-linéaires entre un grand nombre de variables, sans intervention externe.

De ce fait, ils sont largement utilisés dans de nombreux problèmes de classification et la reconnaissance de forme.[31]

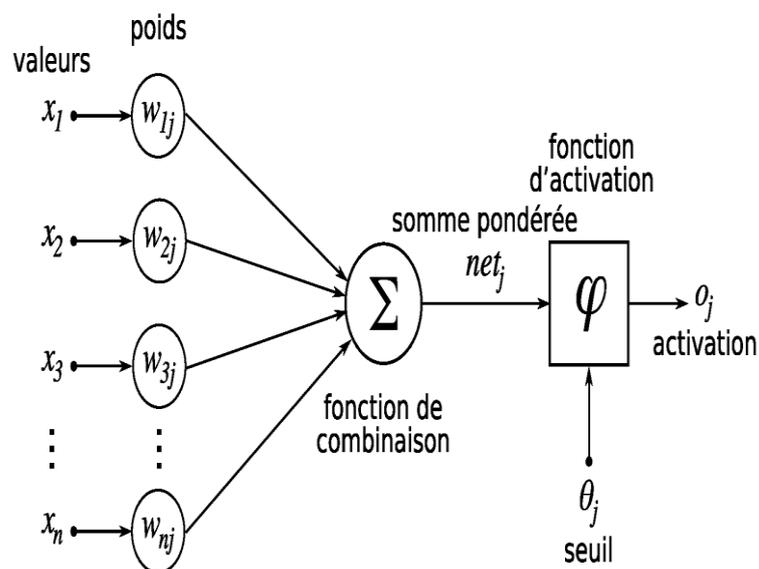


Figure II.8. Structure d'un neurone artificiel. Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie . [24]

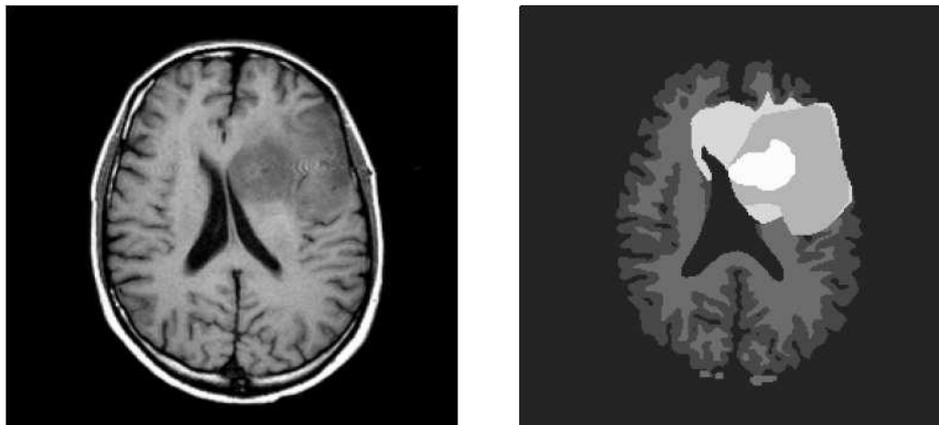
1.b .Le machine à vecteur de support :

Les modèles markoviens sont des modèles largement utilisés dans de nombreux domaines comme la physique statistique, l'apprentissage machine, le traitement du signal et l'analyse d'image . Ces modèles permettent une modélisation

explicite des dépendances entre les individus considérés via l'utilisation d'une structure de voisinage ou d'un graphe d'interactions.[40]

Le principe des machines à vecteurs de support (Support VectorMachine ou SVM) est simple : nous allons déplacer un problème complexe, souvent non-linéaire, dans un espace où le problème est linéaire ou, tout du moins, plus simple. Ainsi, on va projeter les données par une transformation ϕ dans un espace de dimension supérieure et calculer un séparateur dans cet espace de Hilbert séparable.

Ce séparateur est appelé hyperplan et les points de caractéristiques les plus proches de celui-ci définissent des plans appelés vecteur de support. Pour obtenir une segmentation robuste, il faut maximiser la marge, i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de support.[24]



(a) IRM d'origine

(b) Segmentation du cerveau complet avec la tumeur

Figure II.9. Segmentation par SVM [24]

2. Approches non supervisées

Quant aux méthodes non supervisées, elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les classes trouvées.

Parmi ces méthodes, on peut citer : l'algorithme des K-moyennes (K-Means), l'algorithme des C-moyennes floues. [33]

2.a. L'algorithme des K-moyennes (K-Means) :

L'algorithme des k-moyennes classe les objets selon leurs attributs en k parties (ou clusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i| \quad (\text{II.6})$$

$S_i = i = 1, 2, \dots, k$ sont les k clusters et μ_i est le centroïde ou point moyen des points $x_j \in S_i$

Il calcule ensuite le centroïde de chaque ensemble et construit une nouvelle partition en associant chaque point avec le centroïde le plus proche. S'ensuit une alternance entre calcul des centroïdes des nouveaux clusters et appariement des points avec le centroïde le plus proche jusqu'à convergence. Celle-ci est obtenue quand plus aucun point ne change de groupe (ou bien quand les centroïdes ne changent plus).

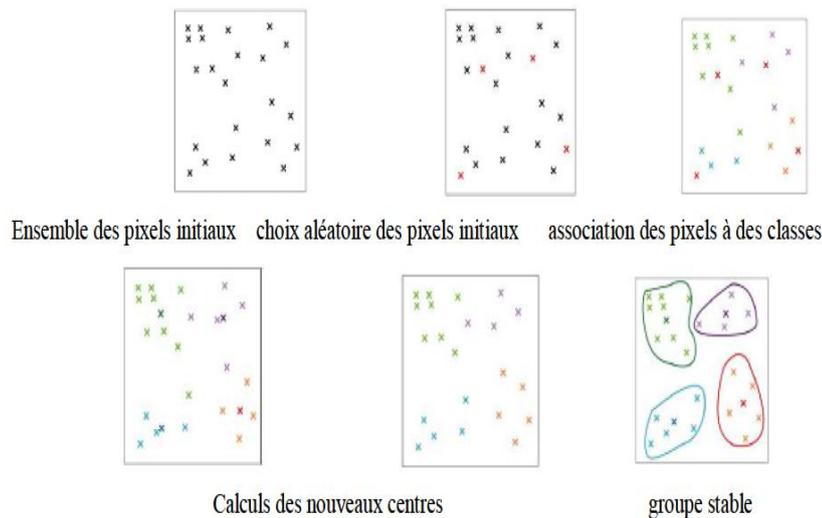


Figure II.10. - Le processus de l'algorithme K-means [34]

Cet algorithme est très populaire car extrêmement rapide en pratique. En effet, le nombre d'itérations est typiquement inférieur au nombre de points. En terme de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien en de ca de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleur partition.

L'autre problème est qu'il est nécessaire de donner le nombre de clusters à trouver ; cela n'étant pas réellement handicapant dans le cas de la segmentation cérébrale puisque le nombre de classes est, le plus souvent, connu.[24]

2.b.C-moyennes floues

Dunn [35] a introduit l'algorithme c-moyennes floues (fuzzy c-means ou FCM) qui, est un algorithme qui repose sur le même principe que le K-Means mais qui à recours à la logique des ensembles flous. Bezdek s'y est intéressé [36] et a développé cet algorithme. Dans le cas des c-moyennes floues, la fonctionnelle L à minimiser est :

$$L = Jw (x, v: y) \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^k (x_{ij})^w || y_j - v_i || A^2 \quad (II.7)$$

Où n est le nombre de points à traiter, k le nombre de classes désirées, W est le poids de fuzzyfication, $v = (v1; .. vk)$ est le vecteur des centres de classes, $||.||A$ est un produit scalaire où A est une matrice définie positive et $x = [x_i j] \in \mathbb{R}^{k \times n}$

L'algorithme suivant montre les étapes de FCM [17]:

1. initialiser les centres.
 2. fixer le coefficient flou.
 3. calcul la partition floue initiale (La matrice d'appartenance)
 4. répéter : - Calcul des nouveaux centres
- Calcul de la nouvelle partition floue
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié.

Les algorithmes FCM souffrent du manque de prise en compte d'informations contextuelles et fournissent des classifications moins efficaces en présence de bruit.

Pour corriger ce défaut, certains auteurs ont combinés l'algorithme FCM avec des systèmes à base de règles, cette coopération a permis l'intégration de connaissances *a priori* sur les entités recherchées comme Dans [14] , Zouaoui a appliqué une architecture de coopération entre le FCM et le PCM(C-means possibilistes) pour la segmentation d'images IRM cérébrales.

II.4.3.Approches structurelles :

Dans cette approche nous allons présenter que deux approches les plus importantes et les plus célèbres dans la segmentation d'images qui sont : les opérateurs morphologiques et la méthode de Ligne de Partage des Eaux.

II.4.3.1 .Les Opérateurs morphologiques :

La morphologie mathématique est une théorie de traitement non linéaire de l'information apparue en France dans les années 60(G.Mathéron&J.Serra ,Ecole des Mines de Paris). Et qui est aujourd'hui très largement utilisée en analyse d'image. Contrairement au traitement linéaire des images ,la morphologie mathématique s'appuie sur le traitement de signal , mais repose sur la théorie des ensembles .[38]

1.Les quatre opérations de base :

1.a. La dilatation :[39]

L'élément structurant B, repéré par son centre, est déplacé pour occuper successivement toutes les positions de l'espace E. Pour chaque position, on pose la question : B intersecte t'il X?

Les réponses positives forment l'ensemble dilaté.

$$\delta_B(X)=\{x \in E, B_x \cap X \neq \emptyset\}$$

1.b. L'érosion : [39]

L'élément structurant B, repéré par son centre, est déplacé pour occuper successivement toutes les positions de l'espace E. Pour chaque position, on pose la question : B est-il complètement inclus dans X?

Les réponses positives forment l'ensemble érodé.

$$\epsilon_B(X)=\{x \in E, B_x \subset X\}$$

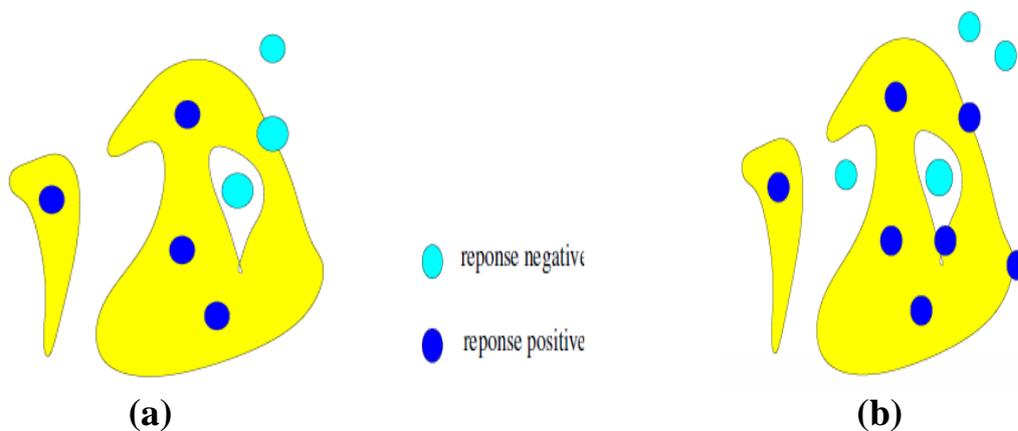


Figure .II.11. (a) érosion (b) dilatation [39]

1.c. L'ouverture Morphologique[41] :

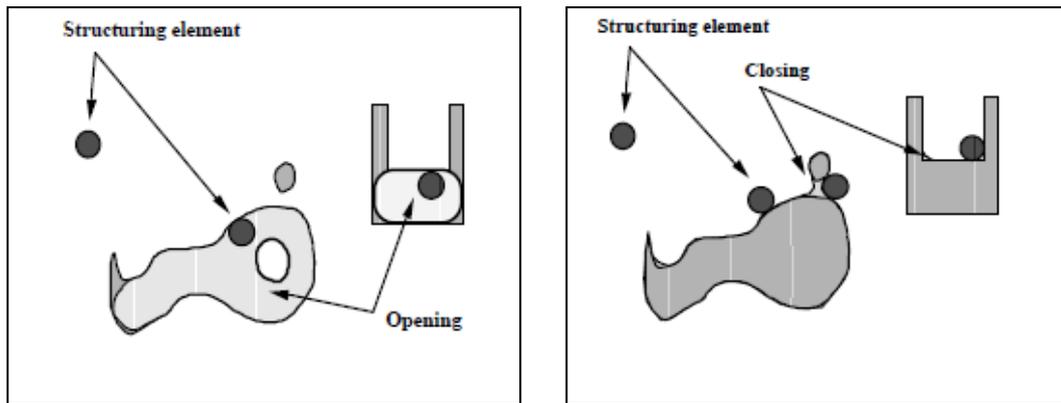
- L'ouverture d'un ensemble X est produit d'une érosion par une dilatation:

$$\gamma(X) = (X \ominus B) \oplus B^V \quad (\text{II.8})$$

1.d. La fermeture Morphologique [40] :

- L'élément structurant transposé doit être utilisé pour la dilatation!
- La fermeture est la concaténation d'une dilatation suivie d'une érosion:

$$\nu \phi(X) = (X \oplus B) \ominus B^V \quad (\text{II.9})$$



(a)

(b)

Figure II.12. (a) ouverture morphologique (b) fermeture morphologique [40]

1.e. Le gradient morphologique :[17]

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

$$gradB X = \delta B X - \epsilon B(X) \quad (\text{II.10})$$

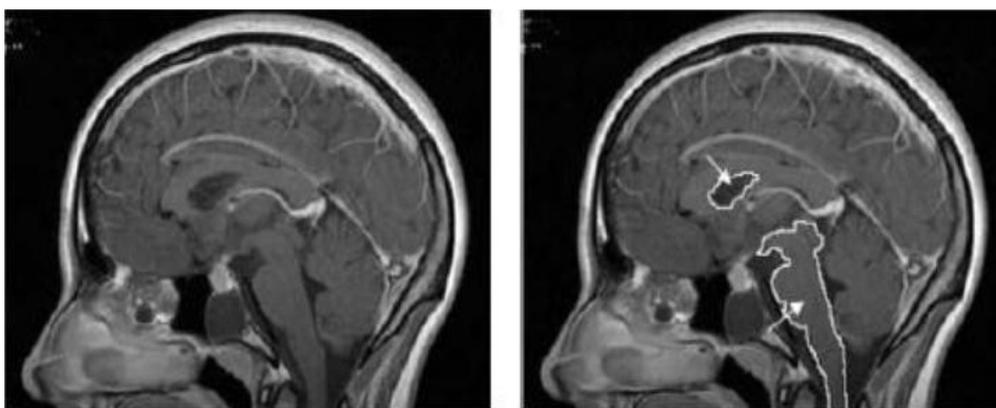


Figure.II.13. Segmentation par gradient morphologique-tiré de [17]

Stokking [42] a développé une technique de segmentation automatique du cerveau en se basant sur le gradient morphologique

La détection de contour par gradient morphologique est utilisée conjointement avec une ligne de partage des eaux pour la détection de tumeur sur des mammographies par Vachier et col dans [43].

II.4.3.2. La Ligne de Partage des Eaux.

La ligne de partage des eaux s'applique sur une image vue comme une carte d'altitude. Cette image est généralement une image de gradient permettant d'identifier les zones homogènes et hétérogènes du signal d'entrée. L'élévation du pixel étant directement proportionnelle à l'hétérogénéité de la zone dans laquelle il se situe. Cette carte est inondée à partir de ses minima locaux et lorsque deux bassins de rétention se rencontrent, une ligne de partage des eaux est créée.

Cette image d'élévation peut être générée à l'aide d'un gradient morphologique calculé marginalement sur chaque bande de l'image puis d'une combinaison des élévations des différentes bandes à l'aide d'une norme euclidienne [44]

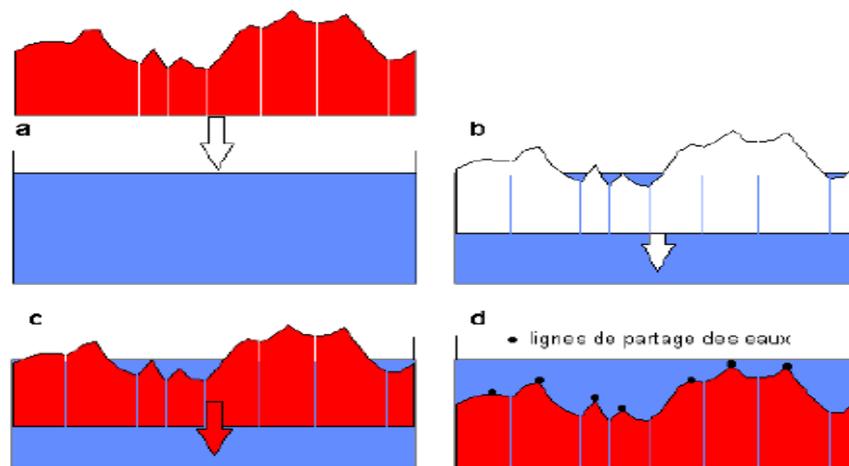


Figure .II.14. Principe de la Ligne de Partage des Eaux .[24]

II.4.4. Théorie des graphes :

Dans les approches utilisant la théorie des graphes, l'idée de base est de créer un graphe à partir de l'image selon des procédés assez simples et de travailler sur ces graphes.

Parmi les méthodes basées sur cette théorie Nous verrons la méthode des coupes de graphe (Graph Cuts). [24]

La segmentation par Graph-Cut est une méthode agissant par minimisation d'énergie de graphe. On présente quel que notions de bases

II.4.4.1. Types de graphe :[45]

Il existe plusieurs types de graphe, on peut citer par exemple : le graphe non orienté, le graphe orienté, et le graphe valué...etc.

a. Graphe non orienté :

Un graphe non-orienté G est un couple (V, E) où V est un ensemble fini

d'éléments, encore appelés sommets, et E est un ensemble de paires non-ordonnées d'éléments, appelées alors arêtes.

Si e est une arête du graphe non-orienté $G = (V, E)$, alors on dit que :

- l'arête e est incidente aux sommets p et q .
- l'arête e relie les sommets p et q .
- les sommets p et q sont les extrémités de l'arête e . La figure suivante montre un graphe non orienté.

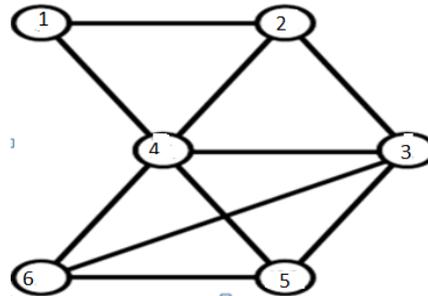


Figure. II.15. Graphe non orienté. [45]

b. Graphe orienté :

Un graphe orienté G est un couple (V, E) où V est un ensemble fini d'éléments appelés sommets, et E est un ensemble de couples appelés arcs.

Si $(p ; q)$ est un arc du graphe orienté $G = (V, E)$, alors on dit que :

- l'arc $(p ; q)$ part du sommet p et arrive au sommet q .
- le sommet p est l'extrémité initiale et le sommet q est l'extrémité finale de l'arc $(p ; q)$
- p est le sommet de départ de l'arc $(p ; q)$,
- q est le sommet d'arrivée de l'arc $(p ; q)$. La figure II.17 montre un graphe orienté.

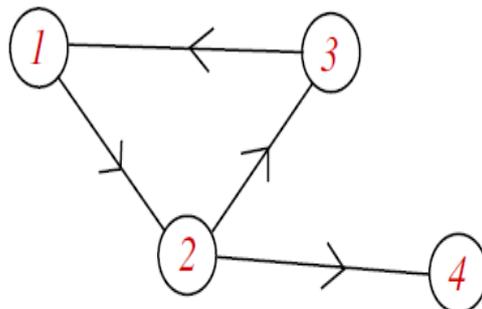


Figure. II.16. Graphe orienté. [45]

c. Graphe valué :

$G = (V, E, c)$ est un graphe valué, si $G = (V, E)$ est un graphe auquel on associe une fonction positive $c : E \rightarrow \mathbb{R}^+$ appelée : Capacité, Poids, Etiquetage..

La figure II.18 montre un graphe valué

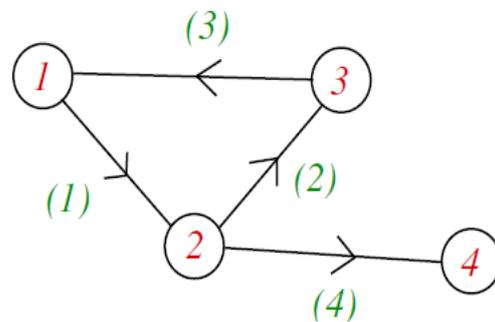


Figure .II.17. Graphe valué .[45]

II.4.4.2. Définition d'un Graph Cuts : Il existe deux définitions [17] :

- 1- On appelle coupe dans un graphe une partition $(V1, V2)$ de l'ensemble des sommets V (tel que $V1 \cap V2 = \emptyset$ et $V1 \cup V2 = V$), telle que $s \in V1$ et $t \in V2$.
- 2- On appelle un coupe de graphe un sous-ensemble F de E telle que $G' = (V, E - F)$ ne contient pas de chemin de s vers t

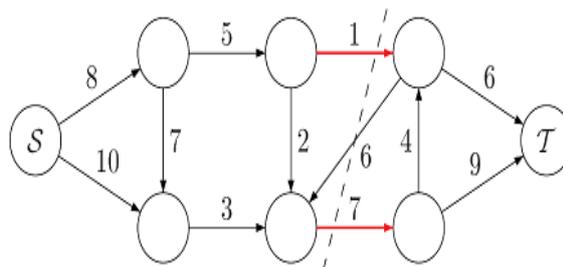


Figure.II.18. Coupe d'un graphe.

La ligne pointillée sépare le graphe en deux ensembles disjoints. Les arêtes en rouge forment le sous-ensemble F de la définition [17]

II.4.4 .3 .Les Graph Cuts et la segmentation :[17]

L'idée de base est la suivante :

on plaque sur l'image un graphe $G=(V,E)$ dont les sommets sont défini par, d'une part, deux noeuds particuliers nommés « source » et « puits » qui représentent respectivement la classe « objet » et la classe « fond » et d'autre part par les autres noeuds correspondant aux pixels de l'image, et dont les arêtes relient les pixels voisins. Les capacités des arêtes peuvent être basées sur différentes métriques comme le gradient local d'intensité, les passages par zéro du laplacien.

- on place manuellement (méthode semi-automatique) un certain nombre de sources à l'intérieur de l'objet à segmenter (Les graines de l'objet O), et un certain nombre de puits à l'extérieur (Les graines de fond B) .
- le contour de segmentation est calculé en trouvant la coupe minimale de ce graphe en utilisant un algorithme de calcul du flot maximal.

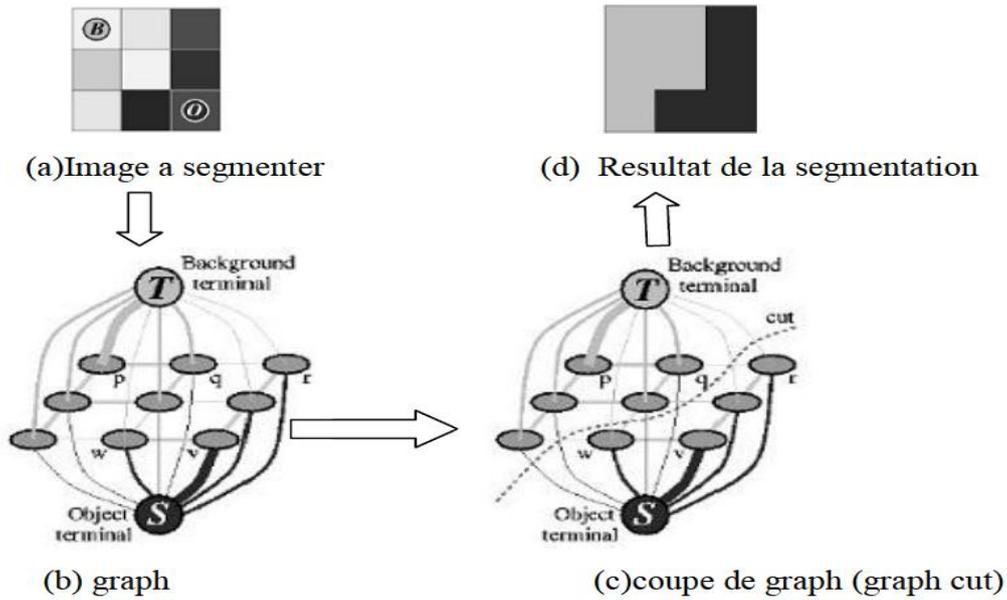


Figure. II.19. Exemple de graphe sur une image en 2 dimensions de taille 3x3 .[17]

II.4.5. Forme :

Les approches basées sur la forme tendent à rechercher des régions qui dérivent d’une forme donnée comme a priori. [24] Nous avons choisi de présenter trois types de techniques :

II.4.5 .1. Ensembles de niveaux[46]

La méthode ensembles de niveaux (en anglais *Level Set*) a été proposée pour la première fois par Osher 1988[47] où elle a été utilisée pour la propagation frontale appliquée aux vagues et aux flammes. Cette méthode Osher 2003[48] a pour principe de représenter implicitement une courbe comme l’ensemble de niveau zéro d’une fonction unique :

$$\phi(x, y): \Omega \rightarrow \mathcal{R}$$

ou Ω est un sous-ensemble ouvert et borné de \mathcal{R}^2

La K éme courbe C est définie par :

$$C = \{ (x, y) \mid \phi(x, y) = K \}$$

L’approche la plus communément utilisée afin de faire progresser la courbe est de laisser la fonction évoluer à travers le temps. Un paramètre temps t est donc artificiellement ajouté :

$$\phi(t, x, y) = 0$$

Pour résoudre l’équation, la méthode de la descente de gradient est généralement utilisée. Ce qui amène à la formulation suivante :

$$\frac{\partial \phi(t, x, y)}{\partial t} + \nabla \phi(t, x, y) \cdot \frac{d\vec{x}}{dt} = 0 \tag{II.12}$$

Où $\frac{d\vec{x}}{dt}$ est la vitesse du point $x = (x, y)$ à travers le temps. ∇ est l’opérateur du gradient.

II.4.5 .2.Contour Actif :[49]

Le modèle est soumis à des forces qui le déforment et le déplacent dans l'image. L'énergie du modèle comprend un terme d'énergie interne de régularisation ou de lissage qui correspond à la fonctionnelle de Tikhonov et un terme d'énergie externe ou d'adéquation aux données ,auquel des contraintes en terme d'énergie

Peuvent être ajoutées .

Le contour est définis par une représentation paramétrique .

$$v: \Omega = [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2$$

Soit \mathcal{C} une courbe déformable spatialement et temporellement.Le domaine de définition de la courbe est normalisé a $[0,1]$ et le paramètre est l'abscisse curviligne .

Avec s le paramètre de position spatiale le long de courbe dans l'image et t l'évolution temporelle de la courbe dans l'image la courbe se présente comme sur la figure suivante :

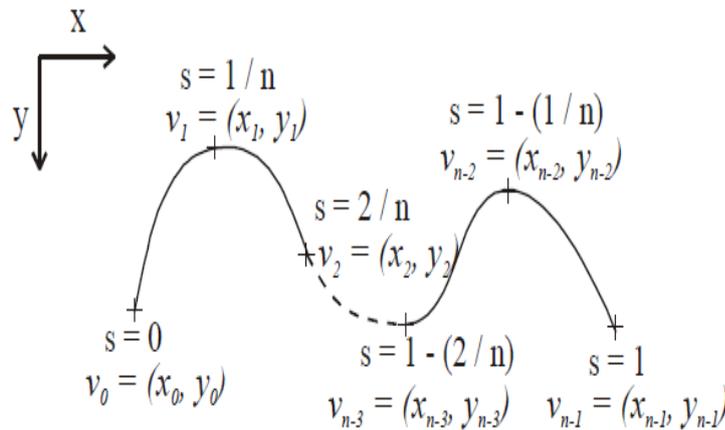


Figure. II.20. Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour Actif .[45]

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

$$v(s,t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad \forall (s,t) \in [0, 1] * [0 + \infty]$$

Nous venons de voir que les contours actifs permettent de résoudre un problème par minimisation d'une fonctionnelle d'énergie ,mais c'est un problème mal posé.[45]

Maintenant nous allons examiner les différents énergies en jeu.

Le contour initial v_0 est initialisé par l'utilisateur près des frontières de l'objet à détecter. La courbe est ensuite déplacée et déformée au cours d'un processus itératif cherchant à minimiser une fonction d'énergie E :

$$E(v(s)) = \underbrace{\int_{\Omega} \alpha |v'(s)|^2 ds + \int_{\Omega} \beta |v''(s)|^2 ds}_{E_{int}} - \underbrace{\lambda \int_{\Omega} |\nabla I(v(s))|^2 ds}_{E_{ext}} \quad (II.13)$$

Energie d'un contour actif (Ω représente la région).

Eint : L'énergie interne dépend uniquement de la forme du snake .Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points.

Elle est constituée de $v'(s)$ et $v''(s)$ les dérivées premières et secondaires du contour, Avec les constantes réelles α et β sont respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe.

Eext: L'énergie externe est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème et associe le contour aux données de l'image (come l'intensité), Elle est constituée de $\nabla I(v(s))$ [17]

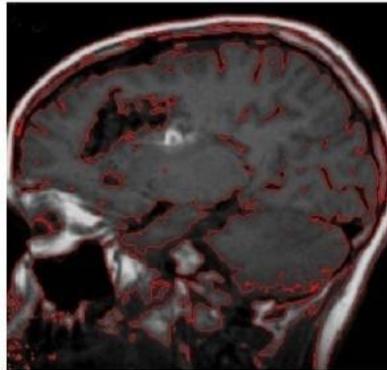


Figure.II.21. Segmentation par les contours actifs . [17]

II.6 Conclusion :

Dans cet état de l'art, nous avons présenté un certain nombre de méthodes dédiées à la segmentation des structures cérébrales saines ou pathologiques classées selon leurs approches. Cependant chacune d'entre elles à ses qualités et ses défauts, et c'est sur cette base que doit se faire le choix de l'emploi de l'une ou l'autre de ces techniques.

La diversité des techniques représente la complexité du problème de segmentation d'images IRM cérébrales.

Dans notre travail, nous intéressons aux techniques de segmentation par approche région et frontière.

Dans le prochaine chapitre nous allons discuter les résultats obtenus en appliquant quatre techniques sur des images de type IRM du cerveau humain dans le but de l'extraction les différentes structures anatomique en image IRM cérébrales.

Chapitre III

Détection des structures anatomiques à partir de segmentation d'images IRM.

Application

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats du traitement accompli dans ce projet de fin d'études. Cette partie concerne la mise en œuvre et l'application de la méthode proposée pour l'extraction des structures anatomiques dans les images IRM cérébrales.

Dans ce présent travail, nous avons utilisés différentes méthodes de segmentation d'images, et ce afin de tirer les avantages de chacune d'elles.

Nous avons utilisé l'algorithme de seuillage, la méthode de la ligne de partage des eaux et le seuillage par entropie. Dans ce chapitre, nous détaillons les différentes étapes de calcul, et nous comparons les résultats obtenus suite à l'application des différents algorithmes.

III.2. Objectif

Une segmentation fiable et précise des images anatomiques cérébrales, normales ou pathologiques, reste un objectif premier en analyse d'images médicales. La segmentation effectuée sur des images cérébrales a pour but de mieux caractériser les structures anatomiques du cerveau.

Cette segmentation permet un meilleur suivi pour apprécier le développement normal ou pathologique du parenchyme cérébral. Par conséquent, notre but sera d'appliquer une segmentation automatique des tissus

Ce qui permet d'assurer un meilleur diagnostic de la part du radiologue. Le schéma de la figure suivante illustre la mise en œuvre de notre approche, avec ses différentes étapes :

III.3 Outil informatique de traitement

Dans le cadre de notre projet, nous avons utilisé MATLAB Release 2018a développé par MathWorks. L'environnement MATLAB abréviation de *Matrix LABORatory* est un langage de calcul évolué et aussi un environnement de programmation interactif pour le développement d'algorithmes, l'analyse de données, la visualisation et le calcul numérique et matriciel.

C'est un environnement performant qui permet de remarquables gains de productivité et de créativité.

III.4. Base de données

Afin de valider notre application sur des images réelles, nous avons utilisé la base de données d'images médicales disponible sur le site web Radiopaedia.org. Radiopaedia est une ressource de radiologie éducative à montage ouvert en pleine croissance, qui a été principalement collectée par des radiologues des quatre coins du globe.

Les images sont acquises au niveau de différents services hospitaliers de part le monde et mises à disposition des chercheurs pour des fins éducatives et de recherche scientifique en vue de validation d'algorithmes nouvellement développées. Ces images sont au format jpg sans perte. Les images à traiter sont sous la forme de coupes axiales du cerveau pondérées en T1 de taille (256 × 256)

III.5. Prétraitement

Les images IRM contiennent plusieurs types d'artefacts qui causent un changement au niveau de l'information pertinente. Par voie de conséquence, une étape de filtrage est primordiale

afin d'assurer une segmentation optimale, et ce en améliorant la qualité de l'image traitée et l'atténuation du bruit.

Nous avons appliqué le filtre de Gauss, ensuite nous avons appliqué le filtre médian.

➤ **Filtre Médian :**

Le **filtre médian** est un filtre numérique non linéaire, souvent utilisé pour la réduction de bruit.

La technique du filtre médian est largement utilisée en traitement d'images numériques car il permet de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image. Le filtre médian respecte le contraste et la luminosité de l'image. Dans les zones où l'intensité est monotone (uniquement croissante ou uniquement décroissante), le filtre laisse l'image inchangée. Il respecte les contours, et élimine les valeurs extrêmes [49].

Les étapes de l'algorithme de ce filtre sont les suivantes [50]

- Choisir une fenêtre dont la taille est un nombre impair
- Trier les éléments de la fenêtre dans l'ordre croissant
- Affecter au pixel central " P " la valeur médiane.

➤ **Filtre de gauss :**

Le **filtre gaussien** est un filtre de traitement d'image appliqué par convolution de l'image avec un masque, appliquée à chaque pixel qui permet d'éliminer l'effet de discrétisation qui se trouve entre les pixels et de faire un lissage de la région d'intérêt. Les coefficients sont calculés en utilisant des pondérations gaussiennes.

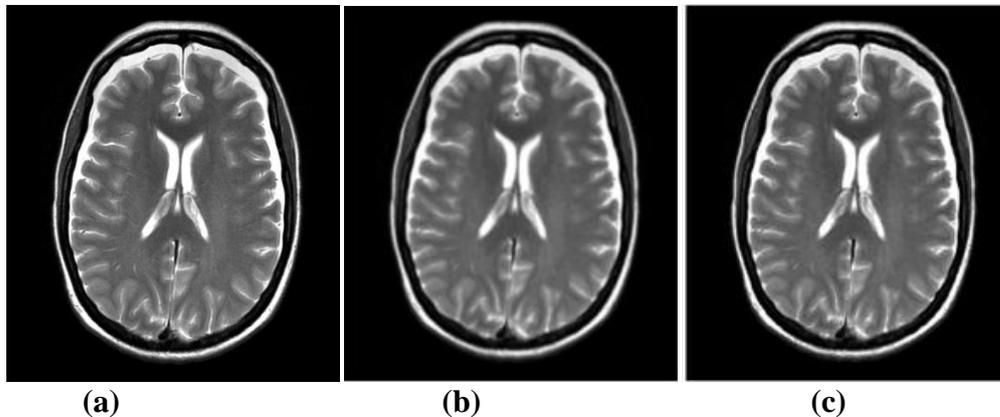
Ce filtre très populaire utilise la loi de probabilité de Gauss. Soient $U(x)$ le niveau de gris en un point x de l'image à traiter et $G\sigma$ la gaussienne d'écart type σ donnée par la formule suivant :[50]

$$G\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \text{EXP}\left(-\frac{|x||x|}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{III.1})$$

Le filtrage gaussien de l'image résulte de la convolution de cette fonction avec des gaussiennes en chaque point de l'image :

$$U(x,\sigma) = (G\sigma * U0)(x) = \int_{R^2} G\sigma(x - y)U0(y)dy \quad (\text{III.2})$$

La figure III.1 montre l'effet du filtre médian et du filtre de gauss sur une coupe axiale pondérée en T1 d'une image IRM d'un patient.



(a) Image IRM d'origine (b) Image filtrée par le filtre de Gauss (c) Image filtrée par le filtre médian.

Figure III.1–Application du filtre de Gauss et du filtre médian

Nous remarquons globalement que, le filtrage médian présente une meilleure fidélité à l'image initiale. Ce filtrage donne d'excellents résultats pour éliminer le bruit impulsionnel, ces résultats nous aident dans la partie segmentation pour extraire facilement la partie tumorale et pour éviter la sur-segmentation.

Après le filtrage par filtre gaussien, les contours sont lissés afin de réduire les effets du bruit. Le filtre gaussien est un bon exemple pour éliminer le bruit de type gaussien. L'avantage majeur de ce type de filtre est la facilité de sa conception et de son implémentation.

Pour évaluer les résultats obtenues, nous avons considéré les critères qualitatifs le plus utilisés basés sur :

- La mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE : Mean Square Error) calculée entre les pixels originaux et filtrés [52]:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} (IP - \bar{IP})^2 \tag{III.3}$$

Où P désigne l'ensemble des pixels de l'image

\bar{IP} qui représentent respectivement, les amplitudes des pixels sur les images originale et filtrée. L'utilisation de cette mesure de l'erreur est préférée dans le filtrage des images.

- Le PSNR est une fonction de MSE ; sa définition et son utilisation proviennent du domaine du traitement de signal.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{max}^2}{MSE} \right) \tag{III.4}$$

Le tableau III.1 présente les valeurs du MSE et du PSNR obtenues lors du filtrage de l'image de la Figure.III.1

Les filtres	Médian	Gauss
MSE	0.6835	0.3052
PSNR	49.78	53.28

Tableau III.1 : Les PSNRs et MSEs d'image filtrée.

Une valeur de *PSNR* égale à ∞ , correspond à une image non dégradée, et elle décroît En fonction de la dégradation

Nous avons constaté qu'une valeur élevée de PSNR semble suffisante pour accepter qualitativement le filtre de gauss.

III.6.Pré-segmentation

1/ Extraction de la région d'intérêt

Le but de cette étape est de réaliser la segmentation dans les images acquises par IRM. Il s'agit donc d'éliminer toutes les parties qui n'ont pas d'intérêt de diagnostic pour le staff médical. Dans le cas d'une image en vue axiale, les éléments à éliminer se trouvent autour du cerveau (la peau de la tête et le crâne), comme on peut l'observer dans la Figure III.2.a. D'autre part, dans les images sagittales ou coronales, il faut éliminer la peau et le crâne autour du cerveau ainsi que tout le reste du corps qui soit visible dans l'image IRM comme illustré sur la Figure (III. 2. b).

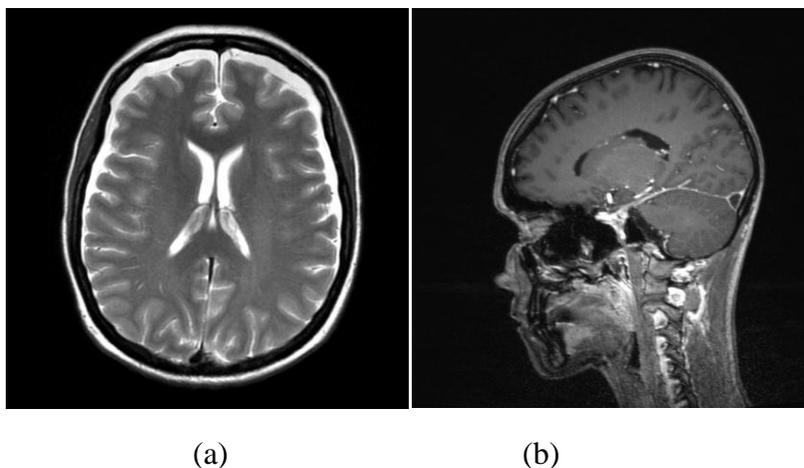


Figure III.2. (a) Image originale en coupe coronale (b) Image originale en coupe axiale.

Dans un premier temps, les médecins préfèrent conserver la surface du cerveau intacte, pour pouvoir effectuer les calculs pertinents sans risque de tenir en compte de certaines parties tout en tenant en considération qu'il peut y avoir un léger décalage à cause des parties de peau et d'os non enlevées. Plus précisément, plusieurs régions peuvent être particulièrement difficiles à détecter à cause des similitudes entre peau, os et cerveau dans ces zones.

Algorithme de détection développé

Nous sommes intéressé par la séparation du cerveau des autres structures anatomiques de l'image. Pour ce faire, il est possible d'exploiter les différences entre les niveaux de gris, les textures et la connexité entre différentes parties du cerveau. On peut utiliser par exemple des outils de morphologie mathématique, combinés avec des opérations sur les pixels comme pour le seuillage.

1/Seuillage automatique

Ce type de seuillage joue un rôle cruciale dans le processus de pré segmentation. L'objectif de cette étape est de faire apparaître le cerveau parmi l'air et l'os ainsi que les yeux, le sang et la graisse(Figure III.3.a).

2/Érosion morphologique

Afin de séparer le cerveau de la peau, nous appliquons une érosion. Cette étape permettra de diminuer le volume du cerveau et d'élargir les trous apparus lors de la binarisation(Figure III.3.b).

3/Remplissage des trous

Pour combler les trous, nous avons introduit la fonction morphologique « imfill ».

« imfill »c'est une commande MATLAB qui permet de remplir les trous dans l'image binaire d'entrée.

(Figure III.3.c)

4/Séparation du cerveau de la peau par érosion morphologique

Cette opération est réalisée au moyen d'une érosion morphologique par un élément structurant sphérique, qui permet de séparer le cerveau de la peau. La peau est alors réduite à une région éloignée du cerveau (Figure III.3.d).

5/Reconstruction du volume initial

Afin de récupérer le volume perdu lors des érosions successives, nous optons pour une dilatation par un élément structurant sphérique (Figure III.3.e).

6/Remplissage des trous

Nous remarquons des zones en noir à l'intérieur de l'image obtenue (Figure III.3 .e).Alors, nous appliquons un remplissage de trous par la fonction « imfill ».

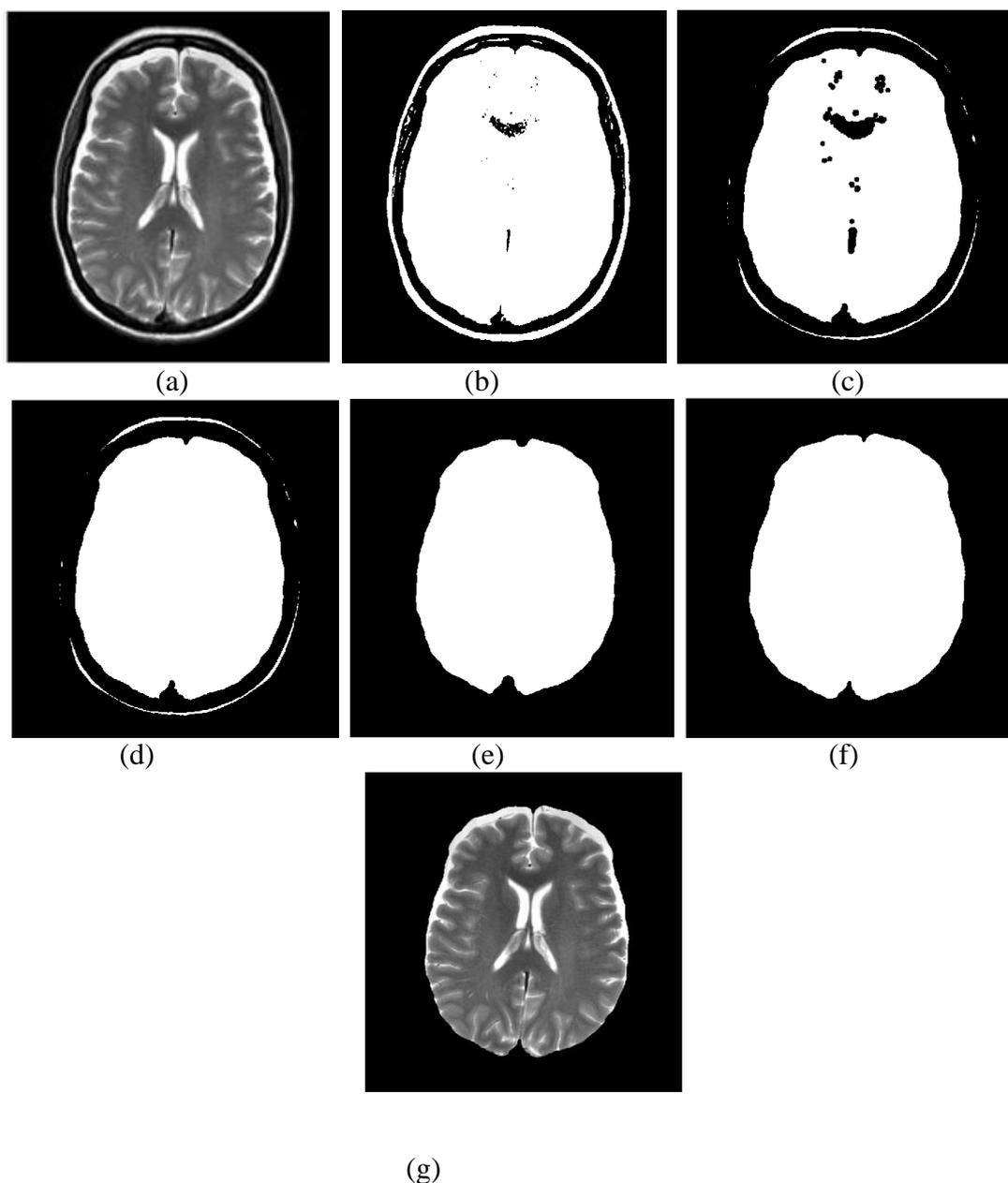


Figure III.3 .Les résultats de l'algorithme de détection développé pour l'extraction du cerveau

2/Egalisation d'histogramme adaptative à contraste limité CLAHE [53]

L'égalisation d'histogramme adaptative à contraste limitée (CLAHE : Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) est utile pour augmenter le contraste de l'image I en niveaux de gris par la transformation des valeurs de contraste limité. À différence de l'égalisation normale, cette méthode fonctionne par régions de l'image, appelées tuiles, plutôt que sur l'image entière. Le contraste de chaque tuile est amélioré.

La fonction de Matlab utilisée qui fait l'égalisation adaptative de l'histogramme s'appelle "adaphisteq". On peut spécifier plusieurs paramètres d'entrée :

'NumTiles', nombre de tuiles rectangulaires, par défaut [88], fait que l'image soit divisée en ce nombre de régions et le contraste se fasse par régions.

'ClipLimit', qui est le paramètre qu'affecte le plus à notre résultat ; sa valeur est comprise entre 0 et 1, et par défaut sera 0.01. Ce paramètre définit le facteur du contraste.

D'autres paramètres sont 'NBins' (nombre d'intervalles de l'histogramme), 'Range' (domaine de données), 'Distribution' (distribution de l'histogramme, on utilisera la distribution 'Rayleigh') afin de modéliser la variance du bruit .

On applique l'égalisation d'histogramme adaptative sur l'image originale .la figure(III.4) montre le résultat obtenue .

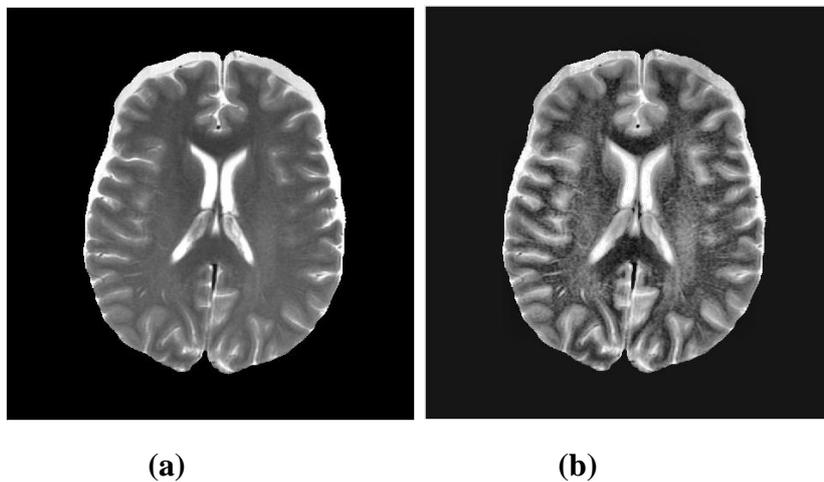


Figure III.4. (a) Image originale et histogramme. (b) Image égalisée.

Interprétation

A partir du résultat obtenu après égalisation de l'image originale, nous remarquons que d'une part le contraste de quelque régions de l'image est augmenté et d'autre part le contraste est diminué dans d'autres régions.

Cette étape nous a permis de visualiser plus de détails sur l'image originale ,ce qui est très utile à l'étape de segmentation.

III.7.Segmentation

Après avoir prétraité les images IRM, l'étape suivante est l'implémentation des quatre techniques de segmentation citée précédemment pour détecter les différentes structures cérébrales.

Par la suite nous allons présenté en détail les résultats obtenus après application de ces techniques sur la base de données en commençant par le seuillage.

III.7.1.Le seuillage

Dans la figure suivante (III.5) est illustré le résultat de binarisation d'image originale et la détection des contours des sillons corticaux.

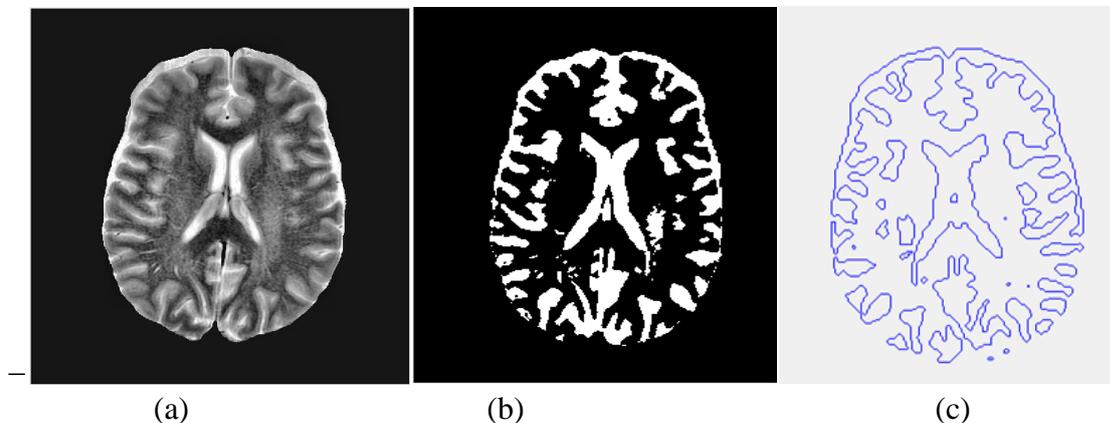


Figure III.5. (a) Image originale (b) Résultat de binarisation, (c) Contours des sillons

A partir des images obtenues dans la figure III.6, nous pouvons extraire les périmètres des sillons et les appliquer à l'image en niveaux de gris du départ en utilisant un seuillage à un seuil=140 et la couleur verte, afin d'apprécier qualité de la segmentation (voir la figure suivante).

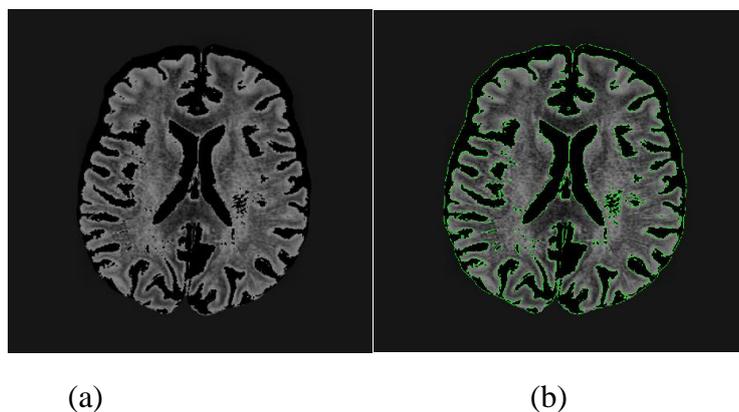


Figure III.6. Segmentation de la MB+MG et les sillons corticaux (Seuil=140)
(a)Matière blanche et grise,(b) Contours des sillons corticaux en vert sur l'image initiale

En appliquant les mêmes étapes précédentes à un seuil égal à 100, nous obtenons le masque binaire de la matière blanche et nous avons comme résultat l'image binaire comme illustré sur la Figure suivante.

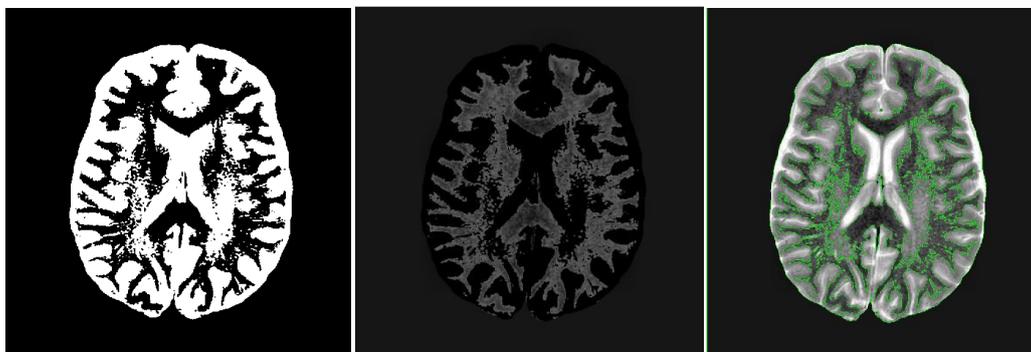


Figure III.7. Segmentation de la matière blanche (MB)

(a) Résultat de l'application du seuil=100, (b) la matière blanche extraite (c) traçage du périmètre de la matière blanche en vert.

Ensuite, nous appliquons une soustraction entre l'image qui contient MB+MG et l'image qui contient uniquement la matière blanche (MB). Cette opération, nous permet d'obtenir la matière grise (voir la figure suivante).

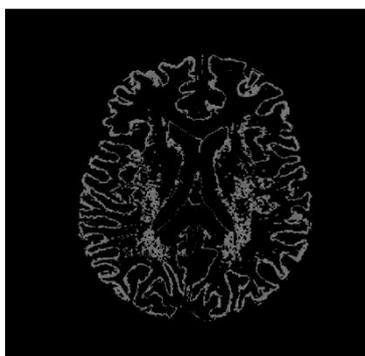


Figure III.8 . Segmentation de la matière grise (MG)

Interprétation

En analysant les résultats de cet algorithme, nous constatons que la difficulté majeure de cette méthode autant que méthode de seuillage se trouve dans le choix de la valeur du seuil à appliquer sur l'image.

En effet, dans le traitement effectué sur l'image illustrée sur la Figure III.8, le seuil a été fixé à une valeur de 140 qui est choisie d'une manière empirique, ce qui nous a permis de détecter la matière blanche (MB) et la matière grise (MG) ainsi que les sillons corticaux.

En fixant la valeur du seuil à 100, nous pouvons détecter la matière blanche (MB), c'est la valeur qui correspond à une limite de segmentation sur l'image traitée, comme illustrée sur la Figure III.8.

III.7.2. Application de l'algorithme Ligne de Partage des Eaux (LPE)

Parmi les différentes méthodes de segmentation d'image existantes, nous avons choisi de nous placer dans le cadre de la morphologie mathématique en utilisant l'une des techniques les plus puissantes de cette catégorie, à savoir la Ligne de Partage des Eaux (LPE).

de segmentation d'images IRM : Application

Nous appliquerons cette technique de segmentation sur l'image d'origine. Nous commençons par générer l'image du module du gradient permettant d'aboutir aux crêtes correspondantes aux contours, nous obtenons l'image en Figure III.9 .b ;

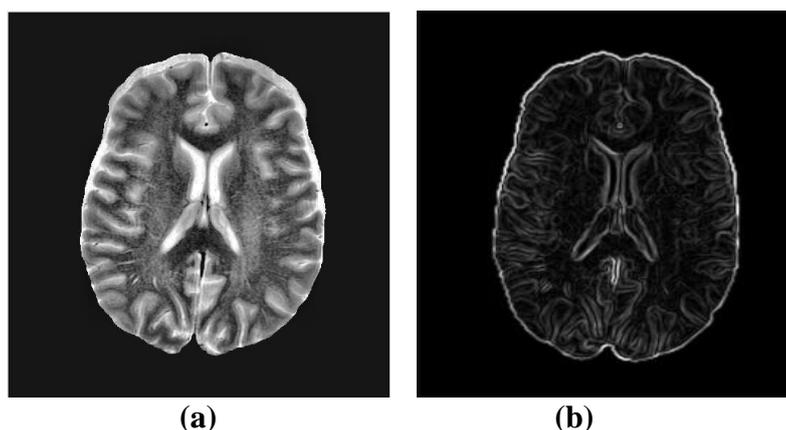


Figure III.9 (a) Image originale.(b) module de gradient

Puis on procède à une évaluation de la détection de contours par la LPE et cela en détectant les contours fermés (**Figure III.11 .a**). Par la suite on applique une dilatation et une érosion nous servent à détecter les maxima régionaux dans l'image (**Figure III.11 .b**)

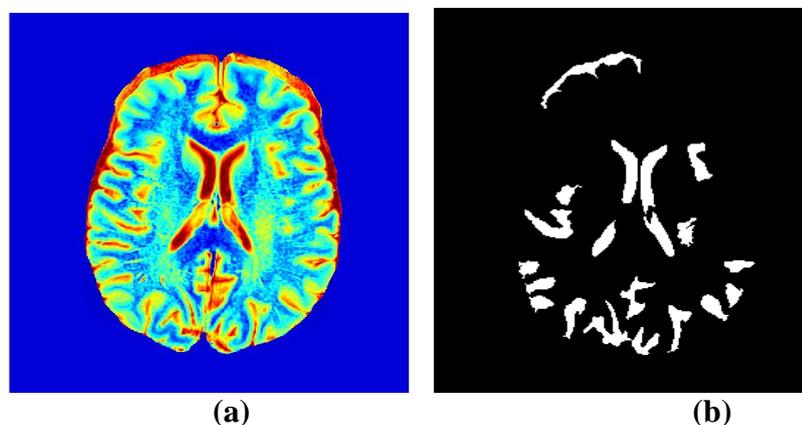


Figure III.10. (a) régions détectées par LPE. (b) Les maxima régionaux

On procède ensuite à la superposition des maxima régionaux sur l'image d'origine puis on refait les mêmes opérations de dilatation et d'érosion. Ces différentes opérations nous permettent de détecter les régions dans l'image et on les sépare en utilisant des lignes appelées des lignes de partage des eaux (**Figure III.11.a**).

On s'intéresse à présent à ce qu'on appelle marqueurs qui existent dans les objets recherchés dans l'images qui sont dans notre cas les bords de l'image (**Figure III.11.b**).



(a)

(b)

Figure III.11. (a) la ligne de partage des eaux.(b) marqueurs et contours superposés sur l'image d'origine)

On obtient enfin la matrice correspondante à l'application de ces contours et marqueurs et qui nous définit les différentes régions de l'image sous une forme d'une carte topographique, comme illustré sur la Figure III.12.

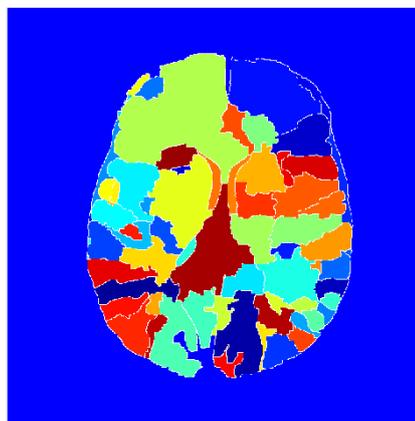


Figure III.12 . matrice des lignes de partages des eaux colorée

Interprétation

A partir des résultats obtenus, après application de l'algorithme de la ligne des partages des eaux on constate qu'il fournit des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image.

Dans la section suivante, nous nous intéressons à l'implémentation de l'algorithme **seuillage par entropie** pour segmenter notre image IRM cérébrale.

III.7.3. Application de l'algorithme basé sur le Seuillage par entropie(Shannon et Tsallis) pour la détection de contours:

La détection des contours est l'une des tâches les plus critiques de l'analyse automatique d'image .Il n'existe pas de méthode de détection universelle de contours qui assure un fonctionnement idéal sous différentes conditions.

L'algorithme de Seuillage par entropie est une nouvelle approche basée sur l'une des techniques les plus efficaces de détection de contours et le seuillage par l'entropie.

1. Seuillage d'image

L'ensemble de toutes les probabilités du symbole source est noté P,P={p1,p2,p3.....pk}.

Cet ensemble de probabilités doit satisfaire la condition $\sum_{i=1}^k p_i = 1$, $0 \leq p_i \leq 1$

L'information moyenne par source en sortie S(Z) peut être décrite comme suit :

$$S(z) = -\sum_{i=1}^k p_i \ln(p_i) \tag{III.5}$$

K étant le nombre total d'états .Si nous considérons qu'un système peut être décomposer en sous-systèmes statistiquement indépendants A et B ,alors l'entropie de Shannon vérifie la propriété d'additivité ;

$$S(A+B) = S(A) + S(B)$$

Cette expression a été montrée pour être limite aux sens de la statistique de Boltzmann-Gibbs-Shannon (BGS).Toute fois ,pour les systèmes non-intensifs, une sorte d'extension semble devenir nécessaire. Tsallis a proposé une généralisation de la statistique de BGS qui est utile pour décrire les propriétés thermo-statistiques de systèmes non-extensifs sur laquelle elle est insérée sous une forme entropique générique.

$$S_q = \frac{1}{q-1} (1 - \sum_{i=1}^k P_i^q) \tag{III.6}$$

Où le nombre réel q est un index entropique qui caractérise le degré de non extensibilité.

Cette expression est récupérée en entropie BGS pour la limite $q \rightarrow 1$

Pour le système statistique indépendants ,défini par la règle suivante :

$$S_q(A + B) = S_q(A) + S_q(B) + (1 - q).S_q(A).S_q(B) \tag{III.7}$$

Les similitudes entre les formes d'entropie de Boltzmann-Gibbs et de Shannon fournissent une base pour la possibilité de généraliser l'entropie de Shannon à la théorie de l'information. Cette généralisation peut être étendue aux domaine de traitement d'image, en particulier pour la segmentation ,en appliquant l'entropie de Tsallis aux images à seuil contenant de l'information additive.

Soit f(x,y) la valeur du niveau de gris situé au point(x,y) dans une image numérique

{ f(x,y)|x ∈ {1,2.....M}, y ∈ {1,2.....N}} de taille M*N .

Soit le histogramme h(a) pour a ∈ {0,1,2.....255} avec f représentant l'amplitude (luminosité) de l'image à la position réelle(x,y).pour plus de commodité ,nous désignons l'ensemble des niveaux de gris {0,1,2.....255} comme G car les méthodes de sélection du seuil global utilisent généralement l'histogramme de niveaux de gris de l'image .

Le seuil optimal t^* est déterminé en optimisant une fonction de critère appropriée obtenue à partir de la distribution des niveaux de gris de l'image et de certaines autres caractéristiques de l'image.

Soit t une valeur du seuil et $B=\{b_0, b_1\}$ une paire de niveaux de gris binaire avec $\{b_0, b_1\} \in G$. Typiquement, b_0 et b_1 prennent des valeurs de 0 et 1, respectivement.

Le résultat du seuillage d'une fonction d'image $f(x,y)$ en niveaux de gris t est une fonction binaire $f_t(x,y)$ telle que: $f_t(x,y)=b_0$ si $f_t(x,y) \leq t$ sinon $f_t(x,y)=b_1$.

En général, une méthode de seuillage détermine la valeur t^* de t sur la base d'une certaine fonction de critère.

Si t^* est déterminé uniquement à partir de niveaux de gris de chaque pixel, la méthode de seuillage dépend du point

Soit $p_i = p_1, p_2, \dots, p_K$ la distribution de probabilité pour une image avec des niveaux de gris K

De cette distribution, nous dérivons deux distributions de probabilité, une pour l'objet (classe A) et l'autre pour l'arrière plan (classe B), données par :

$$P_A = \frac{p_1}{P_A}, \frac{p_2}{P_A} \dots \dots \frac{p_t}{P_A} \tag{III.8}$$

$$P_B = \frac{p_{t+1}}{P_B}, \frac{p_{t+2}}{P_B} \dots \dots \frac{p_k}{P_B}$$

où : $P_A = \sum_{i=t+1}^k p_i$ et $P_B = \sum_{i=1}^t p_i$ (III.9)

L'entropie de Tsallis d'ordre q pour chaque distribution est définie comme suit :

$$S_q^A(t) = \frac{1}{q-1} (1 - \sum_{i=1}^t p_A^q)$$

$$S_q^B(t) = \frac{1}{q-1} (1 - \sum_{i=t+1}^k p_B^q) \tag{III.10}$$

L'entropie de Tsallis $S_q(t)$ est paramétriquement dépendante de la valeur du seuil t pour le premier plan. Elle est formulée comme la somme de chaque entropie, permettant ainsi la propriété pseudo-additive, définie dans l'équation (III.6).

L'objectif est de maximiser la mesure de l'information entre les deux classes (objet et arrière-plan). Lorsque $S_q(t)$ est maximisé, le niveau de luminance t maximisant la fonction est considéré comme la valeur optimale du seuil.

$$t^*(q) = \text{Argmax} [S_q^A(t) + S_q^B(t) + (1-q) \cdot S_q^A(t) \cdot S_q^B(t)] \tag{III.11}$$

Il s'agit de créer une image binaire en choisissant une valeur appropriée du seuil en utilisant l'entropie de Tsallis.

La technique consiste à traiter chaque pixel de l'image d'origine et à créer une nouvelle image, telle que $f_t(x,y)=0$, si $f_t(x,y) \leq t^*(q)$, sinon, $f_t(x,y)=1$ pour chaque $x \in \{1,2,\dots,M\}$, $y \in \{1,2,\dots,N\}$

Lorsque $q \rightarrow 1$, la valeur du seuil dans l'équation (III.6) est égale à la même valeur que celle trouvée par la méthode de Shannon. Cette méthode proposée inclut donc la méthode de Shannon. Comme cas spécial, l'expression suivante peut être utilisée comme fonction de critère pour obtenir le seuil optimal à $q \rightarrow 1$

$$t^*(1) = \text{Argmax}[S^A(t) + S^B(t)] \tag{III.12}$$

La procédure de seuillage qui consiste à sélectionner les valeurs de seuil appropriées t^* et q est décrite comme suit

Procédure Threshold :

Input : Une image numérique A en niveaux de gris de taille $M \times N$.

Output : La valeur de seuil appropriée t^* de A pour $q \geq 0$.

Début :

1. Soit $f(x,y)$ la valeur de gris d'origine du pixel au point (x, y) , $x=1..M$, $y=1..N$.
2. Calculer la distribution de probabilité $0 \leq p_i \leq 255$.
3. Pour toute $t \in \{0,1,\dots,255\}$
 - i. Appliquer l'équation (III.8 et III.9) pour calculer P_A, P_B, p_A et p_B
 - ii. Appliquer l'équation (III.11) pour calculer la valeur optimale du seuil.

Fin.

La détection de contour

Nous allons utiliser les masques habituels pour détecter les arêtes. Un filtre maître peut être défini comme une matrice w de taille $m \times n$

Procédure EdgeDetection;

Input: image numérique A en niveaux de gris de taille $M \times N$.

Output: L'image de détection de contour g de A

Début :

Etape 1 : crée une image binaire pour x,y

Sif $f(x,y) \leq t^*$ et $f(x,y)=0$ sinon $f(x,y)=1$

Etape 2 : crée une masque w de 3×3 $a = (m-1)/2$ et $b = (n-1)/2$.

Etape 3 : crée l'image de sortie g de taille $M \times N$

Pour tout x et y , soit $f(x,y)=g(x,y)$

Etape4 : Vérification des pixels de contour

Pour tout $y \in \{ b+1, \dots, N-b \}$, and $x \in \{ a+1, \dots, M-a \}$,

sum= 0;

Pour tout $k \in \{ -b, \dots, b \}$, and $j \in \{ -a, \dots, a \}$,

Si($f(x, y) = f(x+j, y+k)$) et sum= sum+1.

Si(sum > 6) Then $g(x,y)=0$ sinon $g(x,y)=1$.

Fin

Les étapes de l'algorithme proposé est comme suit

Etape1: Nous utilisons l'entropie de Shannon ,l'équation (III.12) pour trouver la valeur de seuil global (t_1).l'image est segmenté avec t_1 en deux parties ,l'objet et le fond.

Etape 2 : Nous utilisons l'entropie de Tsallis,l'équation (III.11) , $q=0.5$, aussi on peut écrire l'équation(III.10) comme suit;

$$S_{0.5}^A(t) = 2 \sum_{i=1}^t |\sqrt{p_A}| - 2 \quad \text{(III.13)}$$

$$S_{0.5}^B(t) = 2 \sum_{i=t+1}^k |\sqrt{p_B}| - 2,$$

Nous avons aussi :

$$t^*(0.5) = \text{Argmax} [(\sum_{i=1}^t |\sqrt{p_A}|) (\sum_{i=t+1}^k |\sqrt{p_B}| - 1)] \quad \text{(III.14)}$$

Appliquer l'équation (III.14) pour trouver la valeur du seuil locaux(t_2) et (t_3)

Etape3 :Appliquer la procédure Edge Detection avec la valeur de seuil t_{R1R} , t_{R2R} et t_{R3R} .

Etape 4 :Fusionner l'image résultante de l'étape 3 dans l'image de sortie de l'image finale

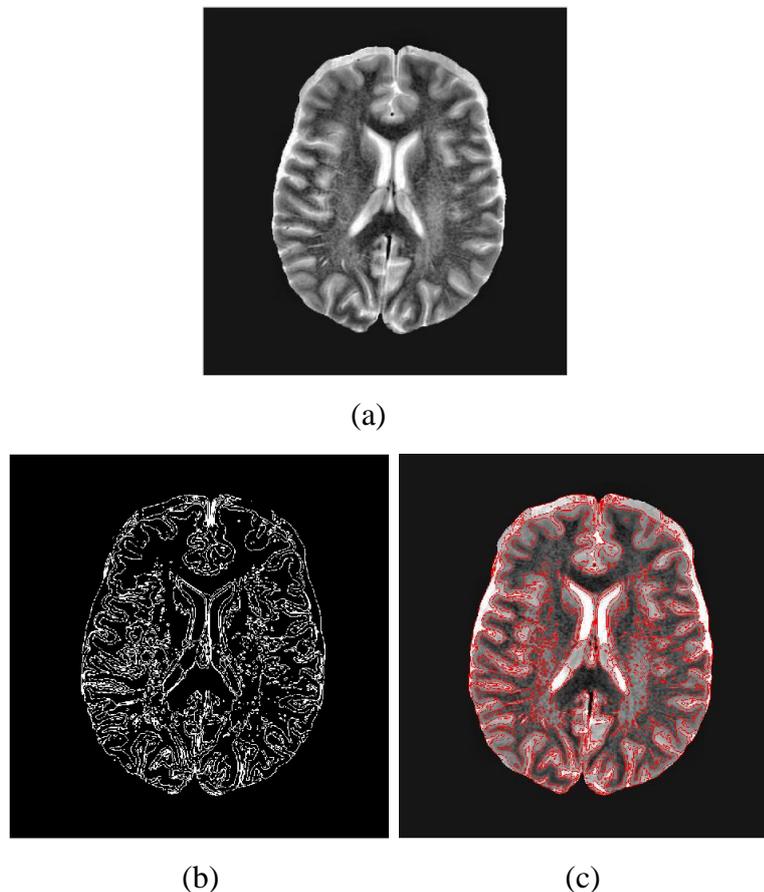


Figure III.13. Résultat de segmentation par l'algorithme de 'Entropy Threshold' (Seuillage par entropie)

(a) Image originale, (b) le résultat de segmentation .(c) traçage des contours en rouge sur l'image originale

Interprétation

L'algorithme proposé utilise les entropies Shannon et de Tsallis pour calculer les valeurs globales et locales du seuil.

Les performances de détecteur de bord entropique proposé sont un excellent détecteur de forme et de détail. Les principaux avantages de la méthode proposée sont sa robustesse et sa flexibilité.

III.7.4. Application de l'algorithme K-means :

L'algorithme *k-means* est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters.

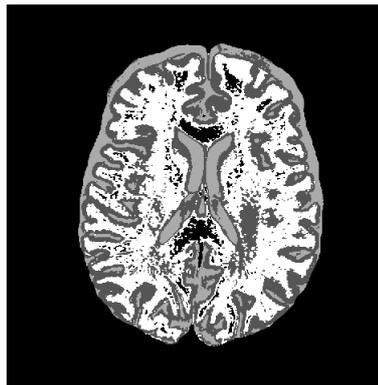
Nous avons segmenté l'image IRM en quatre classes en utilisant l'algorithme K-means. Cet

algorithme, étant une technique d'optimisation (qui vise à minimiser la valeur d'un certain critère numérique), il s'arrête lorsqu'il ne peut plus faire baisser la valeur du critère à minimiser

nous avons utilisé l'algorithme suivant :

- Convertir l'image en un vecteur
- Initialisez le nombre de cluster k
- Affecter les objets à une des classes suivant un critère de minimisation des distances (selon une mesure de distance euclidienne)
- Reconvertir les vecteurs de chaque classe en une matrice

Nous avons segmenté l'image IRM en quatre classes en 4 classe (K=4) afin d'obtenir les différents structures La figure suivante montre les résultats obtenues :



(a)



(b)



(c)

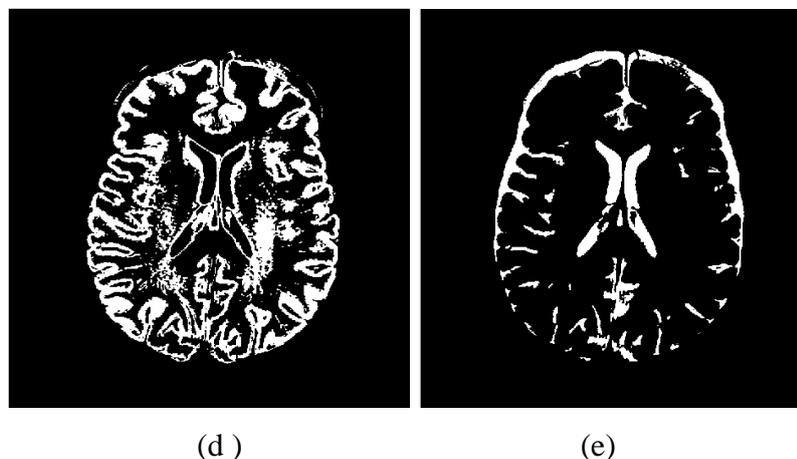
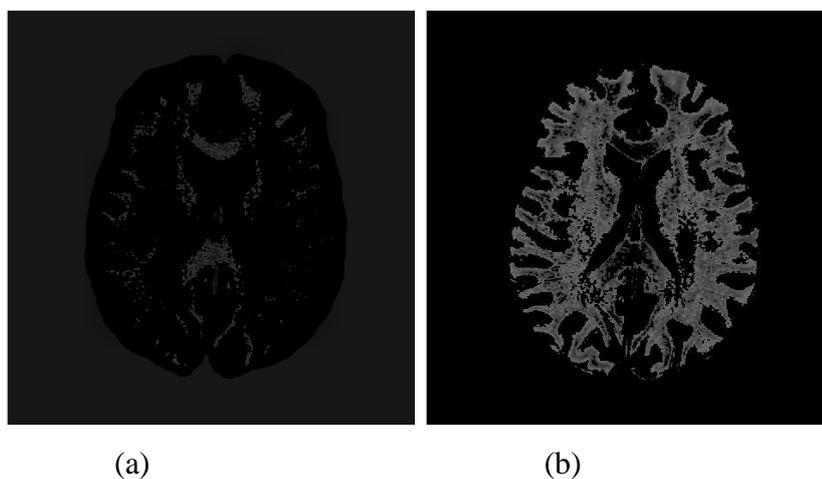


Figure III.14. Résultat de segmentation par l'algorithme K-means

On fait la superposition des classes obtenues sur l'image original pour préciser les régions détectées

Les résultats sont montrées dans la figure suivant :



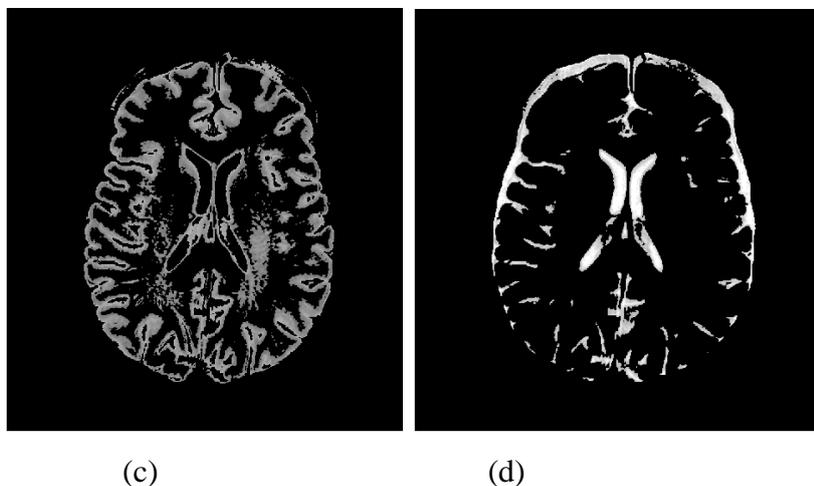


Figure III.15. résultats de superposition des classes obtenues par la segmentation par K-means sur l'image originale

Interprétation :

L'algorithme classique de k-means laisse un paramètre libre : le nombre de classes, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image.

On choisit un $k=4$, on constate que l'algorithme k-means nous permet de extraire la matière grise ainsi que le liquide céphalo_rachidien.

III.8. Comparaison :

La segmentation des images IRM cérébrale a été étudiée en utilisant quatre approches. Les algorithmes proposés sont considérablement différents dans leur fondement théorique, leur performance, ainsi qu'en termes de précision des résultats et en temps de calcul. Dans la littérature, les méthodes les plus classiques sont généralement basées sur la technique de seuillage, ou des techniques un peu plus sophistiquées tel que le seuillage hiérarchique. D'autres méthodes sont fondées sur la technique de croissance de régions, de contours actifs, etc. Dans notre cas, les méthodes de segmentation que nous avons appliquées sont :

Approche1 : Dans cette approche, nous avons commencé par l'application d'un seuillage pour appliquer une binarisation sur l'image traitée. Ensuite, nous avons utilisé une méthode d'extraction de contours à partir de cette image binaire pour superposer ce contour sur l'image originale.

Approche2 : Dans cette approche, nous avons appliqué l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Nous déterminons les lignes de long desquelles les niveaux de gris varient rapidement. En faisant une analogie géographique, cela se rapproche de la ligne de crêtes du module de gradient de l'image.

Dans ce contexte, l'image est vue comme une zone géographique dans laquelle les lignes de crêtes sont assimilées aux contours de l'image.

Cette technique nous donne des contours fermés et squelettisés ,ces contours fermés forment donc une partition de l'image.

Approche3 :Dans cette approche, on fait le seuillage par entropie pour détecter les contours dans l'image traitée. L'algorithme développé exploite des caractères des entropies de Shannon et de Tsallis combinées pour calculer les valeurs du seuil.

Approche4 :

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en oeuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objet

Interprétation des résultats :

L'absence d'une norme standard pour évaluer les résultats de segmentation implique l'instauration d'un compromis entre les paramètres à configurer lors du traitement tout en assurant un résultat optimal.

Généralement, la segmentation manuelle par des experts du domaine peut être considérée comme une référence acceptable ; après une comparaison entre le résultat de la méthode automatisée et l'objet segmenté par l'expert est une phase de validation au cours du traitement.

Les résultats peuvent être validés si l'algorithme génère une segmentation suffisamment similaire à celle fournie par les experts.

Cette présente étude n'incorpore malheureusement pas d'avis d'experts dans la phase de segmentation. Par voie de conséquence, nous adoptons d'autres critères d'évaluation. Nous évaluerons les résultats en termes de complexité algorithmique en calculant le temps de calcul pour chacune des approches. Nous évaluerons également le PSNR lors de chacun des traitements.

La table suivante représente les temps d'exécution des différentes étapes:

Po nous avons utilisé un PC (ASUS : Intel(R) Core™ i3-230CPU@ 2.3GHz 2 .3GHz, RAM 4,00GO, système d'exploitation 64 bits)

Etape	Temps d'exécution
Filtrage	40.431004 sec.
Extraction de cerveau	16.468316 sec.
Adaptation de l'égalisation de l'histogramme	19.135773 sec.
Approche 1	15.795577 sec.
Approche 2	14.193554 sec.
Approche 3	7.662571 sec.
Approche 4	2.178639 sec

Tableau III.2Temps d'exécution des différentes étapes de segmentation

Nous remarquons que le temps d'exécution totale des deux premières méthodes est pratiquement le même. Concernant le seuillage par entropie (3^{ème} méthode), nous remarquons que le temps d'exécution est réduit jusqu'à moitié du temps des premières méthodes.

nous constatons aussi que l'algorithme k-means prend moins de temps.

Dans le tableau suivant, nous calculons le rapport signal sur bruit en crête (PSNR : Peak Signal to Noise Ratio). Une valeur de PSNR élevée correspond à une image non dégradée, qui décroît en fonction de la dégradation de l'image

La méthode		PSNR(dB)
Seuillage	MG+MB	26.39
	MB	27.01
	MG	33.32
LPE		44.52
Seuillage par entropie		13.78
K-means		40.27

Tableau III.3 Le PSNR pour les 4 méthodes

Résultat et interprétation

D'après les résultats présentés dans le Tableau III.3 nous remarquons que l'algorithme de LPE est meilleur en comparaison aux autres techniques utilisées, et ce relativement au taux moyen de PSNR (PSNR=44,52). L'algorithme K-means donne un taux de PSNR élevé de (40.27), puis en trouve l'algorithme de seuillage dans la 3^{ème} position. Enfin l'algorithme de seuillage par entropie possède un faible taux de PSNR(13.78)

Ceci s'explique par la grande sensibilité de la méthode de seuillage par entropie au bruit par rapport aux deux autres méthodes.

Comparaison globale

Comme présenté ci-dessus, chacune des approches présente un paramètre plus ou moins bon par rapport aux autres, il est donc nécessaire d'avoir une appréciation globale pour bien choisir l'approche optimale.

Concernant la segmentation par la méthode de seuillage, c'est une méthode rapide et simple à mettre en œuvre. Néanmoins, elles échouent lorsque les régions de recherche sont insuffisamment contrastées. On peut viser de multiples structures comme les matières blanche et grise, et les sillons corticaux. La difficulté majeure de cette méthode est le choix de la valeur du seuil à appliquer sur l'image.

La segmentation par la ligne des partages des eaux(LPE). permet en général des résultats acceptables. Cette technique fournit des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image. Malgré la bonne séparation obtenue, nous pouvons observer une sur-segmentation de l'image faisant apparaître des lignes de crêtes en dehors des objets, ainsi qu'à l'intérieur d'objets convexes.

La segmentation par la méthode de seuillage par entropie(Entropic Thresholding) diminue le temps de calcul avec la génération d'une haute qualité de détection de bord ; elle est adaptative

à la détection de petites classes .Un autre avantage est la mise en œuvre facile de cette méthode.

L'algorithme classique des *k*-means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image.

Les méthodes de classification (clustering) issues de l'analyse de données permettent de regrouper des objets possédant des propriétés similaires.

Le tableau III.4 récapitule ces diverses évaluations pour les quatre algorithmes

Critères de comparaison	Seuillage	LPE	Edge threshold	K-means
Résultat de segmentation	MB+MG+les sillons	Une partition d'image	Détection des bords de toutes les structures	4 classes (MB,LCR)
Bruit	Sensible	Moins sensible	sensible	Moins sensible
Paramètres à régler	Moins de paramètres (Le seuil)	Moins de paramètres (la taille de l'élément structurant)	Moins de paramètres(q)	Mons de paramètre (K :le nombre
Le temps	Moins rapide	Moins rapide	Rapide	Plus rapide

Tableau.III.4 .Comparaison des quatre méthodes de segmentation

III.9 .Application sur Image IRM format DICOM

Le format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medecine) est un fichier utilisé par la plupart des fabricants de matériel de l'imagerie médicale elle est largement utilisé en imagerie par résonance magnétique .pour cela nous avons effectué les traitement précédents sur une image format DICOM.

Format Version 3

Format: 'DICOM'

Width 512

Height 512

Bit Depth 16

Color Type 'grayscale'

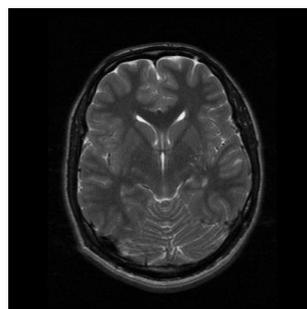


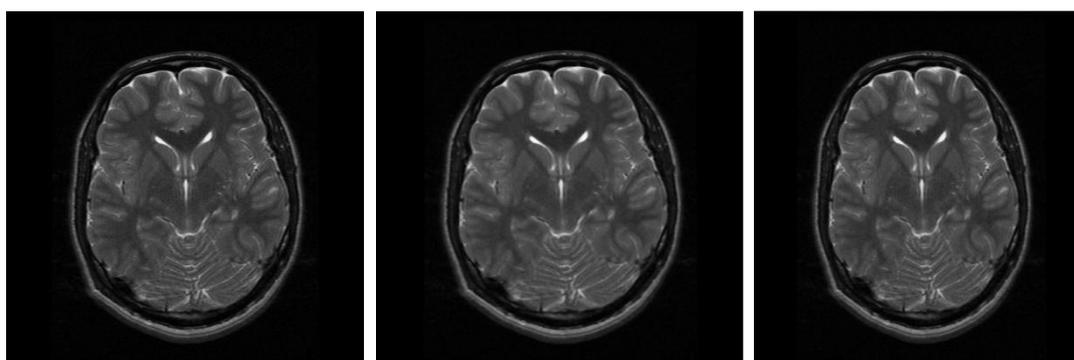
Figure III.16.Image IRM format DICOM

III.9.1.Prétraitement:

On a besoin de passer par une étape de filtrage qui précède la phase de segmentation dans le but d'améliorer de qualité d'images et l'atténuation de bruits.

Nous utilisons un filtre de gauss , ensuite nous avons appliqué le filtre médian.

La figure suivant présente le résultat de filtrage :



(a)

(b)

(c)

(a) image originale (b) Image filtrée par le filtre de gauss (c) Image filtrée par le filtre médian.

Figure III.17–Application du filtre de gauss et du filtre médian

Pour évaluer les résultats obtenues nous avons comparé l'image filtrée avec l'image originale pour déterminer les dégradations et le rapport de ressemblance

Les filtres	Médian	Gauss
MSE	17.8383	92.9349
PSNR	35.62 dB	28.45 dB

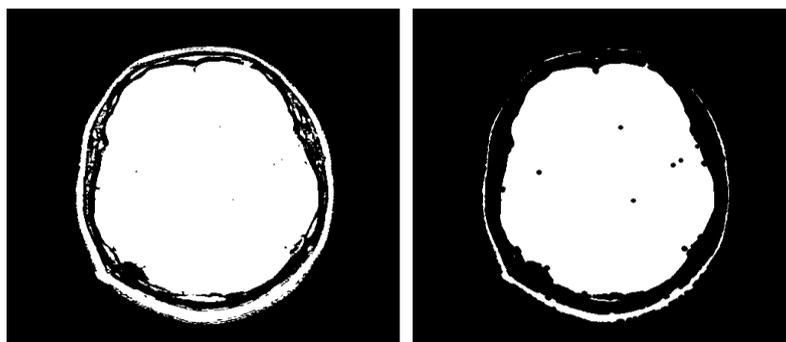
Tableau.III.5 : Les PSNRs et MSEs d'image filtrée.

Nous avons constaté qu'une valeur élevée de PSNR semble suffisante pour accepter le filtre de gauss.

III.9.2 .Présegmentation

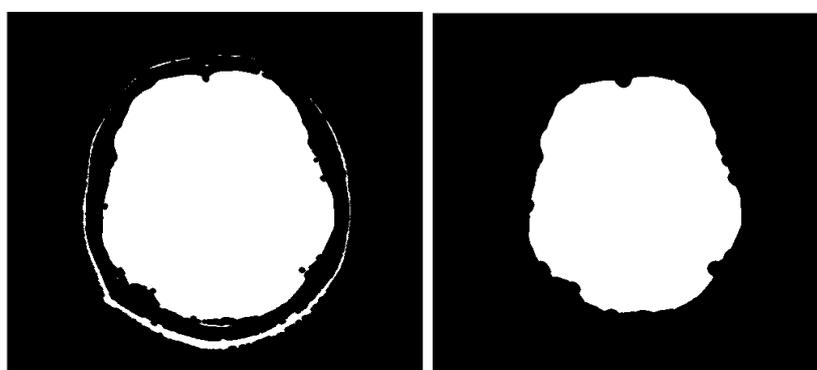
III.9.2.1Extraction de cerveau :

On passe par les mêmes étapes indiquées précédemment :



(a)

(b)



(c)

(d)

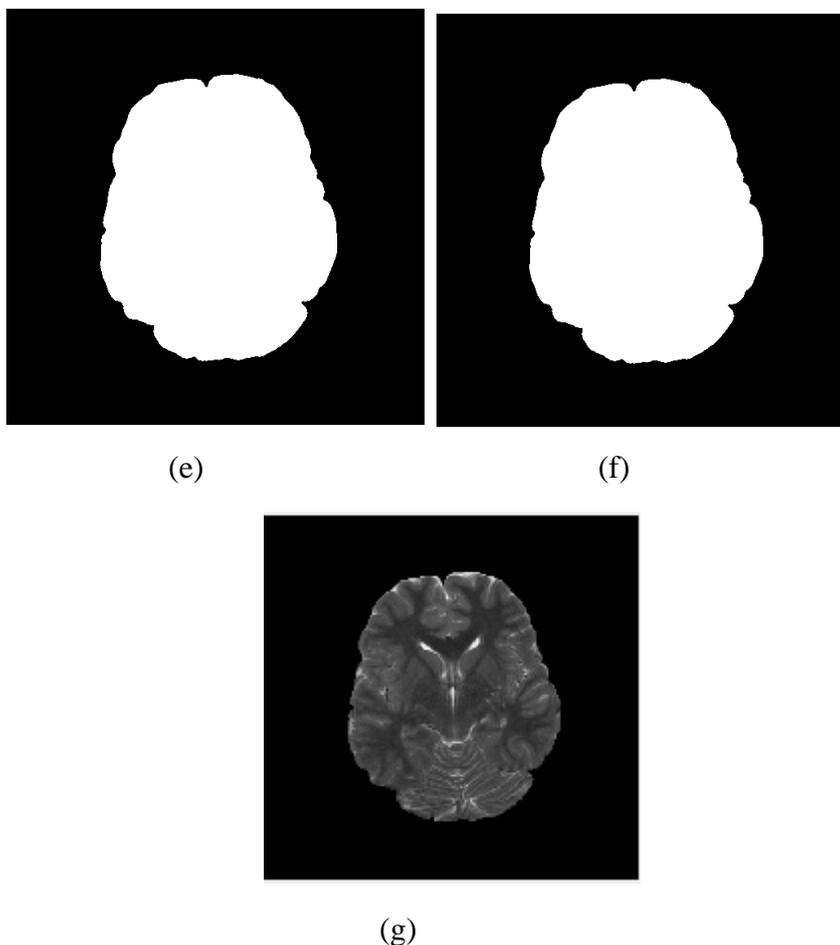


Figure III.18 Les résultats d'extraction de cerveau

(a) Seuillage automatique (b) érosion morphologique (c) remplissage des trous (d) Séparation du cerveau de la peau par érosion morphologique (e) reconstruction de volume initial (f) remplissage des trous (g) résultat de la superposition de la figure (III.18.f) et l'image original)

III.9.3. Segmentation :

III.9.3.a. Application de segmentation par seuillage :

Dans la figure suivante (figure. III.19) représente le résultat de binarisation d'image original

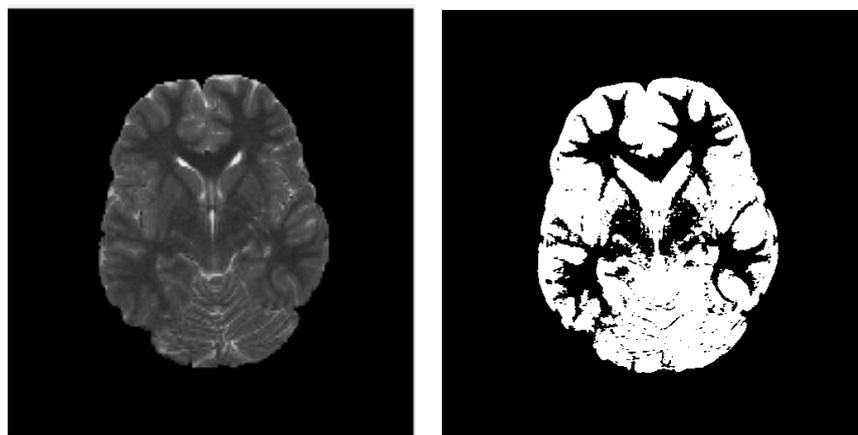


Figure III.19. résultats de binarisation d'image

Ensuite on fait un seuillage avec un seuil de 200 on obtiendra le masque binaire de la matière blanche le résultat obtenues montrée dans la figure suivante :

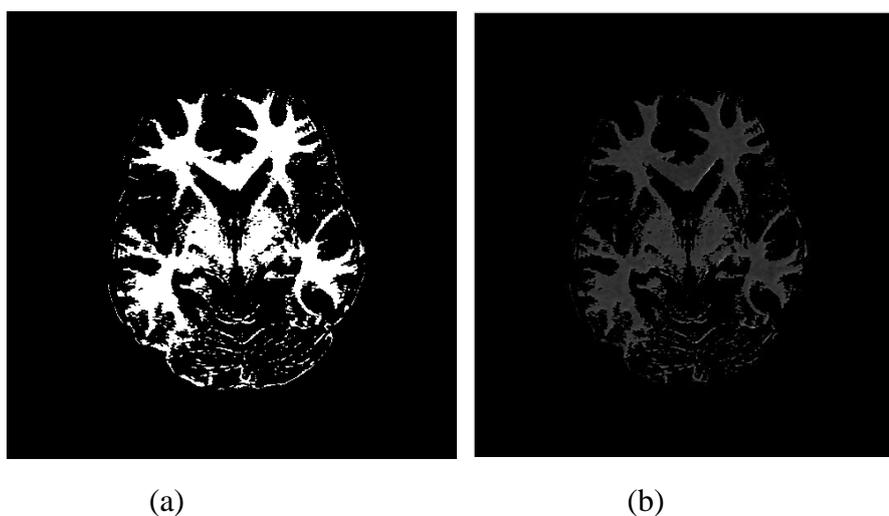
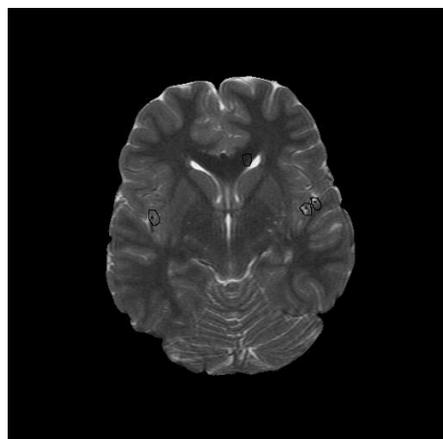
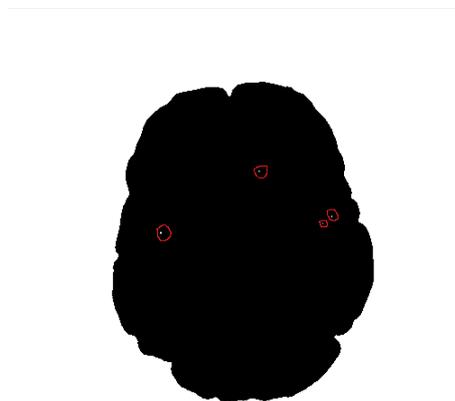


Figure III.20 Résultats de segmentation de la matière blanche MB. (a) masque binaire de la MB, (b) Superpositions de masque binaire sur l'image originale
En suite en applique un seuillage avec un seuil =110, on obtient le résultat montré dans la figure suivante



(a)



(b)

Figure III.21.résultat de segmentation avec un seuil=110

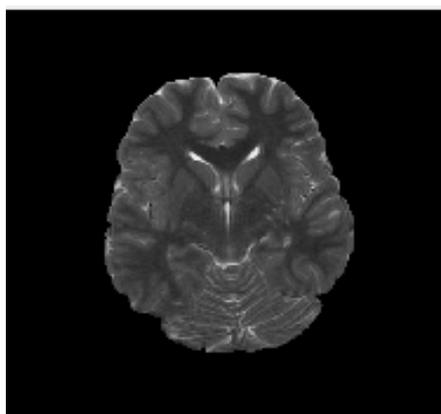
On constate cependant la grande difficulté de cette méthode se trouve dans le choix de la valeur du seuil a appliquer sur l'image.

III.9.3.b.Application de l'algorithme k-means :

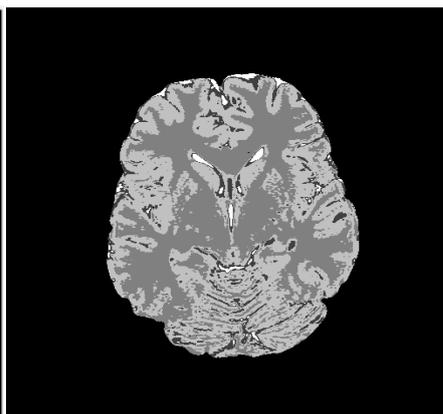
- Application d'algorithme Kmeans :

Nous avons segmenté l'image IRM en quatre classes en 4 classe (K=4)

La figure représente les résultats obtenus



(a)



(b)

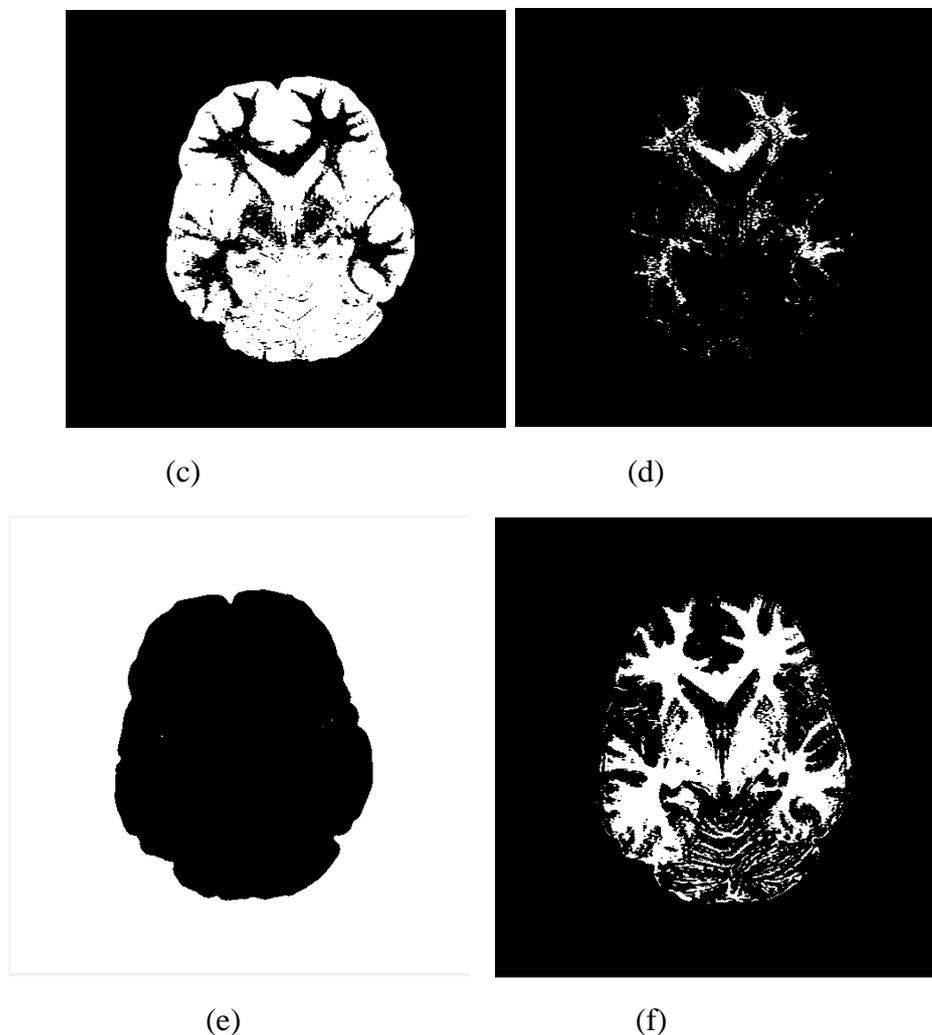


Figure .22 . résultat de segmentation par l'algorithme K-means

(a) image original,(b) résultat de classification(c) ,(d),(e),(f) ; :les différents classes obtenues

Interprétation:

On a codé un K moyennes avec 4 classes, la classe 1 étant le fond ou le noir de l'image, la classe 2 la matière grise, la classe 3 la matière blanche, la classe 4 le liquide céphalorachidien,

L'algorithme classique de k-means laisse un paramètre libre : le nombre de classes, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image.

Nous remarquons que la segmentation de matière blanche est satisfaisante (malgré l'existence

des petits trous

III.9.3.c.L'algorithme de la ligne des partages des eaux

On suit les mêmes étapes citées précédemment, les résultats obtenus sont présentés dans la figure suivante

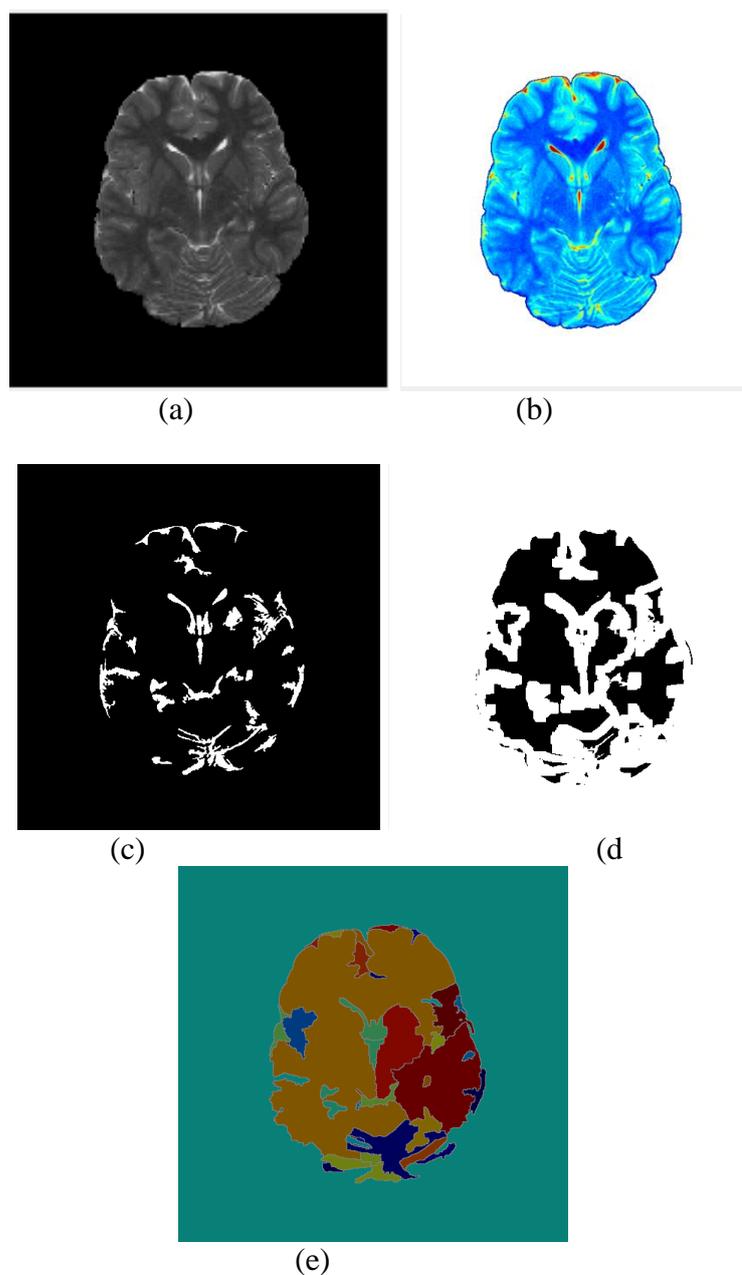


Figure 23 .résultats de segmentation par LPE

(a) image originale,(b) régions détectées par LPE. (c) Les maxima régionaux(d) marqueurs et contours superposés sur l'image d'origine (e) matrice des lignes de partages des eaux colorée

Cette technique nous donne des contours fermés. ces contours fermés forment donc une partition de l'image. L'inconvénient c'est que on obtient un sur segmentation

III.10. Application sur image pathologique :

Notre travail est fait dans le cadre de l'aide au diagnostic et du suivi de l'évolution de la pathologie.

Dans cette partie, nous nous intéressons essentiellement à la détection de tumeur cérébrale par les méthodes de segmentation proposés précédemment (seuillage, k-means, seuillage par entropie) :

III.10.1 .Seuillage :

On applique l'algorithme de seuillage sur une image qui contient un tumeur avec un seuil =180 . la figure suivante montre les résultats obtenues

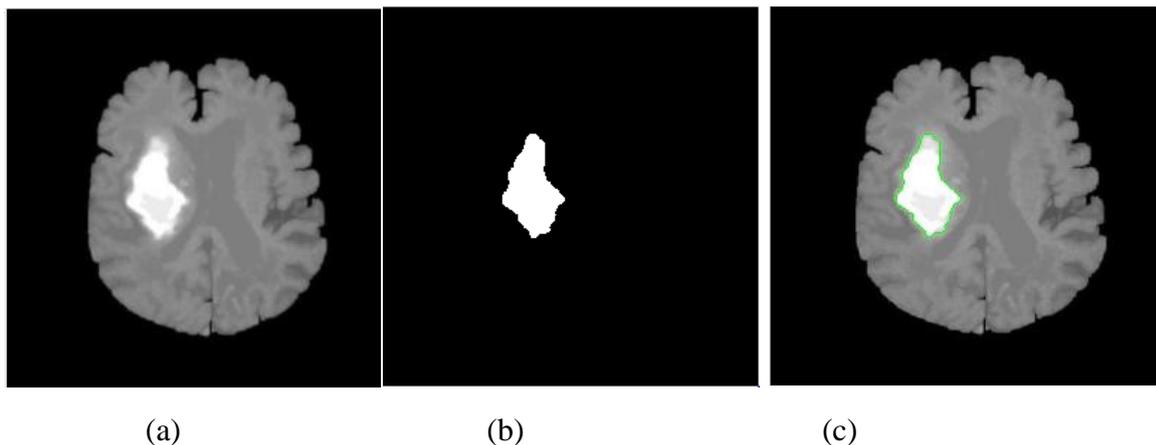


Figure III.24 Le résultat de détection de tumeur par la méthode de seuillage

(a) image original, (b) extraction de tumeur, (c) traçage de contour de tumeur détectée

- On constate que ce seuil nous permet de détecter parfaitement la tumeur

III.10.2 Seuillage par Entropie Shannon et Tsallis

La figure III.25 représente les résultats obtenus :

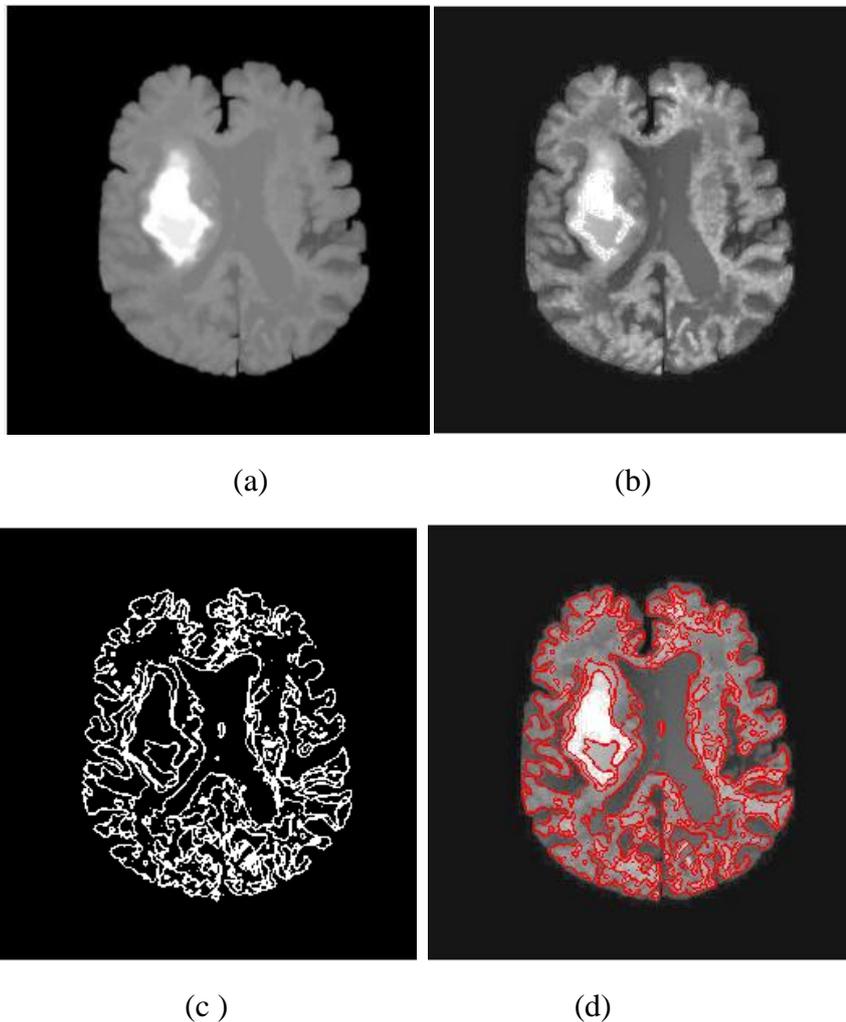


Figure III.25.Le résultat de segmentation d'image pathologique par l'algorithme de seuillage par entropie de Shannon et Tsallis..

(a) image original (b) image égalisé,(c) résultats de segmentation (d) superposition de résultats obtenues sur l'image original

- Le résultat de segmentation par la méthode proposée présente un excellent détecteur de forme et de détail de la tumeur ainsi les différents structures

III.10.3.K-means

On applique l'algorithme k-means avec un nombre de classe $k=3$

La figure suivante représente les résultats obtenues

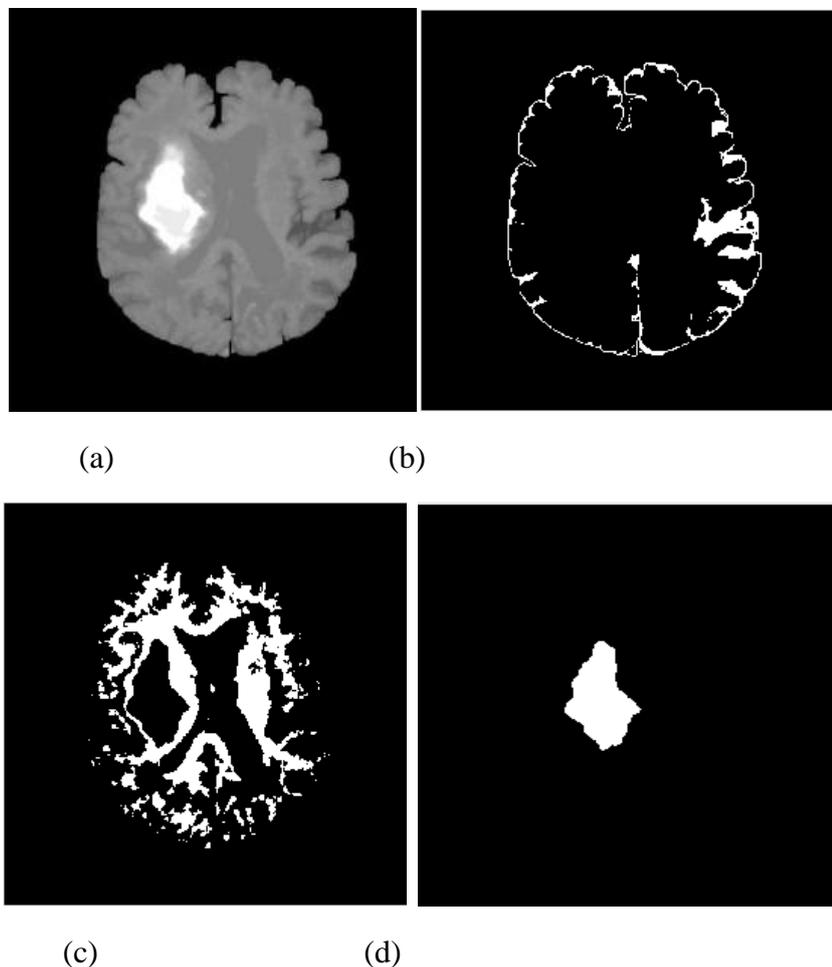


Figure III.26 .Résultats de segmentation d'iamge pathologique par k-means

(a) image original, (b) matière grise, (c) matière blanche, (d)la tumeur détectée.

Discussion :

On constate que les résultats obtenus par les méthodes proposées avec un nombre de classe égale 3 nous donnent une bonne segmentation , Nous avons remarqué que la partie tumorale est bien détectée ainsi la substance blanche et grise.

Conclusion :

Dans le contexte de l'imagerie cérébrale, en utilisant une technique d'acquisition récente qui est l'IRM, le traitement automatique des images et principalement leur segmentation proposent une réponse à des besoins nouveaux. Notre travail est fait dans le cadre de l'aide au diagnostic et du suivi de l'évolution de pathologies.

Nous avons étudié plusieurs méthodes de segmentation d'image afin de délimiter les structures anatomiques cérébrales à partir du traitement d'images IRM. Nous avons proposé une démarche de segmentation en utilisant dans un premier temps la méthode de seuillage. Ensuite, nous avons utilisé une technique plus puissante, c'est la technique de segmentation par la ligne de partage des eaux. Ensuite nous avons utilisé l'algorithme de seuillage par entropie Shannon et Tsallis pour la détection des contours (Entropic Threshold for Edge Detection) qui a permis une meilleure segmentation. À la fin le choix est focalisé sur un algorithme de classification : K-means.

Conclusion générale

Conclusion générale

La segmentation d'image médicale reste un sujet de recherche d'actualité malgré les avancés technologique dans l'imagerie médicale.

L'objectif de notre travail porte sur l'extraction des structures anatomiques en images IRM cérébrale dans le cadre d'aide au diagnostique.

Le premier chapitre s'est axé sur différents éléments attachés au contexte de notre étude. Nous avons tout d'abord présenté l'anatomie cérébrale ainsi que la méthode d'acquisition l'imagerie par résonance magnétique nucléaire.

Ensuite, nous avons passé en revue les différentes méthodes de segmentation existantes cette diversité est représentative de la complexité du problème de segmentation des images IRM cérébrales.

La dernière partie est le coeur de notre travail ; dans la première étape on passe par la phase de prétraitement de filtrage pour améliorer la qualité d'image ensuite on passe a la phase de pré-segmentation ou on commence par l'extraction de région d'intérêt (cerveau) Il s'agit d'éliminer toutes les parties qui n'ont pas d'intérêt pour l'analyse par les médecins.

Ensuite en fait l'adaptation d'égalisation d'histogramme afin d'améliorer le contraste d'image.

Dans la deuxième étape nous avons appliqué , les quatre méthodes de segmentation (Seuillage , LPE, Seuillage par entropie de Shannon et Tsallis,k-means)

Dans la troisième partie, nous avons évalué et comparé les résultats obtenues afin de désigner la meilleure méthode.

Certaines perspectives s'ouvrent, suite à notre travail :

- L'extraction le plus grands nombre possible des structures de cerveau.
- Automatisation de la chaine de traitement, en effet il y a toujours un paramètre à régler manuellement (seuil, ...) qui va changer d'une coupe à l'autre et rend la reconstruction assez difficile.
- La correction de problème de sur- segmentation de la méthode LPE.

Bibliographie

- [1] « Le système nerveux central », Formation initiale Paramédicale, mise en ligne : lundi 20 mars 2006 -.
- [2] Pr. A. BENGUERRAH « Anatomie de cerveau », Laboratoire Anatomie Chirurgicale, Faculté de médecine, Alger
- [3] Benabdallah Khalida & Mr Sendid Bilal « Segmentation des gliomes bas grades sur des images IRM par une méthode statistique locale » mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du Diplôme de Master e en Mathématiques Appliquées Université Abderrahmane Mira de Béjaïa, 2015-2016
- [4] Mous Asma « Segmentation des images IRM cérébrales par les techniques de classifications » mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Master en Signaux et Images en Médecine, Université Abou Bakr Belkaid, 2016
- [5] BELAROUCI Sara et BENMOKHTAR Sara « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set » mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Master en Signaux et Images en Médecine, Université Abou Bakr Belkaid, 2011 - 2012.
- [6] <https://www.superprof.fr/ressources/scolaire/svtphotosvt13/configuration-structure-tete.html>
- [7] Pr. Jacques POIRIER « Le système nerveux central et périphérique : formation, fonction et rôle ». association pour la recherche sur la sclérose en plaque
- [8] <https://www.sep-ensemble.fr/la-sep-c-est-quoi/comprendre-systeme-nerveux-central>
- [9] Boussemi Rym Sabrine, Kenadil Meryem, « Segmentation des tumeurs cérébrales par la ligne de partage des eaux sur des images IRM », mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Master en Électronique Biomédicale, 2010-2011
- [10] TOUMI SIHEM NOUR EL-HOUDA « La segmentation des images IRM cérébrales par le Modèle Actif d'Apparence » mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Master en imagerie médical, 2017
- [11] <http://www.jpboiseret.eu/biologie/index.php/systeme/systeme-nerveux/26-cerveau>, le 15/07/2019
- [12] Arnaud Messé « Caractérisation de la relation structure-fonction dans le cerveau humain à partir de données d'IRM fonctionnelle et de diffusion : méthodes et applications cognitive et clinique », 2013
- [13] Zeggai Kheira, Zebouchi Aoumria « Segmentation des images IRM du cerveau et reconstruction 3D » mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Master en Signaux et Images en Médecine, 2016
- [14] Zouaoui Hakima, « Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'images IRM cérébrales » magister Université de BOUMERDES, 2008.
- [15] Bennai Mohamed Tahar, « réalisation d'un système multi-agents adaptatifs pour l'imagerie médicale », mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du : Diplôme de Magister en Systèmes Informatiques et Génie Logiciel, 2013
- [16] A. Capelle, « Segmentation d'images IRM multi-échocs tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence » thèse de doctorat, université de poitiers, 2004.
- [17] Meziane Abdelfettah, « Etude et comparaison des méthodes de segmentation d'images cérébrales », mémoire pour l'obtention du : Diplôme de Magister en Informatique, 2010-2011.
- [18] Maélène Lohézic. Reconstructions Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement. L'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2011.

- [19] L. Germond, «Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de Résonance magnétique cérébrale », Thèse de doctorat L'université Joseph Fourier 1999.
- [20] Josiane Adrienne ,Yankam Njiwa «Reconstruction d'images de résonance magnétique à partir de l'espace k partiel» Thèse de doctorat d'institut National des Sciences Appliquées de Lyon ,2007
- [21] Stéphanie BRICQ « Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions », THESE présentée pour obtenir le grade de Docteur de l'Université Louis Pasteur - Strasbourg I,2008
- [22] Anne-Sophie Capelle-Laize « Segmentation des images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence » pour l'obtention du Grade de Docteur de l'université de Poitiers »,2003
- [23] « Segmentation des gliomes bas grades sur des images IRM par une méthode statistique locale » Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme de Master en Mathématiques Appliquées, Université Abderrahmane Mira de Béjaïa,2015/2016
- [24] Jérémy Le coeur, Christian Barillo « Segmentation d'images cérébrales : Etat de l'art », 2008
- [25] L.G. Roberts. Machine perception of three-dimensional solids, chapter Optical and Electrooptical Information Processin, Cambridge, 1965.
- [26] I. Sobel. Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. Computer Graphics and Image Processing, 8:127–135, 1978.
- [27] J.M.S Prewitt. Picture Processing and Psychophysics, chapter Object enhancement and extraction, pages 75–149. Academic Press, New York, 1970.
- [28] BENDAOU Mohammed Habib « Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris » , L'Université Mohammed Boudiaf, ORAN ,2016/2017
- [29] Valentin BARRIERE, « Approches « Deep Learning » Appliquées aux Signaux audio : Parole et Musique » ,Mémoire fin d'étude,2015
- [30] Nicolas P. Rougier « Perceptron simple Perceptron multi-couches » , Université de Bordeaux
- [31] Boughaba Mohammed et Boukhris Brahim « L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu » ,Mémoire Master professionnel, université Kasdi Merbah Ourgla ,2016/2017
- [32] Benoit Scherrer, « Segmentation des tissus et structuration des IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne », Thèse pour obtenir le grade de Docteur de l'Institut Polytechnique de Grenoble, 12 décembre 2008
- [33] Moualhi Mouloud ,Sehaki Menad, « Segmentation 3D des structures internes du cerveau et des tumeurs cérébrales dans des IRM-3D de têtes d'individus », Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Informatique, 22 Juin 2014
- [34] Sahbani M. H. et Hamrouni K. « Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification C-moyenne floue » conférence internationale SETIT 2005, Tunisie 2005.
- [35] J. Dunn « A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters ». Journal of Cybernetics, 1973.
- [36] J. Bezdek, J. Keller, N. Pal et R. Krisnapuram : « Fuzzy Models And Algorithms For Pattern Recognition And Image Processing ». Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [37] S. Ruan, B. Moretti, J. Fadili, and D. Bloyet. Fuzzy Markovian « Segmentation in Application of Magnetic Resonance Images. » Computer Vision and Image Understanding, 2002.
- [38] Antoine Manzarina , « Cours de Morphologie mathématique », 2005
- [39] Luc Brun , « Morphologie mathématique Erosions et Dilations »

- [40] Serge BEUCHER ,« SEGMENTATION D'IMAGE&MORPHOLOGIE », Cours du Master OIV, St EtienneCMM ,Mines ParisTech,Février 2014
- [41] C.Vachier,S.Muller et S. Bothorel« Analyse morphologique des clichés mammographique en vue de la dtecton des opacits du sein ». Dans Proceedings of ADEBIO, 1997.
- [42] R. Stokking, K. Vincken et M. Viergever : « Automatic morphology-based brain segmentation (mbrase) from mri-t1 data ». NeuroImage, 2000.
- [43]Sébastien Derivaux, Sébastien Lefèvre, Cédric Wemmert, Jerzy Korczak« Segmentation par ligne de partage des eaux basée sur des connaissances texturales» Université Louis Pasteur, Strasbourg I, septembre 2007,
- [44]Mohamed Mokhtar Bendib «Détection de pathologies à partir d'IRM cérébrales» Thèse de doctorat 3ème Cycle LMD ,L'université Badji Mokhtar Annaba, 2014/2015
- [45]Jean-Jacques Rousselle « Les contours actif ,une méthode de segmentation Application à l'imagerie médicale »,Thèse de doctorat ,université François Rabelais Tours,9 Juillet 2003
- [46] ACHOUR Moufida «Traitement des images IRM de patients atteints de la maladie d'Alzheimer» Mémoire pour l'obtention de diplôme de magister université Mohamed Boudiaf ,Oran 2010-2011
- [47]Maïtine Bergounioux «Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image », 2011
- [48] S. Smith. Fast Robust Automated Brain Extraction. Human Brain Mapping,2002.
- [49]Pierre Bonnet «Filtrage médian »,sur Lagis à L'universite de Lille,2009
- [50] Hassani Kenza et Boulassel Fatima Zohra « Détection automatique des nodules pulmonaires dans les images scanner» ,mémoire de fin d'études pour l'obtention du : Diplôme de Master en Signaux et Images en Médecine , Université Abou Bakr Belkaid,, 2014-2015
- [51] Baroudi Abderrezeq, Larabi Nour El Islem «Comparaison entre les différents filtres d'images»,mémoire de fin d'études pour l'obtention du : Diplôme de Licence en Informatique Université Abou Bakr Belkaid, 2011-2012
- [52]S. Horowitz et T. Pavlidis ,« Picture segmentation by a tree traversalalgorithm »,Journalof The Association for Computing Machinery,avril 1976.
- [53] Manuela Begoña Pacheco Lloret« Segmentation automatique d'images IRM anténatales», Thèse de Fin d'études, 28 Juin 2013
- [54] Mohamed A. El-Sayed«A New Algorithm Based Entropic Threshold for Edge Detection in Images »,International Journal of Computer Science Issues, September 2011