

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Génie Biomédical
Spécialité Instrumentation Biomédicale

Présenté par

Menhaouch Kerroube Mohamed

&

Bessam Hichem

Elaboration D'un Système D'aide Au Diagnostic Des Tumeurs Cérébrales Par Une Nouvelle Méthode Hybride (Kapur / Graphcut)

Proposé par : Pr.Cherfa Yazid & Dr.Cherfa Assia

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Recherche en Imagerie Médicale « **LARIM** » du Département d'Électronique de l'Université Saad Dahlab de Blida. Arrivant au terme de ce mémoire, on voudrait remercier tous ceux qui nous ont aidés dans l'élaboration de ce travail.

En premier lieu je tiens à remercier Dieu le tout puissant qui nous a donné la force et la patience pour accomplir notre travail.

Je tiens à remercier sincèrement nos Promoteurs, le professeur **Cherfa Yazid**, et le Dr. **Cherfa Assia**, pour tous ce qu'ils nous ont appris, que ce soit des leçons académiques ou des leçons de vie, leurs expériences m'ont beaucoup aidé à avoir une vision nette du future, je les remercie aussi pour nous avoir orienté et poussé à nous améliorer tout au long de ce travail

J'exprime ma reconnaissance aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer les travaux présentés dans ce manuscrit.

Je remercie du plus profond de mon cœur à mes chers parents ; sans leur conseils et sacrifices, leurs encouragements et supports, ce travail n'aurais jamais vu le jour

Merci à mon Grand frère **Lyes**, et **Billel** et mes chers sœur **Amel** et **Selma**, mes chère cousins **Salime** et **Mohamed**, et ma cousine **Bouchera** qui m'ont donné le courage et l'envie de poursuivre mes rêves et objectifs jusqu'à la fin.

Je remercie spécialement notre enseignante et collègue **Ouitis Sarah Chahinez**, Qui nous a apporté un précieux aide toute au long de ce travail et aussi pour sa patience et encouragements,

Je tiens à remercier vivement mes amis **Ilyes Bouchaibe**, ainsi que **Kerdjij Selma**, **Linda Messaoudene** et **Souad Meftah**, qui ont été toujours là quand on avait besoin, et pour leurs encouragements leurs aides et supports.

On tient à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui nous ont enseigné

Nous remercions enfin toutes les personnes intéressées par notre travail, en espérant qu'elles puissent trouver des explications utiles pour leurs propres travaux.

Menhaouch kerroube Mohamed

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Recherche en Imagerie Médicale « **LARIM** » du Département d'Électronique de l'Université Saad Dahlab de Blida. Arrivant au terme de ce mémoire, on voudrait remercier tous ceux qui nous ont aidé tout au long de ce travail.

En premier lieu nous tenons à remercier Dieu le tout puissant qui nous a donné la force et la patience pour accomplir notre travail.

On tient à remercier sincèrement nos Promoteurs, le professeur ***Cherfa Yazid***, et le Dr. ***Cherfa Assia***, qui nous ont encadré pendant quatre ans, pour tout ce qu'ils ont fait pour nous, et nous ont appris, pour l'orientation, la confiance et la patience, qui ont été d'un apport considérable, sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené à bon port.

On exprime ma reconnaissance aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer les travaux présentés dans ce manuscrit.

On remercie du plus profond de nos cœurs à mes chers parents ; sans leur conseils et sacrifices, leurs encouragements et supports, ce travail n'aurais jamais vu le jour

Merci à mon Grand frère **Riadh**, et mes sœur **LYNA** et **Iman**, mes chère cousins **Oussama** et **Kamel**, qui m'ont donné le courage et l'envie de poursuivre mes objectifs, et de continuer jusqu'à la fin

Un Merci spécial à notre enseignante et collègue **Ouitis Sarah Chahinez**, Qui nous a apporté un précieux aide toute au long de ce travail, jusqu'à la dernière minute,

On tient à remercier vivement mes amis **Ilyes Bouchaibe**, **Wassim Benkoulel**, **Zakaria Chabane** ainsi que **Kerdjидj Selma** et **Linda Messaoudene**, qui ont été toujours là pour nous quand j'en avais besoin, et pour leurs encouragements leurs aides et supports.

Ainsi que tous ceux qui nous ont aidé, de près ou de loin, dans notre travail, soient ici remerciés.

On tient à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui nous ont enseigné

Nous remercions enfin toutes les personnes intéressées par notre travail, en espérant qu'elles puissent trouver dans notre rapport des explications utiles pour leurs propres travaux.

Bessam Hichem

الملخص: تعتبر أورام الدماغ من الأمراض الشائعة في علم الأعصاب، فهي تسبب تلفاً في الدماغ يمكن أن يكون غير قابل للعلاج أو حتى مميتاً. الهدف من هذا العمل هو تطوير خوارزمية تجزئة تلقائية تعالج الصور التي تم الحصول عليها بواسطة التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) الموزونة في T1، والتي تهدف إلى اكتشاف أورام الدماغ واستخراج خصائصها ومعرفة تطورها الهندسي وتحديد مواقعها الدقيقة في الدماغ، ينقسم العمل إلى 3 مراحل؛ خطوة معالجة باستخدام تصحيح جاما، لتحسين جودة أقسام التصوير بالرنين المغناطيسي المعالجة، وكذلك المرشح متباين الخواص، ثم خطوة تجزئة بناءً على التعاون بين "عتبة Kapur" و"Graphcut" وأخيراً خطوة لاحقة العلاج باستخدام نتائج التجزئة، لحساب المنطقة، والتصور ثلاثي الأبعاد للورم في الدماغ.

الكلمات المفتاحية: الدماغ، أورام المخ، صورة التصوير بالرنين المغناطيسي، مرشح متباين الخواص، تصحيح جاما، الكلمات المفتاحية: التجزئة، عتبة Kapur، Graphcut، تصور ثلاثي الأبعاد.

Résumé : Les tumeurs cérébrales représentent une pathologie fréquente en neurologie, elles engendrent des lésions cérébrales qui peuvent être irréversibles voire même mortelles. Le but de ce travail est de développer un algorithme de segmentation automatique qui traite des images acquises par Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) pondérées en T1, qui a comme objectif de détecter des tumeurs cérébrales, d'extraire leurs caractéristiques, de voir leurs évolution géométrique et d'identifier leurs emplacements exacts, au niveau du cerveau. Le travail est divisé en 3 étapes; une étape de prétraitement utilisant la correction gamma, pour améliorer la qualité des coupes IRM traitées, ainsi que le filtre anisotrope, ensuite, une étape de segmentation se basant sur la coopération entre le seuillage de Kapur et Graphcut et enfin, une étape de post-traitement utilisant les résultats de segmentation, pour le calcul de la surface, et une visualisation en 3D de la tumeur au niveau du cerveau.

Mots clés : cerveau, tumeurs cérébrales, image IRM, filtre anisotrope, correction gamma, segmentation, seuillage de Kapur, Graphcut, visualisation 3D.

Abstract: Brain tumors are a common pathology in neurology; they cause brain damage that can be irreversible or even fatal. The goal of this work is to develop an automatic segmentation algorithm that processes images acquired by Magnetic Resonance Imaging (MRI) weighted in T1, which aims to detect brain tumors, extract their characteristics, see their geometric evolution, and identify their exact locations in the brain. The work is divided into 3 stages; a pretreatment step using gamma correction, to improve the quality of the processed MRI sections, as well as the anisotropic filter, then, a segmentation step based on the cooperation between the Kapur thresholding and Graphcut and finally, a post-treatment using segmentation results, for surface area calculation, and 3D visualization of the tumor in the brain.

Keywords: brain, brain tumors, MRI image, anisotropic filter, gamma correction, segmentation, Kapur thresholding, Graphcut, 3D visualization.

Liste des abréviations

3DCRT : radiothérapie conformable tridimensionnelle

VCA : voisinage de contour actif

ACP : analyse en composantes principales

HAE : histogramme adaptatif Égalisation

ANN: artificial NEURAL networks

BET: brain Extraction Tool

BSE : brain surface extraction

CAM : contour actif magnétique statique

CGMM : modèle de mélange gaussien contraint

ACLEH : adaptation à contraste limité l'égalisation des histogrammes

CNN: convolutional Neural Network

CRF: conditional Random Field

EM: expectation-Maximization

FCM: fuzzy C-mean

FVF :flux vectoriel fluide

GBKS : the gradient based kernel selection

GBM : glioblastome multiforme

Gc: graph cut

GMM: gaussian mixture model

GMM : gaussianMixture Model-based

GMVQ : gauss mixture vectorquantization

GVF : flux vectoriel de gradient

HGG : High Grade Glioma

IBSR : Internet Brain Segmentation Repository

IMRT : radiothérapie modulée par l'intensité

IRM : imagerie par résonance magnétique

Liste des abréviations

LGG : Low Grade Glioma

MDBUTMF: Modified Decision Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter

MRF : modèle de champ aléatoire Markov

MRS : spectroscopie de résonance magnétique

NN : Neural Network

OMS : Organisation Mondiale de la Santé

PCM : possibilistic C-means

PNS : système nerveux périphérique

ROBEX : Robust Brain Extraction

SNC : système nerveux central

SVM : méthode de Support Vector Machine

TCIA : The Cancer Imaging Archive

TEP scan : tomographie par émission de positrons

Table des matières

1. Chapitre 1 : Contexte Médical.....	3
1.1 Anatomie du cerveau	4
1.1.1 Le cerveau	4
1.1.2 Cervelet	7
1.1.3 Diencephale.....	7
1.1.4 Tronc cérébral	8
1.1.5 Couches du cerveau	10
1.1.6 Lobes du cerveau	12
1.2 Imagerie par résonance magnétique	13
1.3 Tumeurs cérébrales	15
1.3.1 Tumeurs cérébrales primaires	15
1.3.2 Tumeurs cérébrales métastatiques	15
1.3.3 Types de tumeurs cérébrales bénignes	16
1.3.4 Types de tumeurs cérébrales malignes.....	18
1.4 Système de classement des tumeurs cérébrales.....	19
1.5 Symptômes.....	21
1.6 Diagnostic	21
1.7 Traitement des tumeurs cérébrales.....	22
1.8 Discussion	24
2. Chapitre 2 : Etat de l'art.....	25
2.1 Traitement d'images.....	25
2.1.1 Prétraitement.....	26
2.1.2 Segmentation	27
2.2 Travaux antérieurs	29
2.3 Récapitulatif.....	42

2.4	Discussion	43
3.	Chapitre 3 : Les Outils Utilisés	44
3.1	Morphologie mathématique.....	44
3.1.1	Elément structurant	44
3.1.2	Opérations de base	45
3.1.3	Opérations complémentaires	47
3.2	Rehaussement de contraste	49
3.3	Filtre de diffusion anisotrope.....	50
3.4	Seuillage automatique.....	55
3.4.1	Méthode du critère d'entropie (méthode de Kapur).....	56
3.5	Introduction sur la théorie des graphes.....	58
3.6	Discussion	62
4.	Chapitre 4 : Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation.....	63
4.1	Organigramme général du système proposé	63
4.2	Développement du système proposé.....	63
4.3	Prétraitement	64
4.3.1	Lecture de l'image.....	65
4.3.2	Extraction du cerveau	66
4.3.3	Correction Gamma	69
4.3.4	Filtrage par diffusion anisotrope.....	72
4.4	Segmentation	76
4.4.1	Seuillage de Kapur.....	76
4.4.2	Graphcut	80
4.5	Caractérisation.....	83
4.6	Calcul de la surface.....	83
4.7	Localisation en 2D.....	85
4.8	Évaluation de la méthode proposée.....	86

4.9	Equipement et langages utilisés pour l'implémentation	88
4.9.1	Les équipements informatiques	88
4.9.2	Le logiciel d'implémentation.....	89
4.9.3	Interface graphique.....	90
4.9.4	Reconstruction et Visualisation 3D	92
4.10	Discussion	94
5.	Conclusion Générale.....	95
6.	Bibliographie	97

Liste des figures

Figure 1-1: Principales régions du cerveau .	4
Figure 1-2: Hémisphères cérébraux	5
Figure 1-3: Le cortex Composite	6
Figure 1-4: Zones du cortex cérébral	6
Figure 1-5: Section sagittale du Cervelet.....	7
Figure 1-6: Section sagittale du diencephale.....	8
Figure 1-7: Section sagittale du tronc cérébral	8
Figure 1-8: Section sagittale du tronc cérébral : Mésencéphale	9
Figure 1-9: Section sagittale du tronc cérébral : Pont	9
Figure 1-10: Section sagittale du tronc : Medulla Oblongata	10
Figure 1-11: Les trois couches du cerveau .	11
Figure 1-12 : Lobes du cerveau .	12
Figure 1-13: Variation du comportement des protons dans différents tissus .	15
Figure 2-1: Schéma synoptique d'un processus d'analyse d'image	26
Figure 2-2: Techniques de segmentation pour les IRM cérébrales	29
Figure 3-1: Formes géométriques d'un élément structurant	45
Figure 3-2: Résultat d'une opération d'érosion	46
Figure 3-3: Résultat d'une opération de dilatation	47
Figure 3-4: Résultat d'une opération d'ouverture	48
Figure 3-5: Résultat d'une opération de fermeture	49
Figure 3-6: La courbe de la transformation de la loi de puissance	50
Figure 3-7: Allure des fonctions g_1 (courbe (1)) et g_2 (courbe (2)).....	52
Figure 3-8: Représentation de la barrière de diffusion ($K=15$)	52
Figure 3-9: Gradients des Huit voisins	53
Figure 3-10: Exemple du digraphe	58
Figure 3-11: Exemple d'un graphe a deux terminaux.....	59

Figure 3-12: Exemple d'une coupe s/t	60
Figure 3-13: Exemple d'un arbre de recherche S (sommet rouge) et T (sommet bleu).....	60
Figure 4-1: Organigramme général de la méthode proposée.....	63
Figure 4-2: Schéma synoptique de prétraitement	64
Figure 4-3: Image originale axiale en niveaux de gris CP1.....	65
Figure 4-4: Image originale axiale avec scalp	66
Figure 4-5: Schéma synoptique de l'isolation du cerveau.....	66
Figure 4-6: Résultats de l'isolation du cerveau correspondant à C11.	68
Figure 4-7: Résultats des étapes de l'extraction du cerveau sur les 19 coupes du patient1.	69
Figure 4-8: Amélioration du contraste. (A) Image avant la correction, (B) image après correction	70
Figure 4-9: Résultats de l'étape de la correction gamma sur les 19 coupes du patient.	71
Figure 4-10: Image filtrée par filtre anisotrope.	73
Figure 4-11: Portion de l'image avant application du filtre de diffusion	74
Figure 4-12: Même portion après application du filtre de diffusion	74
Figure 4-13: Résultats du filtrage sur les des coupes (C1-C19).	75
Figure 4-14: Schéma synoptique de la segmentation	76
Figure 4-15: Résultat du seuillage de Kapur	77
Figure 4-16: Résultats de la comparaison entre les méthodes de	77
Figure 4-17: Extraction de la tumeur.....	78
Figure 4-18: Résultats du seuillage sur les 19 coupes (C1-C19) du patient.....	79
Figure 4-19: Résultat de la segmentation par Graphcut.	80
Figure 4-20: Sur-segmentation de la tumeur.	81
Figure 4-21: Résultats de la segmentation sur les 19 coupes (C1-C19).	82
Figure 4-22: Schéma synoptique de la caractérisation	83
Figure 4-23: Résultats de la localisation de la tumeur en 2D sur les coupes (C1-C19).	85
Figure 4-24: L'interface Matlab	91
Figure 4-25: Interface graphique d'utilisateur "I-Brain"	92
Figure 4-26: L'interface de volume viewer	93
Figure 4-27: Reconstruction de la tumeur en 3D.....	94

Liste des tableaux

Tableau 1-1: Classement des tumeurs cérébrales	20
Tableau 2-1: Méthodes adoptées	41
Tableau 4-1 : Résultats du calcul de la surface de la tumeur sur les 19 coupes	83
Tableau 4-2 : Résultats des performances de la segmentation de la tumeur	87

Introduction Générale

Introduction Générale

Pour diagnostiquer certaines maladies liées à des lésions cérébrales internes, le médecin doit analyser des images médicales. Pour étudier l'évolution d'une tumeur, il est nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images. L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique, qui permette d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est fait ressentir.

Le cerveau est prodigieux, mystérieux et infiniment complexe. Sans doute, le réseau connu le plus complexe de l'univers. L'étudier, sous le prisme de ses grandes fonctions, est indispensable, pour comprendre et mieux traiter les dysfonctionnements, observés dans les divers pathologies et lésions qui peuvent l'atteindre.

Les tumeurs cérébrales représentent une pathologie courante, fréquemment rencontrée en pratique neurochirurgicale. Les tumeurs intracrâniennes regroupent toutes les **tumeurs, bénignes ou malignes, qui se trouvent dans la boîte crânienne**, et qui se développent aux dépens du cerveau ou des structures anatomiques voisines.

L'imagerie médicale est l'un des domaines qui profitent le mieux des techniques de traitement et d'analyse d'image. Elle permet l'acquisition d'images, et d'attributs inaccessibles autrement. Ces attributs du corps humain peuvent être anatomiques, physiologiques ou métaboliques. Les applications fondamentales de l'imagerie médicale sont : l'aide au diagnostic, l'aide à l'intervention, l'aide au suivi thérapeutique, l'amélioration des connaissances du corps humain et de son fonctionnement.

L'une des opérations les plus importantes du traitement automatique des images est la segmentation d'image. Elle est présentée dans la quasi-totalité des systèmes de vision par ordinateur. Son efficacité affecte directement les performances de ces derniers. Ainsi, il est plus que nécessaire que la segmentation soit précise le plus possible pour assister l'expert, dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images, et faciliter son interprétation.

Ce travail consiste à mettre en place un système d'aide au diagnostic automatique, qui permet une identification et une caractérisation des tumeurs cérébrales, à partir d'images

Introduction Générale

IRM, afin de suivre l'évolution géométrique de la tumeur, et d'avoir une visualisation en 3D, qui déterminera sa localisation exacte dans l'enceinte du cerveau.

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres, qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail. Pour ce faire, nous avons suivi les étapes décrites par les chapitres suivants :

Le premier chapitre, est dédié aux notions d'anatomie et de tumeurs du cerveau, ainsi que de la modalité d'imagerie utilisée dans le diagnostic, qui est l'imagerie par résonance magnétique, afin d'avoir une idée sur les structures qui le composent, et de mieux comprendre l'origine des tumeurs cérébrales.

Nous avons ensuite fait, dans le deuxième chapitre, un passage en revue global des différentes méthodes de segmentation, présentées chronologiquement dans la littérature par les chercheurs, dans le domaine de l'imagerie médicale, pour la détection des tumeurs cérébrales.

Le troisième chapitre présente les différents outils mathématiques que nous adopterons, pour l'implémentation de chaque étape de la méthode proposée.

Dans le dernier chapitre, nous présenterons la démarche suivie pour implémenter les méthodes adoptées, qui se compose de 3 étapes. Premièrement, nous débiterons par une étape de pré-traitement, qui contribue à l'amélioration des images acquises, ensuite par une phase de segmentation de la région tumorale, qui déterminera ses limites, pour terminer par une phase de post-traitement, qui consistera à faire une caractérisation géométrique de la tumeur, à savoir sa localisation et sa surface.

Nous présenterons aussi les résultats obtenus à chaque étape de la méthode adoptée, appliquée sur les images IRM des patients sélectionnés, et nous exposerons l'interface graphique du logiciel développé, regroupant l'ensemble des fonctions utilisées.

Enfin, nous achevons ce modeste travail par une conclusion générale, avec un récapitulatif du travail entrepris dans ce mémoire. Elle expose les principaux résultats obtenus, et propose quelques perspectives.

Chapitre 1: Contexte Médical

Chapitre 1 Contexte Médical

Le cerveau fascine. C'est un organe de trois livres qui contrôle toutes les fonctions du corps, interprète l'information du monde extérieur, et incarne l'essence de l'esprit et de l'âme. L'intelligence, la créativité, l'émotion et la mémoire sont quelques-unes des nombreuses choses régies par le cerveau.

Pourtant, il a été considéré comme un organe de moindre importance dans le corps humain. Les premières civilisations n'avaient pas les moyens adéquats pour obtenir des connaissances sur le cerveau humain. Leurs hypothèses sur le fonctionnement interne de l'esprit, par conséquent, n'étaient pas exactes

Les Égyptiens, par exemple, n'étaient pas soucieux de le garder pendant les momifications.

Alcméon (500 av. J.-C.), disciple de Pythagore, fut le premier auteur occidental à affirmer que « ce qui gouverne se trouve dans le cerveau », ouvrant une période où différentes hypothèses s'affrontent. Ses créations ont été reprises par Hippocrate (460-370 av. J.-C.) et partagées en partie par Platon (427-348 / 347 av. J.-C.). Elles ont été contestées par Aristote (384-332 av. J.-C.), qui a plutôt situé le siège des pensées et des émotions dans le cœur. Le cerveau n'était alors qu'une machine thermique, destinée à refroidir le sang surchauffé par les émotions ressenties par le cœur. Ce n'est que quelques siècles plus tard que Galien (129-201) a démontré le chemin des impulsions nerveuses du cerveau et a étudié l'influence des nerfs sur le mouvement musculaire. Pendant plus de mille ans, la connaissance du cerveau n'a pas beaucoup changé, faute d'outils d'exploration efficaces d'une part, et par la doctrine religieuse qui interdisait toute étude anatomique humaine d'autre part, sous peine d'excommunication.

Au cours des dernières décennies, les scientifiques médicaux ont fait un bond en avant dans leur compréhension du cerveau humain et de la moelle épinière. Leurs découvertes ont été alimentées par les progrès de la technologie d'imagerie, et de la neurobiologie

Le cerveau est un organe dense, avec diverses unités fonctionnelles. Comprendre l'anatomie du cerveau, peut être aidé, en le regardant, à partir de différentes couches organisationnelles [1]. Nous allons discuter les régions principales du cerveau, les couches du cerveau, et les lobes du cerveau, ainsi que des termes communs, utilisés pour orienter les discussions neuro-anatomiques., ainsi que des termes communs, utilisés pour orienter les discussions neuro-anatomiques.

1.1 Anatomie du cerveau

Le cerveau humain est situé dans la tête, protégé par le crâne. Il est considéré comme un moteur, contrôlant tous les autres organes du corps, et les émotions. Il reçoit et envoie des messages aux muscles, en permanence. Il est le centre de la mémoire, de l'apprentissage, et du langage. Il nous permet de résoudre des problèmes compliqués.

- Le système nerveux central (SNC) est composé du cerveau, et de la moelle épinière ;
- Le système nerveux périphérique (PNS) est composé de nerfs rachidiens, qui se ramifient de la moelle épinière, et des nerfs crâniens, qui se ramifient du cerveau.

Le cerveau adulte est principalement composé de 4 régions principales : le cerveau, le cervelet, le diencephale et le tronc cérébral, comme illustré dans la figure I-1.

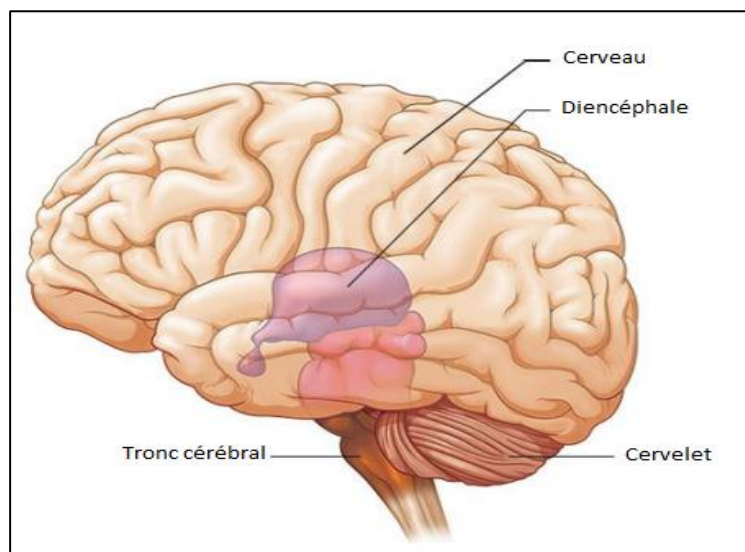


Figure 1-1: Principales régions du cerveau [2].

1.1.1 Le cerveau

Le cerveau, est la plus grande partie de notre cerveau, il se compose des hémisphères droit et gauche. Il représente 83 % de la masseFIGURE cérébrale totale [2].

Chapitre 1 Contexte Médical

Elle est responsable d'aspects complexes de notre conscience, comme la mémoire, la personnalité et l'intelligence [3].

Le cerveau est divisé en 2 hémisphères cérébraux [2] (Fig.2), chacun d'eux étant constitué d'un cortex cérébral externe et de régions internes de matière grise et de matière blanche [3]

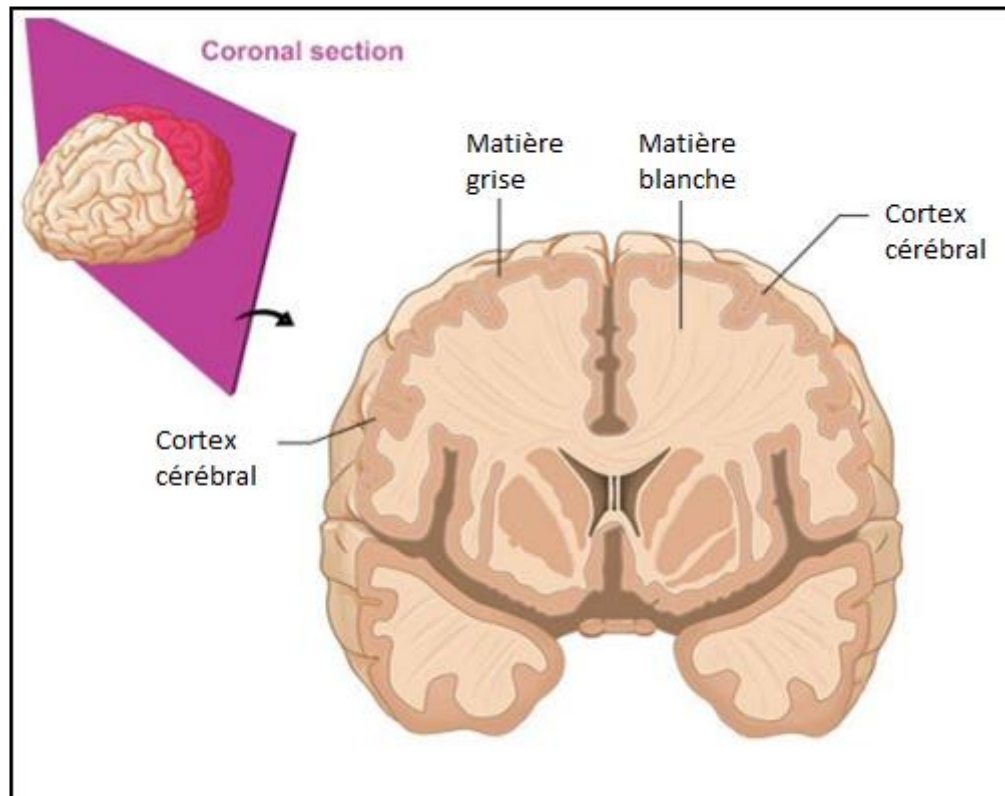


Figure 1-2: Hémisphères cérébraux [2]

- **Cortex**

La surface du cerveau, appelé cortex, a une épaisseur, allant de 2 à 4 millimètres. Il a une apparence pliée, avec des collines et des vallées. Le cortex contient 16 milliards de neurones (le cervelet a 70 milliards, soit 86 milliards au total), qui sont disposés en couches spécifiques [2].

Les corps des cellules nerveuses colorent le cortex en gris-brun, ce qui donne son nom à la matière grise. Sous le cortex, se trouvent de longues fibres nerveuses (axones), qui relient les zones du cerveau les unes aux autres, appelées matière blanche.

Le pliage du cortex augmente la surface du cerveau, ce qui permet à plus de neurones de s'insérer à l'intérieur du crâne, et d'avoir, par conséquent, des fonctions plus complexes.

Chapitre 1 Contexte Médical

Chaque pli est appelé gyrus, et chaque rainure entre les plis est appelé sulcus (Figure I-3). Les plis et les rainures ont des noms, qui aident à définir des régions spécifiques du cerveau [2].

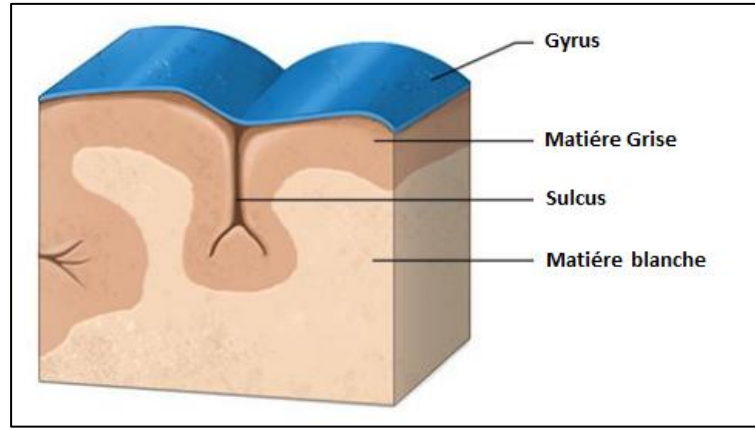


Figure 1-3: Le cortex Composite [2]

Le cortex cérébral est divisé en 3 zones [3], comme le montre la figure I-4 :

- Les zones sensorielles, qui traitent de la perception de l'information sensorielle ;
- Les zones motrices, qui contrôlent l'exécution volontaire du mouvement ;
- Les zones d'association, qui intègrent des fonctions complexes.

Chaque hémisphère contrôle principalement, le côté opposé du corps ; cependant, aucune zone fonctionnelle du cortex n'agit entièrement seule, le comportement conscient exigeant que le cortex entier joue un rôle [2].

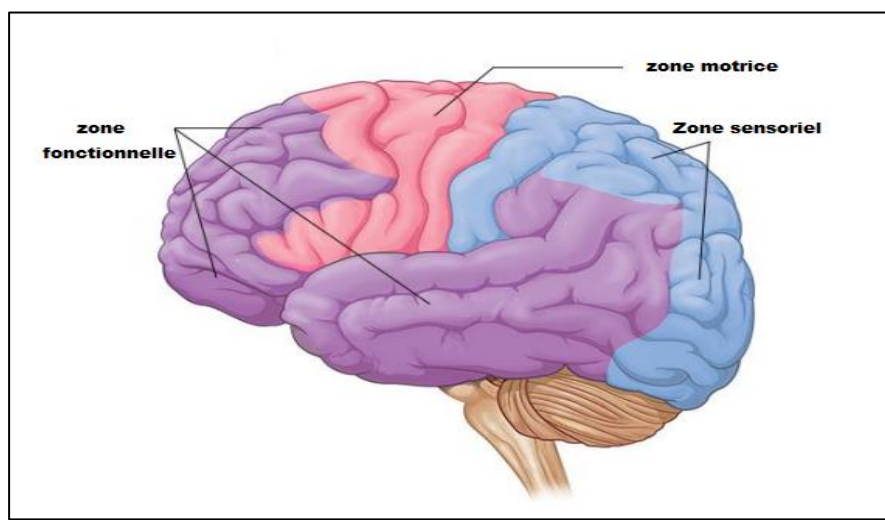


Figure 1-4: Zones du cortex cérébral [12]

1.1.2 Cervelet

Le cervelet (Figure I-5) se trouve dans la partie inférieure, et postérieure de la cavité crânienne [3]. Il est également connu comme le « petit cerveau », et il est la deuxième plus grande partie du cerveau, représentant 11% de la masse cérébrale totale [3].

Semblable au cerveau, le cervelet a des plis, qui augmentent la surface, et permettent un plus grand nombre de neurones [3]. Le cervelet coordonne les contractions musculaires squelettiques, régule l'équilibre et la posture, et peut avoir un rôle dans le traitement du langage et de la cognition [2].

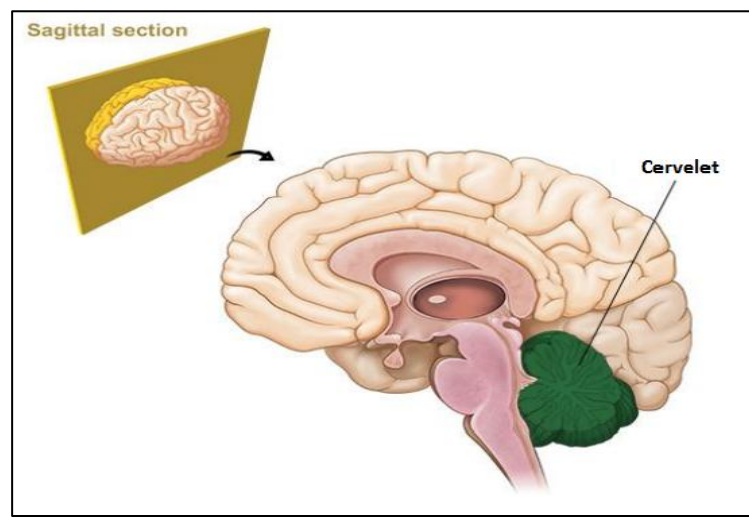


Figure 1Erreur ! Il n'y a pas de texte répondant à ce style dans ce document.-5: Section sagittale du Cervelet [2].

1.1.3 Diencéphale

Le diencéphale (Figure I-6) est entouré par les hémisphères cérébraux [2]. Il contient des structures, qui s'associent au cerveau et au cervelet, pour coordonner les fonctions motrices, jouer un rôle dans la conscience, contrôler et intégrer le système nerveux autonome, réguler l'alimentation et la soif, et contrôler la température corporelle et le rythme circadien [3].

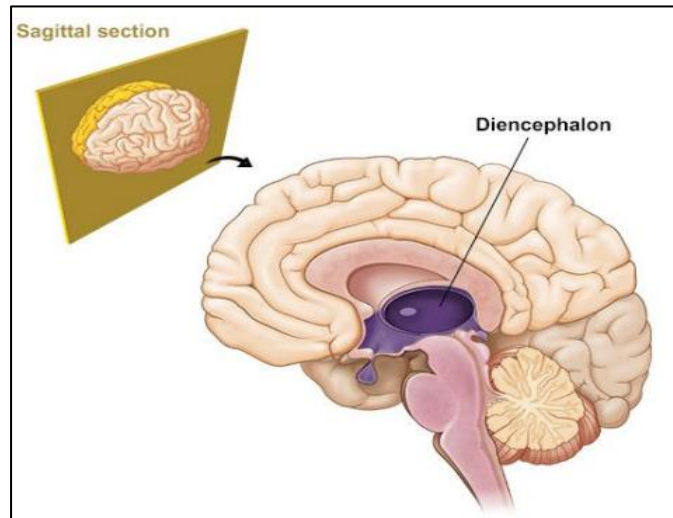


Figure 1-6: Section sagittale du diencephale [2].

1.1.4 Tronc cérébral

Le tronc cérébral (Figure I-7) est situé entre le diencephale et la moelle épinière. Il est composé de 3 parties [3] : le mésencéphale, le pont, et la moelle allongée, ou bulbe rachidien.

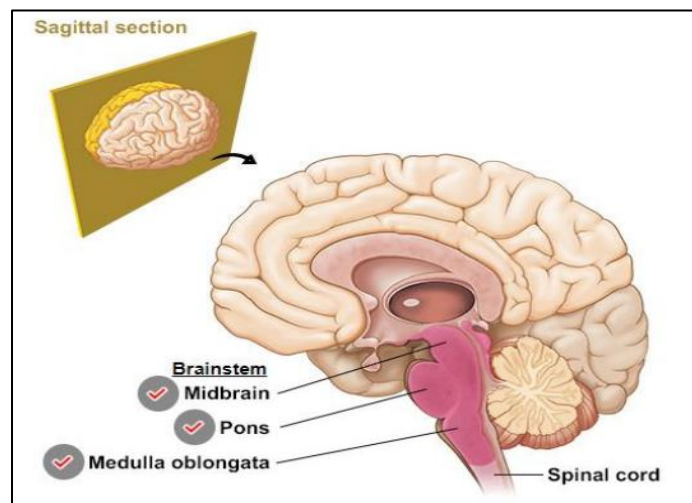


Figure 1-7: Section sagittale du tronc cérébral [1]

➤ Mésencéphale

Le cerveau moyen (Figure I-8) contient des pistes pour les impulsions nerveuses, entre les zones motrices, du cortex cérébral à la moelle épinière [3]. Certaines des autres fonctions,

Chapitre 1 Contexte Médical

qui se relaient à travers le cerveau moyen, comprennent des réflexes, pour la tête, les yeux et le tronc, en réponse à des stimuli visuels, et à des impulsions, pour les stimuli auditifs [3].

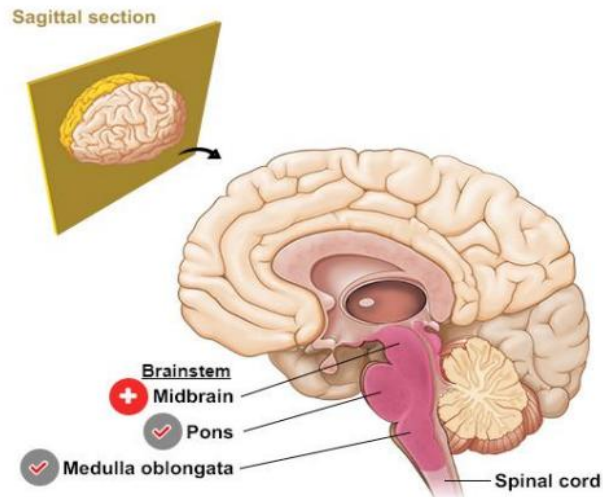


Figure 1-8: Section sagittale du tronc cérébral : Mésencéphale [1]

➤ **Pont**

C'est la section centrale et renflée du tronc cérébral [22]. Le pont sert à relier les zones du cerveau les unes aux autres. Le pont contient des zones qui transmettent des signaux pour les mouvements volontaires, l'information d'équilibre de l'oreille interne, et les zones qui (avec la médulla oblongata) aide à contrôler la respiration [3].

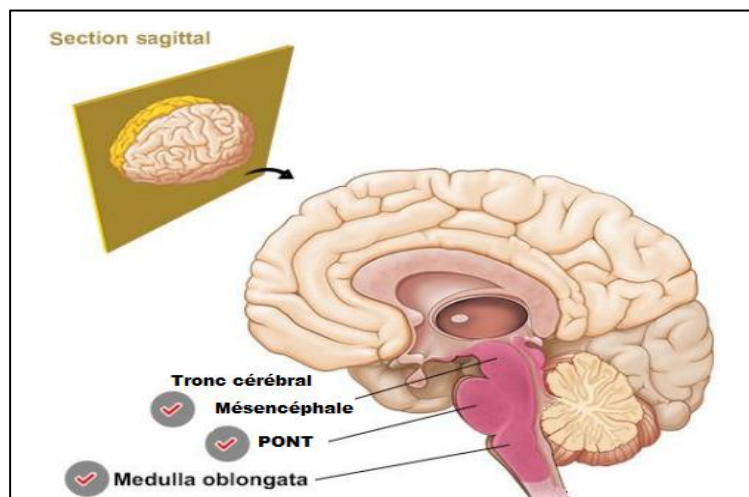


Figure 1-9: Section sagittale du tronc
cérébral : Pont [1]

➤ *Moelle allongée ou bulbe rachidien*

La moelle allongée, ou bulbe rachidien, ou medulla oblongata (Figure I-10), contient des zones, qui contrôlent les fonctions vitales clés du corps. Par exemple, la médulla contient le centre cardio-vasculaire, qui régule le taux et la force du rythme cardiaque, et le diamètre des vaisseaux sanguins. La médulla contient également le centre respiratoire, qui ajuste le rythme de base de la respiration [3].

D'autres sections de la médulla contrôlent les réflexes, pour avaler, éternuer, vomir, avoir le hoquet et la toux [3].

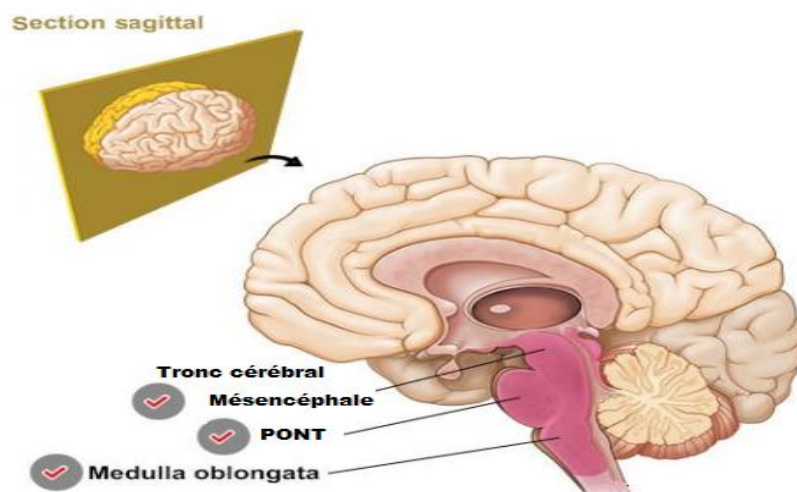


Figure 1-10: Section sagittale du tronc : Medulla Oblongata [1]

1.1.5 Couches du cerveau

Maintenant que nous avons discuté des parties principales du cerveau, regardons les couches du cerveau, en se déplaçant de l'extérieur vers l'intérieur. Le cerveau est entouré de 3 couches de membrane, de tissu conjonctif, appelées « méninges » (Figure I-11). Ces couches couvrent et protègent, le cerveau et les vaisseaux sanguins, contiennent du liquide céphalo-rachidien, et créent des cloisons dans le crâne [2].



Figure 1-11: Les trois couches du cerveau [1].

- **Dure -mère**

La couche la plus extérieure des méninges, la dure-mère, est la plus résistante des 3 méninges. La dure-mère est une feuille à 2 couches, dont la plus superficielle, est attachée à la surface intérieure du crâne [2]. Dans certains endroits, les plis de la dure-mère s'étendent dans les hémisphères cérébraux, pour limiter le mouvement excessif du cerveau, dans le crâne.

- **Arachnoïde**

La couche centrale des méninges est l'arachnoïde. Cette couche forme un revêtement du cerveau en vrac, qui est séparé de la dure mère, par une cavité étroite. Sous la membrane arachnoïde, se trouve l'espace sous-arachnoïdien, qui contient des extensions, en forme de toile, qui fixent l'arachnoïde à la pie-mère, se trouvant en dessous [2].

- **Pie- mère**

La pie- mère est la couche la plus intime des méninges, qui adhère étroitement à la forme du cerveau [28]. La pie-mère est composée de tissu conjonctif délicat, et de nombreux petits vaisseaux sanguins. Comme les vaisseaux sanguins passent le long de la surface du cerveau, et se tournent vers l'intérieur, ils sont couverts par une manche ample de la pie -mère [2].

1.1.6 Lobes du cerveau

Les hémisphères cérébraux ont des fissures distinctes, qui divisent le cerveau en lobes (Figure I-12). Chaque hémisphère a 4 lobes : frontal, temporal, pariétal, et occipital. Chaque lobe peut être divisé, une fois de plus, en zones, qui gèrent des fonctions très spécifiques.

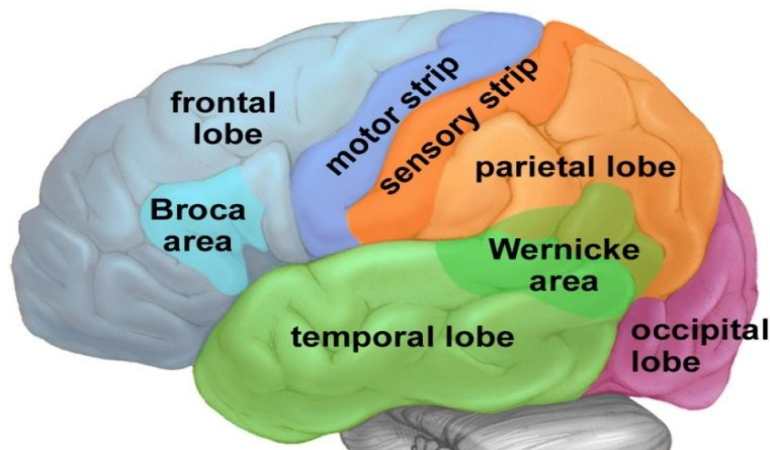


Figure 1-12 : Lobes du cerveau [1].

Les gyri et les sulci, spécifiques à la surface du cerveau, servent de repères anatomiques, pour diviser le cerveau en 4 lobes : frontal, pariétal, occipital et temporal [1]. Les repères qui divisent le cerveau en lobes, incluent le sulcus central, qui divise le lobe frontal, du lobe pariétal. En outre, notons que la fissure latérale, également connue sous le nom de fissure sylvienne, divise le lobe temporal, des lobes frontaux et pariétaux. En regardant le cerveau de la vue hémisection, nous pouvons noter que le sulcus pariéto-occipital sépare les lobes pariétal et occipital [1].

Il est important de comprendre, que chaque lobe du cerveau, ne fonctionne pas seul. Il existe des relations très complexes, entre les lobes du cerveau, et entre les hémisphères droit et gauche. Chacun de ces lobes est responsable de fonctions particulières :

a. Lobe frontal (gris)

- Personnalité, comportement, émotions ;

- Jugement, planification, résolution de problèmes ;
- Discours : parler et écrire (région de Broca) ;
- Mouvement du corps (bande motrice) ;
- Intelligence, concentration, conscience de soi.

b. Lobe pariétal (orange)

- Interprète le langage, les mots ;
- Sens du toucher, douleur, température (bande sensorielle) ;
- Interprète la vision, l'ouïe, la sensorielle et la mémoire ;
- Perception spatiale et visuelle.

c. Lobe occipital (violet)

- Interprète la vision (couleur, lumière, mouvement).

d. Lobe temporal (vert)

- Comprendre la langue (région de Wernicke) ;
- Mémoire ;
- Audiance ;
- Séquençage et organisation.

Imagerie par résonance magnétique, ou IRM, est une technique qui a révolutionné l'étude du cerveau. Elle permet d'accéder, de manière totalement non invasive, aussi bien à la structure cérébrale qu'à sa fonction. De loin la plus polyvalente et la plus souple des méthodes d'imagerie médicale, c'est aussi l'une des plus complexes.

1.2 Imagerie par résonance magnétique

Dans de nombreux cas, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) fournit des informations, qui ne peuvent pas être vues par d'autres techniques d'imagerie (radiographie, échographie ou encore tomodensitométrie) [5].

Chapitre 1 Contexte Médical

L'imagerie par résonance magnétique du cerveau, dans ses différentes modalités d'acquisition, offre des informations précieuses, qui sont visualisées et extraites, avec différentes méthodes, et utilisées dans le diagnostic médical.

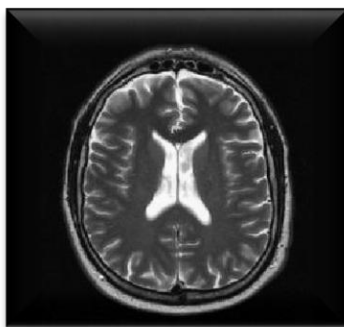
Leur forme imprévisible, leur emplacement et leur apparence, font, de la détection et de la segmentation des tumeurs cérébrales, une tâche ardue. Bien que la vérité de la segmentation, soit obtenue par les radiologues, une telle approche prend du temps, et est également une tâche manuelle, et ses résultats dépendent de l'expérience du radiologue. C'est ce qui en fait un champ ouvert, pour les recherches visant à développer différentes techniques, pour des résultats, plus rapides et plus précis possible.

Le scanner IRM, qui est l'instrument d'imagerie par résonance magnétique [6], utilise un champ magnétique puissant, pour forcer les protons du corps à s'aligner avec ce champ, en polarisant, et en stimulant l'hydrogène, dans les molécules d'eau qui existent dans les tissus humains [7]. Lorsque la source de radiofréquence est désactivée, le vecteur magnétique retourne à son état de repos, ce qui crée un signal codé spatialement, produisant les images IRM (Figure 1-13)

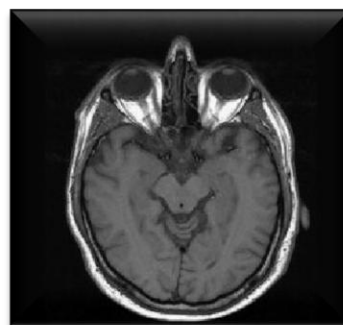
L'IRM utilise couramment trois champs magnétiques :

- Le champ statique, qui est un champ magnétique très puissant, utilisé pour polariser les noyaux d'hydrogène ;
- Le champ de gradient, qui produit une variation légère du champ magnétique statique, pour l'encodage spatial.

Un champ, sous forme d'ondes de radiofréquence, est ajouté pour que les noyaux d'hydrogène produisent des signaux quantifiables, assemblés à travers l'antenne RF.



Coupe axiale, pondération
en T2



Coupe axiale, pondération
en T1

Figure 1-13: Variation du comportement des protons dans différents tissus [8].

1.3 Tumeurs cérébrales

Les tumeurs intracrâniennes regroupent toutes les tumeurs, bénignes ou malignes, qui se trouvent dans la boîte crânienne, et qui se développent aux dépens du cerveau, ou des structures anatomiques voisines [9].

Connue sous le nom de tumeur intracrânienne, la tumeur cérébrale est une masse anormale de tissu, dans lequel les cellules se développent et se multiplient, de façon incontrôlable, apparemment incontrôlée par les mécanismes qui contrôlent les cellules normales. Plus de 150 tumeurs cérébrales différentes ont été documentées, mais les deux principaux groupes de tumeurs cérébrales sont appelés, primaires et métastatiques.

1.3.1 Tumeurs cérébrales primaires

Ce sont les tumeurs, qui proviennent des tissus du cerveau, ou de l'environnement immédiat du cerveau. Les tumeurs primaires sont classées comme, gliales (composées de cellules gliales), ou non gliales (développées sur ou dans les structures du cerveau, y compris les nerfs, les vaisseaux sanguins et les glandes), et bénignes, ou malignes.

1.3.2 Tumeurs cérébrales métastatiques

Elles correspondent aux tumeurs, qui surviennent ailleurs dans le corps. Le site, d'origine du cancer, est appelé tumeur primaire, tandis que l'autre, qui se développe dans l'autre partie du corps, est appelé cancer métastatique, et est composé du même type de cellules cancéreuses que le cancer primaire.

Historiquement, le terme métastase, est issu du mot métastase grec, qui signifie « changer de place », comme dans le cas d'une tumeur du sein ou des poumons, qui migre vers le cerveau, généralement par la circulation sanguine. Les tumeurs métastatiques sont considérées comme cancéreuses, et sont malignes.

Les tumeurs métastatiques du cerveau affectent, près d'un patient sur quatre, atteint de cancer, soit environ 150 000 personnes par an. Jusqu'à 40 pour cent des personnes atteintes d'un cancer du poumon, développeront des tumeurs cérébrales métastatiques. Dans le passé,

les résultats pour les patients diagnostiqués avec ces tumeurs étaient très pauvres, avec des taux de survie typiques, de seulement plusieurs semaines. Des outils diagnostiques plus sophistiqués, en plus des approches chirurgicales et radio-thérapeutiques novatrices, ont aidé à augmenter les taux de survie, jusqu'à plusieurs années, et a également permis une meilleure qualité de vie, pour les patients après le diagnostic.

1.3.3 Types de tumeurs cérébrales bénignes

Les tumeurs bénignes du cerveau sont habituellement définies, comme un groupe de cellules semblables, qui ne suivent pas, la division cellulaire normale, et les modèles de croissance, et se développent en une masse de cellules, qui, macroscopiquement, n'ont pas l'aspect caractéristique d'un cancer.

La plupart des tumeurs cérébrales bénignes sont trouvées par CT-scan (scanner) ou IRM du cerveau. Ces tumeurs se développent habituellement lentement, n'envahissent pas les tissus environnants, donc ne se propagent pas à d'autres organes, et ont souvent une frontière, ou un bord, qui peut être vu sur les tomodensitomètres. Ces tumeurs se développent rarement en tumeurs métastatiques (cancéreuses ou de propagation). La plupart des tumeurs cérébrales bénignes peuvent être enlevées, et ne se reproduisent généralement pas après l'enlèvement.

Cependant, les tumeurs cérébrales bénignes peuvent être mortelles, parce qu'elles peuvent compresser le tissu cérébral, et d'autres structures, à l'intérieur du crâne, de sorte que le terme « bénin » peut être trompeur. La terminologie est encore compliquée, par certains chercheurs, qui classent les tumeurs cancéreuses de bas grade, comme étant « bénignes », ou « relativement bénignes ».

Voici quelques types de tumeurs cérébrales bénignes. Elles sont nommées, en fonction du type de cellule, ou de tissu, d'où elles proviennent, suivies par le suffixe « -ome » (mais pas, -carcinome, -sarcome, ou -blastome, qui sont généralement des cancers).

Par exemple :

- **Les chordomes** : sont des tumeurs bénignes, à croissance lente, qui sont les plus répandues chez les personnes âgées de 50 à 60 ans. Leurs endroits les plus communs, sont la base du crâne, et la partie inférieure de la colonne vertébrale.

Chapitre 1 Contexte Médical

- **Craniopharyngiomes** : sont généralement bénignes, mais sont des tumeurs difficiles à enlever, en raison de leur emplacement près des structures critiques, profondément dans le cerveau. Ils proviennent généralement d'une partie de la glande pituitaire (la structure qui régule de nombreuses hormones dans le corps), de sorte que, presque tous les patients auront besoin d'une certaine hormonothérapie substitutive.
- **Gangliocytomes, ganglions et gangliogliomes anaplastiques** : sont des tumeurs rares, qui incluent des cellules nerveuses néoplasiques, qui sont relativement bien différenciées, se produisant principalement chez les jeunes adultes.
- **Méningiomes** : sont les tumeurs intracrâniennes bénignes les plus communes, comprenant 10 à 15 pour cent de tous les néoplasmes du cerveau, bien qu'un très petit pourcentage, soient malins. Ces tumeurs proviennent des méninges, structures membranaires, qui entourent le cerveau et la moelle épinière.
- **Les pinéocytomes** : sont généralement des lésions bénignes, qui surviennent des cellules pinéales, se produisant principalement chez les adultes. Ils sont le plus souvent bien définis, non invasifs, homogènes, et à croissance lente.
- **Les adénomes pituitaires** : sont les tumeurs intracrâniennes, les plus communes après les gliomes, les méningiomes et les schwannomas. La grande majorité des adénomes pituitaires sont bénins, et à croissance assez lente. Même les tumeurs pituitaires malignes, se propagent rarement à d'autres parties du corps. Les adénomes sont de loin, la maladie la plus courante affectant l'hypophyse. Ils touchent généralement les personnes, dans la trentaine ou la quarantaine, bien qu'elles soient aussi diagnostiquées, chez les enfants. La plupart de ces tumeurs peuvent être traitées avec succès.
- **Les schwannomas** : sont des tumeurs cérébrales bénignes, communes chez les adultes. Ils apparaissent le long des nerfs, composés de cellules, qui fournissent normalement « l'isolation électrique » pour les cellules nerveuses. Les Schwannomas déplacent souvent le reste du nerf normal, au lieu de l'envahir.
- **Les neurinomes de l'acoustique ou schwannoma vestibulaire** : sont le schwannoma le plus commun, résultant du huitième nerf crânien, ou nerf

cochléaire vestibulaire, qui se déplace du cerveau à l'oreille. Bien que ces tumeurs soient bénignes, elles peuvent causer des complications graves, et même la mort, si elles grandissent, et exercent une pression sur les nerfs, et éventuellement sur le cerveau. D'autres endroits incluent la colonne vertébrale, et plus rarement, le long des nerfs qui vont aux membres.

1.3.4 Types de tumeurs cérébrales malignes

Il existe plusieurs types

❖ Les gliomes :

Ce sont le type le plus répandu de tumeur cérébrale adulte, représentant 78 pour cent des tumeurs cérébrales malignes. Ils proviennent des cellules de soutien du cerveau, appelées la gliale. Ces cellules sont subdivisées en astrocytes, cellules épendymaires, et cellules oligodendrocytes (ou oligos). Les tumeurs gliales incluent les suivantes :

- **Les astrocytomes** : sont le gliome le plus commun, représentant environ la moitié de toutes les tumeurs primaires du cerveau et de la moelle épinière. Les astrocytes se développent à partir de cellules gliales, en forme d'étoile, appelées astrocytes, une partie du tissu de soutien du cerveau. Ils peuvent se produire dans de nombreuses parties du cerveau, mais le plus souvent dans le cerveau.
- **Les épendymomes** : sont dérivés, d'une transformation néoplasique des cellules épendymes, qui tapissent le système ventriculaire, et représentent de deux à trois pour cent de toutes les tumeurs cérébrales. La plupart sont bien définis, mais certains ne le sont pas.
- **Le glioblastome multiforme (GBM)** : est le type le plus invasif de tumeur gliale. Ces tumeurs ont tendance à se développer rapidement, se propager à d'autres tissus, et ont un mauvais pronostic. Ils peuvent être composés de plusieurs types de cellules, tels que les astrocytes et les oligodendrocytes. Le GBM est plus fréquent chez les personnes, âgées de 50 à 70 ans, et sont plus répandues chez les hommes que les femmes.
- **Les médulloblastomes** : apparaissent habituellement dans le cervelet, le plus souvent chez les enfants. Ils sont des tumeurs de haut grade .

Chapitre 1 Contexte Médical

- **Oligodendrogliomes** : sont dérivés des cellules, qui produisent la myéline, qui est l'isolation pour le câblage du cerveau.

❖ **Hémangioblastomes** :

Ce sont des tumeurs à croissance lente, généralement situés dans le cervelet. Elles proviennent de vaisseaux sanguins, peuvent être de grande taille, et sont souvent accompagnés d'un kyste.

❖ **Tumeurs_rhabdoïde**

C'est une tumeur rare et très agressive, qui a tendance à se propager dans tout le système nerveux central. Elles apparaissent souvent dans plusieurs sites dans le corps, en particulier dans les reins. Elles sont plus répandues chez les jeunes enfants, mais peuvent aussi se produire chez les adultes.

1.4 Système de classement des tumeurs cérébrales

L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a mis au point un système de classement, pour indiquer la malignité, ou la bénignité d'une tumeur, basée sur ses caractéristiques histologiques au microscope.

Tableau 1-1: Classement des tumeurs cérébrales [10]

Type	Grade	Caractéristiques	Type de tumeur
	Grade I	• Croissance lente • Peut-être guérissable par la chirurgie seule moins maligne (bénigne) • Survie à long terme • Les cellules semblent presque normales au	• Astrocytome • Craniopharyngioma • Gangliocytoma • Ganglioglioma • Pilocytic

Chapitre 1 Contexte Médical

Bas Grade		microscope	
	Grade II	• Croissance relativement lente • Parfois se propage aux tissus normaux voisins et revient (se reproduit) • Parfois revient comme une tumeur de grade supérieur	• <u>Astrocytome fibrillaire</u> • <u>Pineocytoma</u> • <u>Oligodendrogliome pur</u>
Haut Grade	Grade III	• Malignes • Reproduit activement des cellules anormales • La tumeur se propage dans les parties normales voisines du cerveau • Les cellules semblent anormales au microscope • Tend à revenir, souvent comme une tumeur de grade supérieur	• <u>Astrocytome anaplastique</u> • <u>Ependymoma anaplastique</u> • <u>Oligodendrogliome anaplastique</u>
	Grade IV	• Le plus malin • Grandit rapidement • Se propage facilement	• <u>Ependymoblastome</u> • <u>Glioblastome multiforme (GBM)</u>

Chapitre 1 Contexte Médical

		dans les parties normales voisines du cerveau • Reproduit activement des cellules anormales • Les cellules semblent très anormales au microscope • La tumeur forme de nouveaux vaisseaux sanguins, pour maintenir une croissance rapide • Les tumeurs ont des zones de cellules mortes dans leur centre (appelée nécrose)	• <u>Médulloblastome</u> • <u>Pineoblastome</u>
--	--	--	---

1.5 Symptômes

Les symptômes (signes) des tumeurs cérébrales ne sont souvent pas spécifiques, et peuvent varier, en fonction de l'emplacement de la tumeur cérébrale. Ce qui suit est une liste de symptômes qui, seuls ou combinés, peuvent accompagner différents types de tumeurs cérébrales. Mais, malheureusement, ces symptômes peuvent se produire dans de nombreuses autres maladies :

- Problèmes de vision ;
- Problèmes d'audition ;
- Problèmes d'équilibre ou étourdissements ;
- Changements dans la capacité mentale (par exemple, concentration, mémoire, parole) ;
- Convulsions, secousses musculaires ;
- Changement dans le sens de l'odorat ;
- Nausées/vomissements, difficultés à avaler ;
- Paralysie faciale.

1.6 Diagnostic

Des techniques d'imagerie sophistiquées peuvent identifier les tumeurs cérébrales. Les outils diagnostiques incluent la tomographie calculée (tomodensitométrie ou tomodensitométrie), et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). D'autres séquences d'IRM peuvent aider le chirurgien à planifier la résection de la tumeur, en fonction de l'emplacement des voies nerveuses normales du cerveau.

L'IRM intra opératoire est également utilisée, pendant la chirurgie, pour guider les biopsies de tissu, et l'enlèvement de la tumeur. La spectroscopie de résonance magnétique (MRS) est employée, pour examiner le profil chimique de la tumeur, et déterminer la nature des lésions vues sur l'IRM. La tomographie par émission de positrons (TEP scan) peut aider à détecter les tumeurs cérébrales récurrentes.

1.7 Traitement des tumeurs cérébrales

Les tumeurs cérébrales (primaires ou métastatiques, bénignes ou malignes) sont habituellement traitées par chirurgie, radiothérapie et/ou chimiothérapie, seules ou en diverses combinaisons. S'il est vrai que la radiothérapie et la chimiothérapie sont utilisées plus souvent, pour les tumeurs malignes, résiduelles ou récurrentes, les décisions, quant au traitement à utiliser, sont prises au cas par cas, et dépendent d'un certain nombre de facteurs. Il y a des risques et des effets secondaires, associés à chaque type de thérapie.

- **Chirurgie**

Il est généralement admis que, l'ablation chirurgicale complète ou presque complète d'une tumeur cérébrale, est bénéfique pour un patient. Le défi du neurochirurgien est d'enlever autant de tumeur que possible, sans blesser le tissu cérébral, important pour la fonction neurologique du patient (comme la capacité de parler, marcher, etc.).

- **Radiothérapie**

La radiothérapie utilise des rayons X à haute énergie, pour tuer les cellules cancéreuses et les cellules cérébrales anormales, et pour réduire les tumeurs. La radiothérapie peut être une option, si la tumeur ne peut pas être traitée efficacement par la chirurgie.

- **Radiothérapie externe standard**

Chapitre 1 Contexte Médical

Elle utilise une variété de faisceaux de rayonnement, pour créer une couverture conforme de la tumeur, tout en limitant la dose aux structures normales environnantes. Le risque de dommages de rayonnement, à long terme, avec des méthodes modernes d'administration, est très faible.

En dehors de la radiothérapie conformable tridimensionnelle (3DCRT) comprennent la radiothérapie modulée par l'intensité (IMRT).

- **Traitement des faisceaux de protons**

Il utilise un type spécifique de rayonnement, dans lequel les protons, une forme de radioactivité, sont dirigés spécifiquement vers la tumeur. L'avantage est que, moins de tissu, entourant la tumeur, subit des dommages.

- **Radio chirurgie stéréotaxique**

C'est une technique, qui concentre le rayonnement, avec de nombreux faisceaux différents, sur le tissu cible. Ce traitement a tendance à faire subir, moins de dommages aux tissus adjacents à la tumeur. À l'heure actuelle, il n'existe aucune donnée, indiquant qu'un système de prestation, est supérieur à un autre, en termes de résultats cliniques, et chacun a ses avantages et ses inconvénients.

- **Chimiothérapie**

Elle est généralement considérée comme efficace pour les tumeurs pédiatriques spécifiques, les lymphomes, et certaines oligodendroglies. Bien qu'il ait été prouvé, que la chimiothérapie améliore la survie globale chez les patients, présentant les tumeurs cérébrales primaires les plus malignes, elle le fait dans seulement environ 20 pour cent de tous les patients, et les médecins ne peuvent pas facilement prédire quels patients en bénéficieront avant le traitement. En tant que tel, certains médecins choisissent de ne pas utiliser la chimiothérapie, en raison des effets secondaires potentiels pulmonaires, suppression du système immunitaire, nausées, etc.

- **Thérapie au laser**

L'ablation thermique au laser est une technique plus récente, que certains centres utilisent pour traiter les petites tumeurs, en particulier dans les zones qui peuvent être plus difficiles à atteindre, en utilisant les procédures précédentes de chirurgie ouverte. Ceci implique de placer un cathéter minuscule dans la lésion, puis utilisant le laser pour ablater

thermiquement la lésion. Cette technique n'est utilisée que plus récemment dans les traitements des tumeurs cérébrales, donc l'efficacité à long terme n'a pas été établie.

1.8 Discussion

Le cerveau humain présente une composition anatomique complexe, les tumeurs, qu'elle soit maligne ou bien bénigne, sont l'une des pathologies les plus fréquentes qui peuvent l'atteindre. L'imagerie médicale reste le moyen le plus sûr pour confirmer le diagnostic.

Après avoir présenté l'anatomie du cerveau, la modalité d'acquisition utiliser, ainsi que les différents types de tumeurs cérébrales, nous allons exhiber, dans le chapitre suivant, un état de l'art des différentes méthodes et techniques qui existent dans la bibliographie, dans le domaine de l'imagerie médicale.

Chapitre 2 : Etat de l'art

L'imagerie par résonance magnétique du cerveau dans ses différentes modalités d'acquisition, offrant des informations précieuses comme la taille de la tumeur, sa localisation au niveau du volume cérébral et son développement, qui définissent par la suite l'acte chirurgical à prendre.

Leurs formes imprévisibles, leurs emplacements et leurs apparences font de la détection et de la segmentation des tumeurs cérébrales une tâche ardue, bien que la vérité de la segmentation soit obtenue par les radiologues, une telle approche prend du temps et est également une tâche manuelle et ses résultats dépendent de l'expérience du radiologue. C'est ce qui en fait un champ ouvert pour les recherches dans le domaine de l'imagerie médicale visant à développer différentes techniques pour des résultats plus rapides et plus précis possible.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques notions de base du domaine d'analyse d'image, ensuite nous exposons une synthèse des recherches qui traite les tumeurs cérébrales, qui utilisent différents outils mathématiques, enfin nous récapitulons, les outils utilisés dans ces travaux, sur lesquels notre travail sera fondé.

2.1 Traitement d'images

Afin d'obtenir une image améliorée, ou d'en extraire des informations utiles, nous effectuons une opération sur cette image, que nous appelons analyse d'image. C'est un type de traitement de signal, dans lequel l'entrée est une image, et la sortie pourrait être l'image, ou ses caractéristiques.

La vision pourrait être le plus développé de nos sens. Cependant, les humains sont limités à leur bande visuelle électromagnétique, contrairement aux machines d'imagerie, qui couvrent presque tout le spectre électromagnétique. Voici donc les avantages de l'analyse d'image numérique, dans un système de vision par ordinateur [10].

L'analyse d'image dans notre cas comprend essentiellement les étapes suivantes

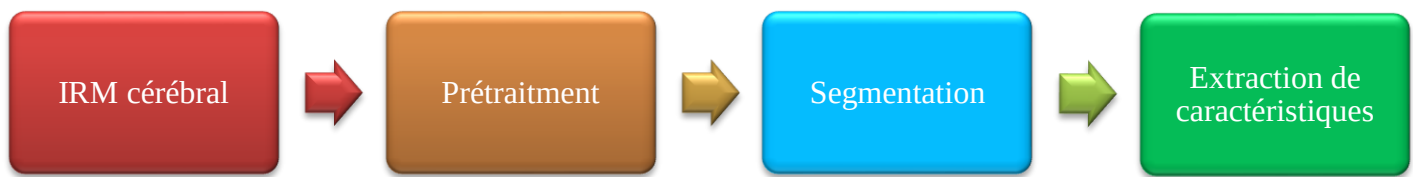


Figure 2-1: Schéma synoptique d'un processus d'analyse d'image

2.1.1 Prétraitement

Les images obtenues par l'IRM ne sont généralement pas prêtes pour leur traitement, et contiennent du bruit et des informations indésirables. Pour cette raison, nous avons besoin d'un prétraitement, qui ajoute des améliorations à l'image originale, y compris la correction des irrégularités et la réduction du bruit indésirable. Le filtrage et l'amélioration des images aident à corriger le bruit, le flou et le faible contraste. Après cette étape, l'image médicale peut être convertie en image standard, sans bruit ni artefacts, et peut être traitée et segmentée, pour extraire les informations souhaitées, sans irrégularités et sans informations indésirables et bruit.

- **Méthodes existantes de filtrage**

Le système visuel humain est très efficace, pour reconnaître les structures, mais, il devient très difficile de détecter les structures anatomiques, en présence de bruit, ou en raison d'un faible contraste. La suppression précise du bruit de l'image IRM est une tâche difficile, et plusieurs méthodes sont utilisées, du filtre standard au filtre avancé, des méthodes de filtrage non linéaires, le filtrage anisotrope non linéaire, la moyenne non locale, le modèle de champ aléatoire Markov (MRF), l'analyse de la fonction de singularité, et les méthodes basées sur les ondelettes. Ce sont là quelques-unes des approches utilisées dans le filtrage [11].

Filtre médian : utilisé principalement pour le bruit de type « sel et du poivre ». Il calcule les valeurs médianes des pixels environnants pour déterminer la nouvelle valeur de pixel. Il ne peut pas supprimer les distributions de bruit à moyenne gaussienne et tend à produire de faux contours de bruit en brisant les bords de l'image [12].

Filtre moyennneur : mis en œuvre pour lisser et réduire la quantité de variation d'intensité entre les pixels voisins [13]. Le filtre moyen, consiste en une simple fenêtre coulissante qui remplace le centre du pixel par la valeur moyenne des pixels. Il est surtout efficace et utilisé contre le bruit gaussien.

• Techniques d'amélioration des images

L'objectif principal de l'amélioration de l'image, est d'améliorer la qualité de l'image et l'apparence structurelle, d'où l'apparence visuelle des images IRM, sans dégradation de l'image originale. L'amélioration des images permet de :

- Détecter facilement les caractéristiques, grâce à la manipulation du contraste, à l'affûtage des contours, à la réduction du bruit, à l'élimination de l'arrière-plan indésirable, au filtrage, etc.
- Augmenter la plage dynamique des caractéristiques choisies, afin qu'elles puissent être détectées facilement, en travaillant sur l'échelle de gris des images, telles que l'égalisation d'histogramme, ou en filtrant les images, comme pour le filtre médian, filtre moyen, filtre passe-bas [11].

Il existe de nombreuses approches de rehaussement de contraste, qui peuvent améliorer la qualité de l'image IRM. Voici quelques avantages et inconvénients d'une de ces approches décrites très rapidement.

Égalisation de l'histogramme : concerne les niveaux de gris. Permet de décider s'il s'agit d'une image sombre ou claire, d'une image à contraste faible ou élevé. Il préserve la luminosité du fond (arrière-plan), mais il convient parfaitement aux images couleur [14].

2.1.2 Segmentation

La segmentation est l'étape majeure de l'analyse d'image. Elle subdivise une image en ses régions ou objets constitutifs. La segmentation doit s'arrêter, lorsque les régions d'intérêt d'une application ont été isolées, et que chaque pixel a été affecté à une région spécifique.

Les algorithmes de segmentation d'images sont principalement basés sur l'un des deux attributs de base des valeurs d'intensité : discontinuité et similitude. La première approche consiste à partitionner une image, en utilisant des changements brusques d'intensité, tels que les contours d'une image. L'approche de la deuxième catégorie consiste à subdiviser l'image en régions semblables, selon un ensemble de critères prédéfinis. La classification des pixels, plutôt que la segmentation classique, est souvent un objectif souhaitable dans les images médicales, en particulier, lorsque des régions déconnectées, appartenant à la même classe de tissus, doivent être identifiées [11].

Plusieurs segmentations sont possibles pour segmenter une tumeur, à partir de l'IRM cérébrale, et chacune d'entre elles, présente ses avantages et ses inconvénients. Il n'existe pas d'algorithmes qui produisent toujours de très bons résultats pour tous les types d'images IRM cérébrales. Une sélection optimale des attributs, des tissus, des éléments cérébraux, et non cérébraux, sont les principales difficultés pour la segmentation de l'image cérébrale.

Une grande variété de techniques de segmentation des tumeurs cérébrales a été proposée. Les méthodes sont optimisées, pour traiter des modalités d'imagerie spécifiques, telles que l'imagerie par résonance magnétique. En général, les techniques de segmentation ont été divisées en ces grandes catégories [15].

- **Techniques de contour et de forme.**

Ces techniques utilisent les informations sur les limites/bords des lésions, afin de segmenter l'image.

- **Techniques basées sur les régions.**

Ces méthodes utilisent l'intensité locale, ou des statistiques, comme la moyenne et l'écart-type, dans un cadre de minimisation de l'énergie, pour atteindre la segmentation.

- **Techniques statistiques.**

Ce type de méthode étiquette les pixels, en fonction des valeurs de probabilité, qui sont déterminées, en fonction de la distribution de l'intensité de l'image.

- **Techniques d'analyse multi résolution.**

Chapitre 2 Etat de l'art

Dans ces méthodes, les segmentations d'images sont calculées à plusieurs échelles, dans l'espace d'échelle, et parfois propagées, à partir des échelles grossières, vers les fines.

- **Techniques basées sur l'apprentissage automatique.**

Ces méthodes utilisent des caractéristiques, telles que l'intensité, ou des caractéristiques dimensionnelles plus élevées.

Ce diagramme (**Figure2.2**) illustre schématiquement ces catégories de segmentation, avec des exemples d'approches pour chacune d'elles.

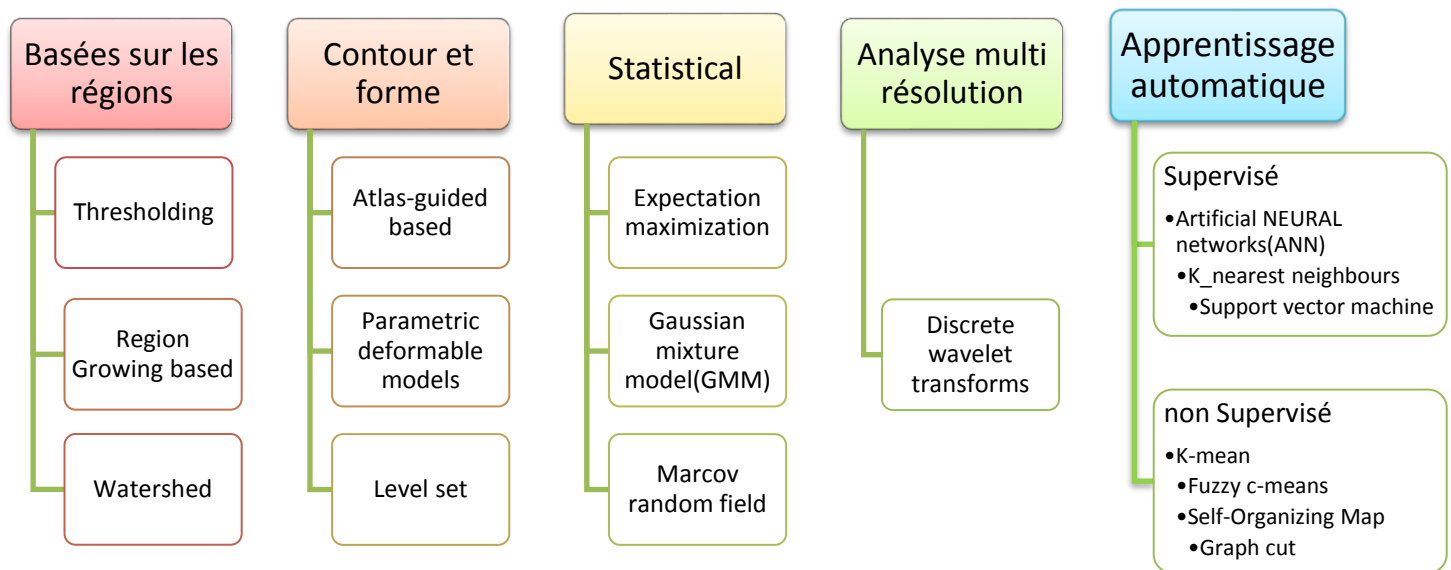


Figure2-2: Techniques de segmentation pour les IRM cérébrales

2.2 Travaux antérieurs

Dans cet état de l'art, et afin d'obtenir quelques articles scientifiques et thèses de maîtrise et de doctorat, nous avons utilisé une variété de sites Web comme Google SCHOLAR, ResearchGate, Science Direct, et bien sûr le moteur de recherche le plus populaire Google.

Chapitre 2 Etat de l'art

Nous avons pu obtenir une quantité utile d'informations sur le prétraitement, comme sur les filtres, et l'amélioration et la segmentation des images.

Dans les années précédentes, beaucoup de recherches ont été faites dans la segmentation des images médicales, pour la détection de la tumeur cérébrale, car il s'agit d'un processus crucial, pour décider de la bonne thérapie au bon moment. La liste ci-dessus donne quelques-unes des nombreuses techniques et travaux étudiés, présentés dans l'ordre chronologique à partir de 2000.

✚ **L. Germond & al. (2000)** [16] présente une méthode espace-échelle, pour la segmentation de différents tissus cérébraux (matière blanche et grise). La méthode espace-échelle comme ondelettes, s'est avérée efficace, pour segmenter des structures anatomiques particulières, et fournir des contours, ou une surface fermée. Cependant, son principal inconvénient est la génération de faux contours.

✚ **A.Bocioaca & al. (2000)** [17] ont mis au point une technique de segmentation proposée par "Stokking" (2000). Ils ont créé un logiciel semi-automatique d'extraction cérébrale par IRM, basé sur plusieurs opérateurs morphologiques. Cette méthode est basée sur le gradient morphologique. Le principal inconvénient de cette technique est qu'elle est très sensible aux petites variations de contour.

✚ **S.Hojjatoleslami & F. Kruggel (2001)** [18] ont proposé des méthodes basées sur la croissance des régions. Elles permettent à la fois la segmentation des structures saines, et la segmentation des structures pathologiques. Ils ont utilisé cette méthode pour la segmentation des lésions cérébrales. Leur critère de croissance est basé sur un contraste.

✚ **Sophie & Capelle (2002)** [19] ont mis à l'évidence une méthode de segmentation des IRM cérébrales multi-échos. Ils ont combiné deux méthodes : la

classification, pour extraire les différentes régions du cerveau, et le contour actif, pour localiser les différentes tumeurs, afin de calculer les volumes tumoraux, dans la phase post-traitement.

✚ **G.P. Mazzara et al. (2004)** [20] a comparé entre deux méthodes de segmentation des tumeurs cérébrales. L'une est un apprentissage supervisé KG (automated knowledge guided), et l'autre se base sur les K plus proches voisins (KNN), pour extraire les différentes tumeurs, avec un temps de calcul minime, et une haute précision. La conclusion de cette comparaison a été que la segmentation par KNN est plus performante, du fait qu'elle a segmenté tous les cas de tumeurs étudiés.

✚ **Li.Y & al. (2004)** [21] proposent le "Lazy Snapping". C'est un système basé sur les « graph cut », qui se concentre sur la « découpe » d'image, pour l'image 2D. C'est une méthode semi-automatique, et une interface utilisateur intuitive est conçue, pour permettre une sélection par l'utilisateur, pas au niveau pixel. Il fournit une interaction visuelle instantanée, rendant la limite de découpe, proche du contour de l'objet, malgré la présence de bords ambigus, à faible contraste. L'interface utilisateur, permet un ajustement simple et rapide des contours.

✚ **S. Jeong & al. (2004)** [22] ont proposé "Gauss mixture vector quantization" (GMVQ) comme méthode de quantification, pour une récupération d'images, basée sur un histogramme. Les résultats montrent que GMVQ est la meilleure des performances, utilisant les trois méthodes de quantification des couleurs.

✚ **M. Siyal & Yu (2005)** [23] ont modifié l'algorithme de "Fuzzy C-mean" (FCM), pour l'estimation et la segmentation du biais (également appelées inhomogénéités d'intensité) de l'IRM. L'algorithme proposé segmente avec précision les différentes classes de tissus, sous des variations d'intensité significatives, et un environnement bruité.

✚ **Greenspan & al. (2006)** [24] ont fait la présentation du modèle de mélange gaussien contraint (CGMM), qui est un algorithme entièrement automatisé, de paramètres non supervisés, pour la classification des tissus des images IRM. Il est également très résistant au bruit, et fournit une alternative à la modélisation MRF. Mais, le temps de traitement moyen est de 7 minutes, pour un seul volume cérébral.

✚ **S. Moussa & al. (2007)** [25] propose un modèle de segmentation coopérative, entre FCM (Fuzzy C-Means) et PCM (possibilistic C-means), pour segmenter les structures cérébrales (matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien., etc.... La méthode FCM est très puissante, mais ses algorithmes dérivés souffrent de plusieurs inconvénients :

- Les points ambigus (pixels) peuvent avoir des valeurs d'appartenance élevées, et peuvent affecter de manière significative l'estimation des centres de classes.
- La position des centres de classes.

L'avantage de la combinaison entre FCM et PCM est qu'elle permet une convergence plus rapide de l'algorithme et une segmentation beaucoup plus précise.

✚ **S. Shen & al. (2008)** [26] a effectué la segmentation des lésions, à l'aide d'une méthode de segmentation FCM non supervisée (Fuzzy c-means). Cette méthode a donné de bons résultats, en ce qui concerne la segmentation, la localisation et le calcul du volume de la lésion, à condition que la tumeur apparaisse dans au moins trois coupes.

✚ **B. Scherrer (2008)** [27] a proposé une combinaison de segmentations, des tissus et des structures cérébrales, et l'intégration de connaissances anatomiques, en coopérant les champs de Markov avec la formulation Bayésienne, afin de faire une modélisation en volume des informations obtenues. Cette approche est efficace, pour traduire la coopération entre les deux modèles, et offre de bons résultats de

segmentation, avec un temps de calcul minime. Mais, le partitionnement volumique n'est pas satisfaisant. Il a proposé plusieurs perspectives, parmi lesquelles, intégrer une isolation de l'encéphale à l'algorithme.

✚ **Meriasaari & al. (2009) [28]** ont travaillé sur la segmentation, par la ligne de partage des eaux, et un modèle de mélange Gaussien "Gaussian Mixture Model-based" (GMM), pour une méthode de segmentation des images IRM, de cerveau prématuré chez le nourrisson, qui par rapport aux images IRM du cerveau adulte normal, a un rapport signal-bruit plus faible, en raison du temps d'acquisition plus court. Une méthode de segmentation du cerveau entièrement automatique, pour les images pondérées en T1.

✚ **A.Kherrat & al. (2009) [29]** ont proposé une méthode de segmentation par ondelettes, et par des opérateurs morphologiques, pour l'extraction de la tumeur cérébrale. Une classification est ensuite effectuée, en utilisant l'algorithme K-means, qui est appliqué aux résultats de la segmentation, pour différencier les tissus tumoraux des tissus sains. Leur algorithme montre de bons résultats. Ils proposent comme perspectives, d'améliorer leur méthode, afin d'utiliser d'autres paramètres susceptibles de classer les tumeurs suivant leurs types.

✚ **Balafar & al. (2010) [30]** a proposé une nouvelle méthode de clustering, basée sur FCM, Combinaison de lissage d'image par Anisotropic Filter, pour proposer une méthode de clustering plus robuste en raison de l'inhomogénéité, du faible contraste, du bruit et de l'inégalité de contenu avec la sémantique. Les méthodes automatiques ne segmentent pas l'image correctement.

✚ **W.Deng & al. (2010) [31]** ont proposé une segmentation des images IRM, basée sur une croissance de région, pour l'extraction des tumeurs cérébrales, et pour la

caractérisation des régions tumorales. Ils ont utilisé un prétraitement par filtre anisotrope, pour réduire le bruit présent dans les images, et pour préserver les contours, puis une segmentation, pour obtenir les contours de la tumeur. Cette méthode est facilement implémentable, et ses résultats sont efficaces, car la caractérisation est précise et complète. Par contre, elle nécessite une évaluation de la part d'experts.

✚ **S.Bauer & al. (2011)** [32] ont proposé une méthode automatique de segmentation des tissus cérébraux, à partir d'images volumétriques de tumeurs cérébrales par IRM, basée sur un atlas, combiné à une croissance de régions et un champ de Markov aléatoire. Il est nécessaire qu'elle soit non paramétrique et facile à utiliser, surtout dans un scénario clinique ; mais, elle prend du temps.

✚ **Y.Zhang & al. (2011)** [33] ont combiné la méthode de Support Vector Machine (SVM) avec l'approche de croissance de région. Cette méthode hybride permet de segmenter automatiquement la région tumorale, puis d'affiner le contour de la tumeur. Grâce à l'apprentissage, les SVM détectent la tumeur cérébrale, et sélectionnent les fonctionnalités de l'IRM, pour segmenter automatiquement la tumeur. L'affinement des contours de la tumeur se fera par la technique de croissance de région.

✚ **Zhang & al. (2011)** [34] présentent un réseau de neurone (NN), pour classifier une image IRM cérébrale, comme saine, ou pathologique. Cette méthode utilise d'abord la transformée en ondelettes, pour extraire les caractéristiques des images, puis applique la technique de l'analyse en composantes principales (ACP), pour réduire les dimensions des caractéristiques. Les caractéristiques réduites, sont envoyées à un réseau de neurone de rétropropagation, avec lequel, le gradient conjugué à l'échelle (SCG) est adopté, pour trouver les poids optimaux du réseau de neurones. Ils ont appliqué cette méthode sur 66 images (18 normales, 48 anormales). Les précisions de classification sur les images d'apprentissage et de test sont de 100 %, et le temps de calcul par image est seulement de 0,0451 s.

✚ **S. Roy & al. (2012)** [35] ont proposé une méthode de détection et de quantification des tumeurs cérébrales, sur des images IRM, prétraitées par un filtre médian et un filtre passe haut, et segmentées en région, par morphologie mathématique LPE, et en contour, par le filtre de Sobel, pour le calcul de surface de la région tumorale. Cette méthode est automatique, et peut s'appliquer sur tous types de tumeurs, mais limitée, lorsqu'apparaissent plusieurs tissus pathologiques, au niveau de la région à segmenter. Comme perspectives, ils prévoient de travailler avec un plus grand nombre de structures cérébrales, et d'explorer l'intégration d'informations supplémentaires, ainsi que de travailler avec des données dimensionnelles plus élevées.

✚ **Sachdeva & al. (2012)** [36] ont travaillé avec des modèles de contours actifs, basés sur l'intensité tels que le flux vectoriel de gradient (GVF). Le contour actif magnétique statique (CAM) et le flux vectoriel fluide (FVF) ont été proposés, pour segmenter les objets/tumeurs homogènes, dans les images médicales. Ils utilisent les informations d'intensité et de texture présentes dans le contour actif. Le volume de la tumeur est extrait efficacement, à partir de coupes 2D, et est nommé comme segmentation « 2.5-dimensionnelle ».

✚ **Yohan Attal (2012)** [37] ont mis au point une technique de segmentation automatique, dans la phase aiguë de l'infarctus du cerveau (moins de 6 heures après l'apparition des premiers symptômes). La méthode est basée sur des critères d'intensités d'images, avec une implémentation, utilisant l'algorithme EM (Expectation-Maximization). L'algorithme EM est l'un des algorithmes les plus utilisés pour estimer la densité d'un ensemble, de manière non supervisée.

✚ **Sudipta Roy & al. (2013)** [11] font un état de l'art de plusieurs méthodologies existantes de segmentation, et de détection des tumeurs cérébrales, à partir d'images IRM cérébrales. Toutes les étapes de détection des tumeurs cérébrales ont été

discutées, avec des exemples sur les méthodes les plus utilisées, y compris les étapes de prétraitement, de segmentation et de classification.

✚ **S.Roy & al. (2013)** [38] ont écrit un article qui regroupe les différentes méthodes de prétraitement et de segmentations, appliquées à des images IRM cérébrales. Pour le prétraitement, ils ont présenté les différents filtres, comme médian, moyenneur, passe-bas, passe-haut et gaussien. Pour la segmentation, ils ont exposé différentes méthodes comme le seuillage d'Otsu, le seuillage de Kapur et Th-mean, ainsi que la segmentation par croissance de région, le KNN (K-nearest neighbours), l'approche bayésienne, les champs de Markov, SVM (Support Vector Machine), FCM, KM, la morphologie mathématique, les réseaux de neurones, les modèles déformables Level-Set, et différentes combinaisons entre les méthodes citées auparavant

✚ **Yuezun. L & Xueqing. L (2013)** [39] proposent une méthode simple de correction d'arrière-plan, qui peut éliminer certaines régions, pouvant être confondues avec les objets d'intérêt. Les résultats montrent que la méthode proposée augmente la précision de la segmentation, mais des défaillances peuvent se produire dans certains cas. Par exemple, lorsque les objets d'intérêt sont également riches et colorés, comme le fond, cette méthode peut être inefficace, probablement même une sur-segmentation se produit dans ces exemples.

✚ **P.Suganya & al. (2013)** [40] Ce document analyse la performance de diverses techniques d'amélioration basées sur le rapport de bruit, le délai et la qualité. Il suggère également un algorithme approprié pour les images de télédétection basé sur la combinaison de l'histogramme adaptatif Égalisation (AHE) et adaptation à contraste limité L'égalisation des histogrammes (CLAHE) donne de bons résultats pour les applications de télédétection. Parce que l'AHE contient faible contraste avec les régions sombres. La technique CLAHE mieux en revanche, en particulier dans les zones homogènes, peut être limitée à éviter d'amplifier tout bruit pouvant être présent dans l'image.

✚ **N.Kaur & al.(2014)** [41] ont proposé un algorithme, qui calcule la valeur de l'intensité et de l'entropie la plus élevée de la région du cerveau, pour lui appliquer un seuillage, pour l'extraction de la tumeur, puis un filtre de "Canny" pour la détection de contour, afin de compter les pixels qui se trouvent dans la région, et mesurer sa surface. L'avantage que présente cet algorithme est que le temps d'exécution et la localisation de la tumeur sont plus rapides que dans d'autres méthodes. Comme perspectives, ils proposent d'utiliser l'algorithme d'apprentissage automatique pour faire une classification.

✚ **El-Dahshan & al. (2014)** [42] ont passé en revue différents algorithmes de segmentation, d'extraction de fonctionnalités et de classification. En particulier, ils se sont basés sur les papiers publiés entre 2006 et 2012. Ils ont proposé une technique hybride pour le traitement des images du cerveau par IRM. La technique proposée applique d'abord le réseau neuronal à rétropropagation pour la segmentation de l'image et la détection de la région d'intérêt, puis utilise la transformation en ondelettes discrètes, pour extraire les caractéristiques des images IRM. La méthode proposée produit une précision de classification de 99 %, avec un taux de sensibilité de 100 %, et un taux de spécificité de 92 %.

✚ **J. Mohana & al. (2014)** [43]. Cet article résume les techniques de filtrage de bruit dans les images IRM, et les comparent entre elles. Après une brève introduction sur l'imagerie par résonance magnétique, et sur les caractéristiques du bruit dans l'IRM, les approches populaires sont classées en différents groupes, et un aperçu des diverses méthodes est fourni. Les avantages et les limites des méthodes sont également discutés.

❖ **P.Banerjee et al (2015)** [44] ont proposé une méthode de segmentation et de classification des tumeurs cérébrales, sur des images IRM, en utilisant la croissance de

région pour une segmentation et l'algorithme FCM pour une classification. Le principe est que l'emplacement de régions hyper intenses sur les images IRM peut être utilisé, par les prestataires de soins lors des visites cliniques des patients, comme un prédicteur objectif des déficits de langage, que les patients atteints de gliome peuvent rencontrer.

✚ **B. Sayah (2015)** [45] a utilisé une méthode de segmentation, qui manipule les propriétés de l'histogramme, ainsi qu'une classification avec la méthode de croissance de régions, appliquée sur des images divisées en quadrants, pour la détection de la tumeur. Il a enfin utilisé la méthode de croissance de région, pour obtenir un raffinement de contour, permettant d'extraire la tumeur du cerveau.

✚ **X.Zhang & al. (2016)** [46] ont appliqué un nouvel algorithme semi-automatique, pour segmenter les tumeurs cérébrales, à partir d'images IRM, en utilisant une combinaison de deux méthodes, le seuillage multi-échelle, qui utilise un filtre, pour préserver les contours, et la règle des KNN (les K plus proches voisins), pour fusionner le résultat contour avec l'image originale. Une croissance bidirectionnelle de région est ensuite appliquée, pour la segmentation de la région tumorale. La méthode proposée donne des résultats performants, du fait de sa capacité à éliminer les trous isolés, dans la segmentation.

✚ **R. Usha & al. (2016)** [47] ont réalisé un filtrage d'images IRM, afin de réduire le maximum de bruits, sans perte d'informations. Ils ont utilisé pour cela, une combinaison entre un filtre anisotrope et un filtre médian modifié MDBUTMF (Modified Decision Based Unsymmetric Trimmed Median Filter). Cette approche hybride a donné de bonnes performances en supprimant le bruit, tout en préservant les contours de l'image.

✚ **Garima .S & Ansari .M.A (2016)** [48] proposent la détection efficace des tumeurs cérébrales par IRM à l'aide de la segmentation des moyennes K et de

l'histogramme normalisé. La méthode proposée présente certaines limites, car dans certaines images de tumeurs, les résultats n'étaient pas satisfaisants, la détection de la tumeur n'était pas précise.

✚ **T.D.Vishnumurthy & al. (2016)** [49] ont travaillé sur une méthode de segmentation automatique de tumeurs cérébrales, par les outils morphologiques, et ont fait une comparaison de leurs résultats avec ceux de deux algorithmes FCM et EM (Expectation Maximization), selon certaines mesures, comme le coefficient de Dice et la distance de Jaccard. Les résultats expérimentaux clarifient l'efficacité des algorithmes de segmentation par outils morphologiques, en termes de qualité et de précision avec un temps d'exécution minimal.

✚ **Z.Li & al. (2017)** [50] ont proposé une méthode de segmentation de tumeurs cérébrales, utilisant une combinaison entre les réseaux de neurones, après un apprentissage à base d'informations 3D, qui aide à détecter la tumeur lorsque le contraste est mauvais, et l'intelligence artificielle en post-traitement, afin de bien déterminer le contour de la tumeur. Les résultats ont montré que la combinaison de cette méthode, et du CRF (Conditional Random Field) peut donner de meilleurs résultats. Une fusion précoce peut améliorer globalement les résultats de la segmentation, et une fusion tardive peut rendre les résultats de la segmentation plus sensibles.

✚ **S.M.Havaei (2017)** [51] a proposé une méthode de segmentation de tumeurs cérébrales, qui se base sur l'apprentissage automatique, en utilisant les CNN profonds, afin de déterminer la forme ainsi que l'emplacement de la tumeur au niveau du cerveau. Les résultats obtenus sont d'une grande précision, avec un temps de calcul minime. Comme perspective, il a proposé d'appliquer les méthodes de classification basées sur les réseaux de neurones, sur d'autres modalités.

✚ **U.Ilhana & A.Ilhana (2017)** [52] ont développé une méthode, qui différencie entre les tissus cérébraux sains et pathologiques. Dans leur approche, des opérations morphologiques, une segmentation basée sur le seuillage, et des techniques de filtrage d'images sont utilisées pour extraire la tumeur du cerveau. Utilisant la base de données TCIA "The Cancer Imaging Archive", l'approche proposée à un taux de reconnaissance de 94,28% sur les images avec tumeur, et un taux de reconnaissance de 100% sur celles sans tumeur. Le taux de réussite global de leur système est de 96%. Ils proposent de faire une amélioration de leurs algorithmes en utilisant une classification des types de tumeur.

✚ **V.Shreyas & V.Pankajakshan (2017)** [53] ont proposé une nouvelle méthode de segmentation des tumeurs cérébrales, basée sur un nouveau modèle de réseau neuronal convolutif (CNN) "Convolutional Neural Network", qui utilise les poids des classes, à la place des poids en pixels, ce qui la rend beaucoup plus rapide en temps d'exécution que les autres modèles basés sur les patches, et son empreinte mémoire est très faible. Les résultats expérimentaux montrent que le modèle proposé à des performances comparables à celles des modèles de pointe, tout en étant plus simple et plus rationnel.

✚ **SaydTahri & al. (2018)** [54] ont proposé une nouvelle méthode d'extraction rapide des tumeurs cérébrales basée sur les moyens non local (Nl-means) et l'algorithme EM (Expectation-Maximization) Cette méthode est très rapide, facile et vraiment simple à programmer avec le langage Matlab. Mais le plus important est que le temps de simulation nécessaire est réduit, il faut 30 secondes pour extraire une tumeur du cerveau humain. Mais le problème avec cette méthode est qu'il est nécessaire d'injecter le produit de contraste au patient, pour séparer les valeurs de pixels (entre blanc et noir) pour appliquer l'algorithme EM.

✚ **Polly 1 al. (2018)** [55] proposent une méthode de segmentation des tumeurs cérébrales par K-means et par transformation discrète en ondelettes, pour ensuite faire une classification avec SVM entre un cerveau sain et un autre pathologique. Puis une 2eme classification qui permet de déterminer le stade de la tumeur. Testé sur 440 cas, le système développé a classé avec succès les HGG (High Grade Glioma) et les LGG (Low Grade Glioma) avec une précision de 99%, une sensibilité de 100% et une spécificité de 98,03%. Ils proposent d'augmenter la base de données pour une meilleure fiabilité.

✚ **Dogra, J et al. (2019)** [56]. proposent la méthode Graph cut,(Gc), qui est de nature interactive. Elle nécessite la sélection manuelle des noyaux initiaux, pour le traitement, basée sur la sélection du noyau par gradient (the gradient based kernel selection) (GBKS), en insistant sur l'inclinaison directive des échelles d'intensité. La technique proposée facilite l'initialisation du GC, élimine le problème de rétrécissement, et localise la tumeur dans les images du cerveau, sans aucune intervention humaine. Les résultats de performance de la méthode GBKS GC proposée sont évalués sur des images IRM, de gliome de haut et de bas grade, et sont analysés et comparés à l'aide de diverses mesures.

✚ **Yu Wang et al. (2019)** [57] ont mis au point une méthode d'extraction du cerveau, à l'aide d'un modèle de graph cut au voisinage d'un contour actif. La méthode a défini une nouvelle affectation asymétrique des poids de bordure, dans les coupes graphiques, pour les images IRM du cerveau. Le nouveau modèle de découpage graphique a été exécuté de façon itérative, dans le voisinage de la limite du cerveau, appelé le voisinage de contour actif (ACN), et a été efficace, pour éliminer les fuites de frontières, et éviter la convergence locale. La méthode a été comparée à d'autres méthodes populaires, sur l'Internet Brain Segmentation Repository (IBSR). Le résultat obtenu, par la méthode proposée, est très similaire à la segmentation manuelle, et a obtenu le meilleur par rapport à BET (Brain Extraction Tool), BSE (brain surface

Chapitre 2 Etat de l'art

extraction), graph cut, Robust Brain Extraction (ROBEX), coefficient de similitude moyen de Dice sur les données IBSR.

2.3 Récapitulatif

Le couronnement de notre recherche bibliographique, après l'exploration des différentes méthodes, liée à notre problématique, nous a permis de choisir les outils que nous allons employer dans notre travail. Ces derniers sont mentionnés dans le tableau suivant (Tableau II.1)

•Tableau2-1: Méthodes adoptées

Auteur	Année	Titres	Méthode
Prétraitement			
J. Mohana & al.	2014	A survey on the magnetic resonance image denoising methods	Filtre à diffusion anisotropique
P.Suganya	2013	Survey on Image Enhancement Techniques	Rehaussement de contraste
Segmentation			
Sudipta Roy & al	2013	A Review on Automated Brain Tumor Detection and Segmentation from MRI of Brain	Kapur algorithm
Yu Wang & al.	2019	Brain Extraction Using Active Contour Neighborhood-Based Graph Cuts Model	Graph Cuts Model

2.4 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue globale sur le traitement d'image, ainsi que sur le prétraitement et la segmentation d'image. Puis, nous avons présenté différents techniques et méthodes, mis en évidence dans le domaine de la segmentation des images IRM du cerveau. Dans le chapitre suivant, nous présenterons en détail chacune des méthodes adoptées.

Chapitre 3 : Les Outils Utilisés

Dans les chapitres précédents, nous avons vu l'anatomie du cerveau, et présentée des notions sur la pathologie à étudier. Nous avons ensuite, passé en revue les différentes méthodes et outils, qui ont été utilisés dans le domaine de l'imagerie médicale. De là, nous avons choisi les outils qui seront utilisés dans l'approche que nous proposons.

Notre méthode est composée de deux parties : la première partie est celle du prétraitement, qui s'intéresse à l'amélioration de l'image numérique, dans le but de faciliter une analyse ultérieure. La seconde partie a pour but d'extraire les régions d'intérêt, et de bien segmenter la région pathologique.

Dans ce chapitre, nous allons présenter et expliquer les outils utilisés dans notre méthode.

3.1 Morphologie mathématique

Etant l'un des outils mathématiques les plus utilisés, la morphologie mathématique s'inspire des problèmes de traitement d'images. Elle fournit des outils de filtrage, de segmentation, de quantification et de modélisation d'images.

Fondée sur la théorie des ensembles, qui permet d'analyser les structures géométriques, la morphologie mathématique consiste à comparer une structure inconnue, de l'image binaire que l'on étudie, par des opérations algébriques, à un ensemble de formes, dits « éléments structurants », dont on maîtrise toutes les caractéristiques [58].

Ces opérations peuvent être des transformations de base, comme l'érosion et la dilatation, comme elles peuvent être complémentaires, comme l'ouverture et la fermeture.

3.1.1 Élément structurant

Un élément structurant est un ensemble de pixels (Figure 3.1), qui possède une forme et une géométrie connue, une taille, et un repère de son origine.

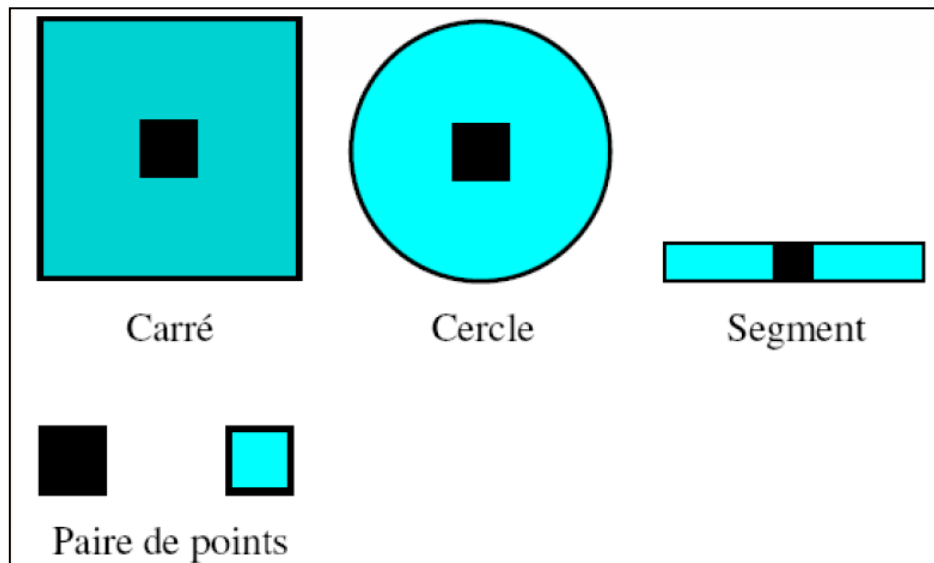


Figure 3-1: Formes géométriques d'un élément structurant [59]

3.1.2 Opérations de base

Pour mieux comprendre le fonctionnement de l'algorithme des opérations de base, nous définissons d'abord les notions de base, dans la théorie des ensembles [60].

Soit A, B et C trois ensembles :

- Si chaque élément de B est inclus dans A, on dit alors que B est un sous-ensemble de A, et la relation s'écrit comme : $B \subseteq A$
- L'union de deux ensembles s'écrit comme : $C = A \cup B$, où C contient les éléments de A, B ou des deux.
- L'intersection de deux ensembles s'écrit comme : $C = A \cap B$, où C contient les éléments qui appartiennent à A et à B.
- Le complément d'un ensemble est l'ensemble des éléments, qui ne lui appartiennent pas ; il s'écrit comme : $A^c = \{w | w \notin A\}$.

Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques opérations morphologiques.

❖ L'érosion

Soit E un élément structurant, et I un ensemble de pixels. On dit qu'un ensemble est érodé, si, en déplaçant l'élément structurant E, sur tout l'ensemble I, on ne conserve que les points x de l'ensemble I, tels que l'élément E, une fois placé sur x (E_x), s'encastre totalement à l'intérieur de I ; c'est-à-dire que pour chaque position, E est inclus complètement dans I.

Le résultat de l'érosion (Figure 3.2) est appelé « ensemble érodé », et l'équation d'une opération d'érosion s'écrit comme suit (equ. 3.1) [58] :

$$I \ominus E = \{x \mid E_x \subseteq I\} \quad (3.1)$$

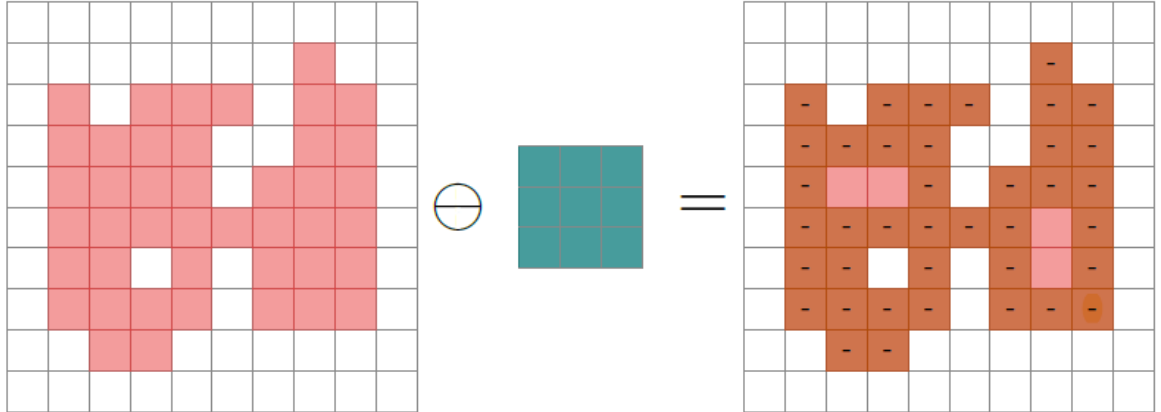


Figure 3-2: Résultat d'une opération d'érosion [85]

On utilise une opération d'érosion dans le traitement d'image pour :

- ✓ Supprimer les petits objets ;
- ✓ Déconnecter les objets connectés, par un petit pont ;
- ✓ Élargir les trous ;
- ✓ Diminuer la taille des objets.

❖ La dilatation

Soit E un élément structurant, et I un ensemble de pixels. On dit qu'un ensemble est dilaté, si, en déplaçant l'élément structurant E , sur l'ensemble I , on conserve les points x de l'ensemble I , qui sont intersectés avec l'élément E .

Le résultat de la dilatation (Figure 3.3) est appelé « ensemble dilaté ». On définit l'équation (3.2) d'une opération de dilatation comme suit [59]:

$$I \oplus E = \{E_x \mid x \in I\} \quad (3.2)$$

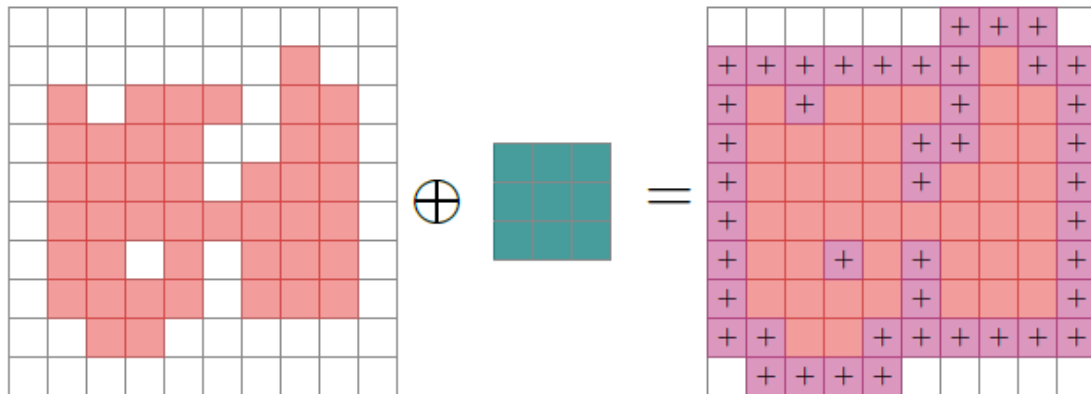


Figure 3-3: Résultat d'une opération de dilatation [59]

On utilise une opération de dilatation dans le traitement d'image pour :

- ✓ Boucher les petits trous ;
- ✓ Souder les objets proches ;
- ✓ Élargir les caps ;

Cependant, cette opération augmente la taille des objets.

3.1.3 Opérations complémentaires

Quand on applique les opérations de base (érosion, dilatation), la taille des objets est modifiée ; elle est diminuée pour l'érosion et augmentée pour la dilatation ;

On les utilise souvent en combinaison.

❖ Ouverture

Une ouverture morphologique (Figure 3.4), est une combinaison, d'une opération d'érosion, suivie d'une opération de dilatation, avec le même élément structurant. Elle a ainsi pour effet de faire disparaître les petites particules, qui ont une taille inférieure à celle de l'élément structurant, et de séparer les grosses particules, aux endroits où elles sont plus fines [59].

L'opération d'ouverture est notée $I \circ E$, et est définie par (3.3) :

$I \circ E = (I \ominus E) \oplus E$	(3.3)
--------------------------------------	--------------

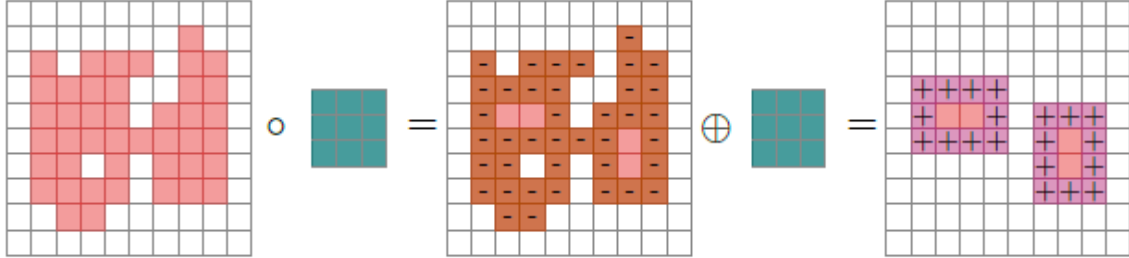


Figure 3-4: Résultat d'une opération d'ouverture [59]

❖ Fermeture

Une fermeture morphologique (Figure 3.5) est une succession, d'une opération de dilatation, suivie d'une opération d'érosion, par un même élément structurant, afin de faire disparaître les trous de petite taille dans les structures, et de connecter les structures proches [59].

L'opération d'ouverture est notée $I \bullet E$, et est définie par (3.4) :

$I \bullet E = (I \oplus E) \ominus E$	(3.4)
--	--------------

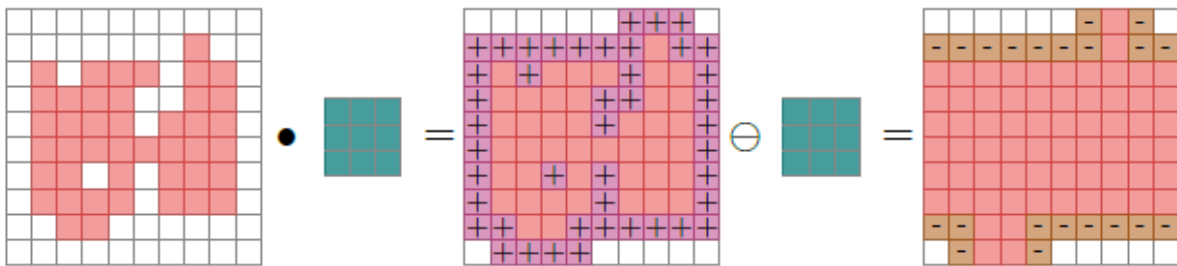


Figure 3-5: Résultat d'une opération de fermeture [58]

3.2 Rehaussement de contraste

Pour rehausser le contraste d'une image, il existe différentes méthodes, qui manipulent la distribution des intensités des niveaux de gris. Dans la transformation de la loi de puissance, ou correction gamma, il faut choisir l'exposant apparaissant dans la fonction de transformation, telle qu'il ne dégrade pas la qualité de l'image.

La transformation loi de puissance est définie comme [60] :

$Y = cX^\gamma$	(3.5)
-----------------	-------

Où, X et Y sont les niveaux de gris des pixels, dans les images d'entrée et de sortie respectivement, et 'c' est une constante. Pour diverses valeurs de γ , différents niveaux d'améliorations peuvent être obtenues.

L'exposant γ , dans l'équation (3.5), est référencé comme gamma. Le processus est utilisé pour corriger ces lois de puissance ; le phénomène de réponse est appelé **correction gamma**.

Des images qui ne sont pas corrigées correctement peuvent avoir l'air soit blanchi, soit, ce qui est plus probable, trop sombre. La correction gamma essaie également de reproduire les couleurs avec précision, mais nécessite une certaine connaissance, car la variation de la valeur de la correction gamma change, non seulement la luminosité, mais également les rapports, du rouge au vert au bleu. Fondamentalement, cette méthode s'utilise pour améliorer les images estompées [61].

La figure (3.6) montre le tracé de la transformation de la loi de puissance, avec le niveau de gris d'entrée X, le long de l'axe x, et le niveau de gris de sortie Y, sur l'axe y, pour différentes valeurs de γ , avec la constante $c = 1$ [60].

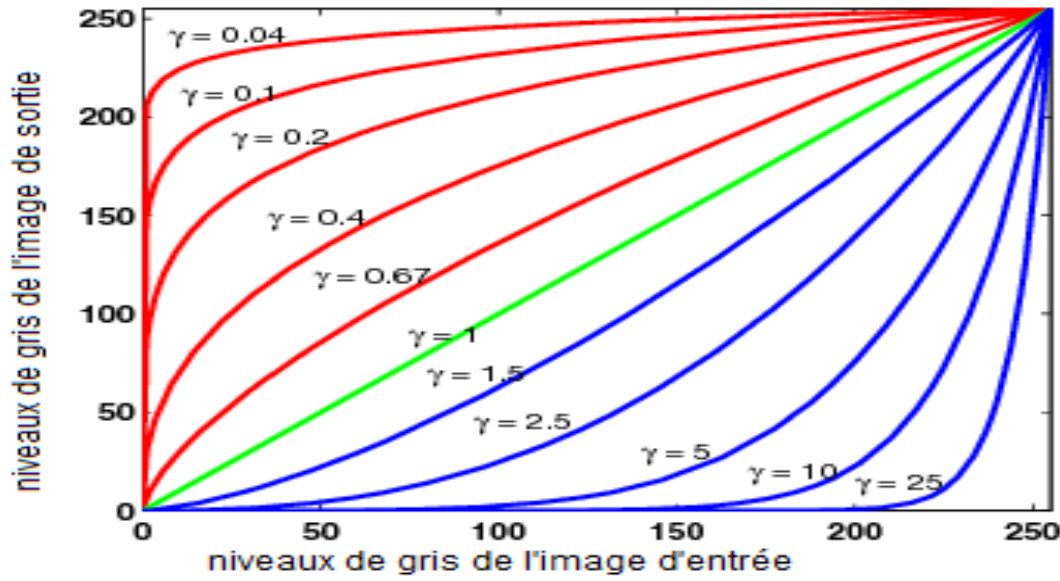


Figure 3-6: La courbe de la transformation de la loi de puissance [60]

On remarque que lorsque ' γ ' s'approche de zéro, les pixels de sortie deviennent plus lumineux, alors que, lorsque le gamma s'approche de l'infini, les pixels deviennent plus sombres.

3.3 Filtre de diffusion anisotrope

Le but de ce filtre est l'élimination efficace du bruit, et la simplification de l'image, avec un réhaussement des contours. Dans notre travail, nous nous sommes basés sur le modèle de Perona et Malik, qui ont proposé de modifier l'équation de diffusion, pour obtenir la diffusion anisotrope. Pour cela, ils ont remplacé la diffusion linéaire, par une diffusion non linéaire, en vue d'une homogénéisation maximale de l'image, en réduisant le bruit, et d'une diffusion minimale, au niveau des contours, et de la suppression du flou, introduit par la diffusion linéaire. Les équations de diffusion, dont l'une des plus connues, est l'équation de la chaleur (equ 3.6), exprimée comme suit [62] :

$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c \cdot \nabla U) = c \cdot \Delta U$	(3.6)
---	-------

Où ' c ' est le coefficient de diffusion de la conductibilité thermique, constant et homogène. $\text{div}(\cdot)$ indique un opérateur de divergence, alors que ∇U et ΔU indiquent respectivement les opérateurs gradient et Laplacien de l'image.

Cette équation intervient dans le prétraitement des images, pour supprimer les perturbations, sans affecter les contours, qui seront très peu filtrés.

Chapitre 3 Outils Utilisés

Le coefficient de diffusion, constant de l'équation de la chaleur, est remplacé par une fonction de diffusion, qui est fonction du gradient, et ce, pour permettre l'adaptation de la diffusion, selon la zone considérée. Le modèle (3.7.a) est le suivant :

$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla u(x, y, t))$	(3.7.a)
--	---------

Avec les conditions initiales suivantes (3.7.b):

$u(x, y, 0) = u_0(x, y)$	(3.7.b)
--------------------------	---------

En développant l'opérateur de divergence dans l'équation (3.7.a), nous obtenons l'expression (3.8) :

$\frac{\partial u}{\partial t} = c(x, y, t) \nabla^2 U(x, y, t) + \nabla c(x, y, t) \cdot \nabla U(x, y, t)$	(3.8)
--	-------

$$\frac{\partial U(x, y, t)}{\partial t} = C(x, y, t) \Delta U(x, y, t) + \nabla C(x, y, t) \cdot \nabla U(x, y, t)$$

Dans le cas où la conductivité $c(x, y, t)$ est une constante, l'équation de diffusion isotrope (3.6) peut être retrouvée. Cette conductivité $c(x, y, t)$ est donnée par l'expression (3.9), pour favoriser le lissage intra-région, contrairement aux lissages inter-régions, et ce, à travers une fonction décroissante, dépendant de la norme du vecteur gradient $|\nabla U|$:

$c(x, y, t) = g(\nabla U(x, y, t))$	(3.9)
---------------------------------------	-------

La fonction g a été proposée par Perona et Malik, sous les deux formes suivantes (3.10.a) et (3.10.b):

$g_1(\nabla u) = e^{-\left(\frac{ \nabla u }{k}\right)^2}$	(3.10.a)
--	----------

$g_2(\nabla u) = \frac{1}{1 + \left(\frac{ \nabla u }{k}\right)^2}$	(3.10.b)
---	----------

Chapitre 3 Outils Utilisés

La figure (3.7) présente l'allure de ces deux fonctions de diffusion, g_1 et g_2 , avec un seuil de diffusion $k=15$, dont le rôle est de définir la limite, entre les gradients forts, correspondant aux transitions à maintenir, et les gradients faibles, correspondant au bruit [62].

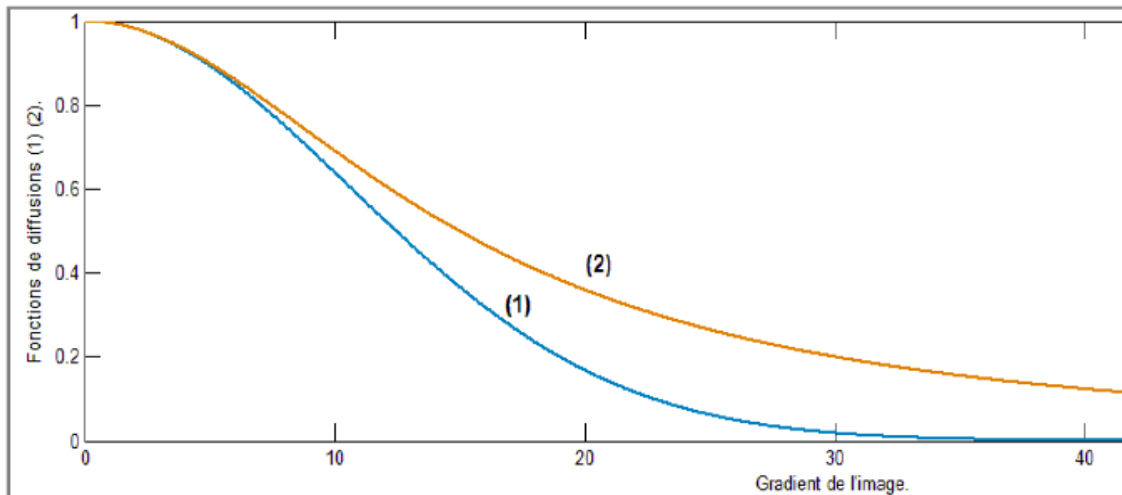


Figure 3-7: Allure des fonctions g_1 (courbe (1)) et g_2 (courbe (2))

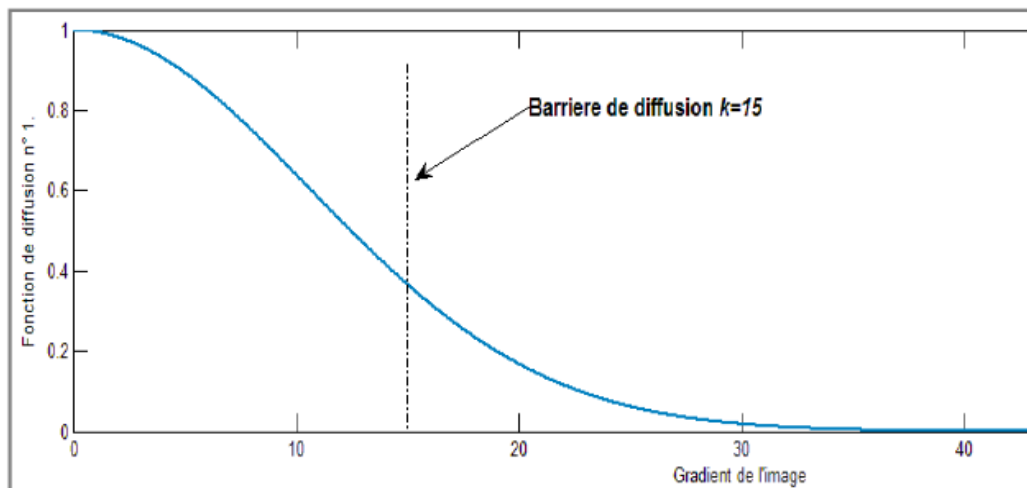


Figure 3-8: Représentation de la barrière de diffusion ($K=15$)

Certains auteurs, proposent une écriture de l'équation (3.6), permettant de donner une interprétation directionnelle de l'équation de diffusion, et ainsi, marquer la différence avec l'équation de diffusion isotrope. Ils prennent ∇u_i avec $i = N, S, E, O, NO, NE, SO, SE$, représentant

Chapitre 3 Outils Utilisés

le gradient des huit voisins Nord, Sud, Est, Ouest, Nord-ouest, Nord-Est, Sud-ouest, Sud-Est, directions respectivement (Figure 3.9) [63] .

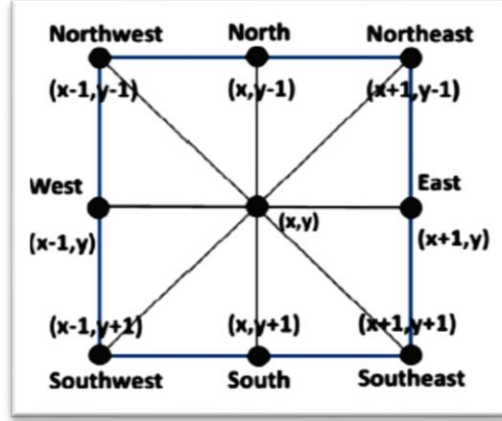


Figure 3-9: Gradients des Huit voisins

Ces gradients sont donnés par les équations (3.11.a...3.11. h) suivantes [63] :

$\nabla u_N = u(x, y - 1) - u(x, y)$	(3.11.a)
$\nabla u_S = u(x, y + 1) - u(x, y)$	(3.11.b)
$\nabla u_E = u(x + 1, y) - u(x, y)$	(3.11.c)
$\nabla u_O = u(x - 1, y) - u(x, y)$	(3.11.d)
$\nabla u_{NE} = u(x + 1, y - 1) - u(x, y)$	(3.11.e)
$\nabla u_{NO} = u(x - 1, y - 1) - u(x, y)$	(3.11.f)
$\nabla u_{SE} = u(x + 1, y + 1) - u(x, y)$	(3.11.g)
$\nabla u_{SO} = u(x - 1, y + 1) - u(x, y)$	(3.11.h)

Afin de calculer les fonctions $g(|\nabla u_i|)$ et $c(|\nabla u_i|)$ (3.13) sont calculées on utilisant les équations (3.12.a) et (3.12.b) de la façon suivante [63] :

Chapitre 3 Outils Utilisés

$g_1(\nabla u_i) = e^{-\left(\frac{ \nabla u_i }{k}\right)^2}$	(3.12.a)
$g_2(\nabla u_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{ \nabla u_i }{k}\right)^2}$	(3.12.b)

$c(\nabla u_i) = \begin{cases} \nabla u_i \left(1 - \frac{ \nabla u_i ^2}{k^2}\right) & \text{si } 0 \leq \nabla u_i < k \\ 0 & \text{si } \nabla u_i \geq k \end{cases}$	(3.13)
---	--------

Le choix du paramètre K est crucial, car c'est lui qui va permettre de définir quels seront les contours qu'on va rehausser [64] :

- ✓ Si on choisit un K trop élevé, cela produira un lissage de tous les contours, ce qui rapprochera le résultat de celui d'une diffusion isotrope ;
- ✓ Si on choisit un K trop faible, celui-ci induira un rehaussement de contraste, pour tous les contours, y compris ceux correspondant à du bruit.

Le paramètre K est donné par la relation suivante (3.14) [65]:

$k = 1,4826 \text{ MAD}(\nabla u_i)$	(3.14)
--------------------------------------	--------

Ou MAD est la dérivation (déviation) médiane absolue (3.15) [65]:

$\text{MAD} = \text{Médiane}(\nabla u_i - \text{Médiane}(\nabla u_i))$	(3.15)
--	--------

Le terme 1,4826 correspond à la déviation médiane absolue d'une distribution normale de variance unitaire

Alors, l'équation de diffusion peut s'implémenter par la formule suivante (3.16), en notant que n est le nombre d'itérations, Δt représente le pas dans le temps ; elle est dépendante du nombre de voisins, avec lesquels la diffusion a lieu. Si elle est trop grande, le filtrage ne convergera pas, et si elle est trop faible, plus d'itérations seront nécessaires, dx et dy sont les pas des axes des x et y , dd est la diagonale, et γ est un paramètre de poids . Généralement, les valeurs de ces paramètres sont prises comme suit [63] :

$$\Delta t = 0,1, dx = dy = 1, dd = \sqrt{2}, \gamma = 0,1$$

$ \begin{aligned} u^{n+1} = u^n + \Delta t & \left[\frac{1}{dy^2} (g(\nabla u_N)c(\nabla u_N)\nabla u_N \right. \\ & + g(\nabla u_S)c(\nabla u_S)\nabla u_S) \\ & + \frac{1}{dx^2} (g(\nabla u_E)c(\nabla u_E)\nabla u_E \\ & + g(\nabla u_W)c(\nabla u_W)\nabla u_W) \\ & + \frac{1}{dd^2} (g(\nabla u_{NE})c(\nabla u_{NE})\nabla u_{NE} \\ & + g(\nabla u_{SE})c(\nabla u_{SE})\nabla u_{SE}) \\ & + \frac{1}{dd^2} (g(\nabla u_{NW})c(\nabla u_{NW})\nabla u_{NW} \\ & + g(\nabla u_{SW})c(\nabla u_{SW})\nabla u_{SW}) \left. \right] \\ & + \Delta t \gamma [8 - g(\nabla u_N) - g(\nabla u_S) - g(\nabla u_E) \\ & - g(\nabla u_W) - g(\nabla u_{NE}) - g(\nabla u_{NW}) - g(\nabla u_{SE}) \\ & - g(\nabla u_{SW})](u_0 - u^n) \end{aligned} $	(3.16)
---	---------------

3.4 Seuillage automatique

Le seuillage d'une image en niveaux de gris, ou bien binarisation, signifie que, pour un seuil donné, les intensités des pixels en niveaux de gris prennent des valeurs binaires, c'est-à-dire que, les pixels inférieurs à la valeur du seuil, prendront la valeur 0, qui se traduit dans l'image par une couleur noire, et les pixels supérieurs à la valeur du seuil, prendront la valeur 255, ou bien 1, qui se traduit sur l'image par une couleur blanche. Il est nécessaire de sélectionner une valeur seuil (th), et de suivre la règle simple de l'équation (3.17) [66].

$ \begin{aligned} C1 & \leftarrow p \text{ si } 0 \leq p < th \\ C2 & \leftarrow p \text{ si } th \leq p < L - 1 \end{aligned} $	(3.17)
---	---------------

Où p est l'un des $m \times n$ pixels de l'image en niveaux de gris, C1 et C2 sont les classes dans lesquelles le pixel p peut être localisé. La règle de l'équation (3.17) correspond à un seuillage à deux niveaux, et peut être facilement étendu pour plusieurs niveaux.

Le seuillage à plusieurs niveaux est un processus, dans lequel les pixels d'une image en échelle de gris, sont divisés en ensembles ou classes, en fonction de leur niveau d'intensité (L) (3.18) [66] :

$C1 \leftarrow p \text{ si } 0 \leq p < th_1$	(3.18)
$C2 \leftarrow p \text{ si } th_1 \leq p < th_2$	
$Ci \leftarrow p \text{ si } th_i \leq p < th_{i+1}$	
$Cn \leftarrow p \text{ si } th_n \leq p < L - 1$	

Où $\{th_1 th_2 \dots th_i th_{i+1} th_n\}$ représentent des seuils différents.

Le problème pour les deux niveaux et plusieurs niveaux, est de sélectionner les valeurs th , qui identifient correctement les classes. Bien que les méthodes d'Otsu et de Kapur soient des approches bien connues, pour déterminer de telles valeurs, elles proposent toutes deux une fonction objective différente, qui doit être maximisée, afin de trouver des valeurs de seuil optimales.

3.4.1 Méthode du critère d'entropie (méthode de Kapur)

L'une des méthodes non paramétriques, utilisée pour déterminer les valeurs de seuil optimales, a été proposée par Kapur et al. [67]. Elle est basée sur l'entropie, et la distribution de probabilité de l'histogramme d'image. La méthode vise à trouver le meilleur seuil (th), qui maximise l'entropie globale. L'entropie d'une image mesure la compacité et la séparabilité entre les classes. En ce sens, lorsque la valeur th optimale sépare, de manière appropriée les classes, l'entropie a la valeur maximale. Pour l'exemple à deux niveaux, la fonction objective du problème de Kapur (3.19) peut être définie comme [66] :

$J(th) = H_1^c + H_2^c, c = \begin{cases} 1,2,3 & \text{si image RGB} \\ 1 & \text{si image en niveaux de gris} \end{cases}$	(3.19)
--	--------

Où les entropies H_1 et H_2 sont calculées par le modèle suivant (3.20) [65] :

$H_1^c = \sum_{i=1}^{th} \frac{ph_i^c}{\omega_0^c} \ln \left(\frac{ph_i^c}{\omega_0^c} \right)$	(3.20)
$H_2^c = \sum_{i=th+1}^L \frac{ph_i^c}{\omega_1^c} \ln \left(\frac{ph_i^c}{\omega_1^c} \right)$	

ph_i^c est la distribution de probabilité des niveaux d'intensité, obtenue en utilisant l'équation (3.21) [66].

Chapitre 3 Outils Utilisés

$ph_i^c = \frac{h_i^c}{NP}, \sum_{i=1}^{NP} ph_i^c = 1, c = \begin{cases} 1,2,3 & \text{si image RGB} \\ 1 & \text{si image en niveaux de gris} \end{cases}$	(3.21)
--	--------

Où 'i' est un niveau d'intensité spécifique ($0 \leq i \leq L - 1$), 'c' est la composante de l'image, selon que l'image est en échelle de gris ou RGB, alors que NP est le nombre total de pixels dans l'image. h_i^c (Histogramme) est le nombre de pixels, qui correspond au niveau d'intensité 'i', pour la composante c. L'histogramme est normalisé dans une distribution de probabilité ph_i^c . ω_0^c et ω_1^c (3.22) sont des distributions de probabilités pour C1 et C2 [66].

$\omega_0^c(th) = \sum_{i=1}^{th} ph_i^c, \omega_1^c(th) = \sum_{i=th+1}^L ph_i^c$	(3.22)
--	--------

Semblable à la méthode d'Otsu [68], l'approche fondée sur l'entropie, peut être étendue à plusieurs valeurs de seuil. Dans un tel cas, il est nécessaire de diviser l'image en k classes, en utilisant le même nombre de seuils. Dans ces conditions, la nouvelle fonction objective (3.23) est définie comme [66] :

$J(TH) = \max(\sum_{i=1}^k H_i^c), c = \begin{cases} 1,2,3 & \text{si image RGB} \\ 1 & \text{si image en niveaux de gris} \end{cases}$	(3.23)
---	--------

Où $TH = \{ th_1 th_2 ; \dots ; th_{k-1} \}$, est un vecteur qui contient les multiples seuils.

Chaque entropie est calculée séparément avec son équation respective, donc l'équation (3.24) est développée pour k entropies [66] :

$\begin{aligned} H_1^c &= \sum_{i=1}^{th_1} \frac{ph_i^c}{\omega_0^c} \ln \left(\frac{ph_i^c}{\omega_0^c} \right) \\ H_2^c &= \sum_{i=th_1+1}^{th_2} \frac{ph_i^c}{\omega_1^c} \ln \left(\frac{ph_i^c}{\omega_1^c} \right) \\ &\downarrow \qquad \qquad \qquad \downarrow \\ H_k^c &= \sum_{i=th_{k-1}+1}^L \frac{ph_i^c}{\omega_{k-1}^c} \ln \left(\frac{ph_i^c}{\omega_{k-1}^c} \right) \end{aligned}$	(3.24)
---	--------

Les valeurs de l'occurrence de probabilité $(\omega_0^c, \omega_1^c, \dots, \omega_{k-1}^c)$ des k classes sont obtenues, en utilisant l'équation (3.25) [66].

$\omega_0^c(th) = \sum_{i=1}^{th_1} ph_i^c$ $\omega_1^c(th) = \sum_{i=th_{1+1}}^{th_2} ph_i^c$ $\downarrow \qquad \downarrow$ $\omega_{k-1}^c(th) = \sum_{i=th_{k+1}}^L ph_i^c$	(3.25)
---	---------------

Enfin, il faut utiliser l'équation (3.17) pour séparer les pixels dans les classes correspondantes.

3.5 Introduction sur la théorie des graphes

Un graphe capacitif dirigé, ou un **digraphe**, $G = \{V, \mathcal{E}\}$ est défini par un ensemble fini de nœuds $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, qui correspondent habituellement à des pixels, voxels ou autres caractéristiques, et un ensemble fini d'arêtes orientées $\mathcal{E} = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$, dont les éléments sont appelés **arcs** [69].

Un arc e de l'ensemble E est défini par une paire ordonnée de sommets. Lorsque $e = (u, v)$, on dit que l'arc e va de u à v . On dit aussi que u est l'extrémité initiale, et v l'extrémité finale de e .

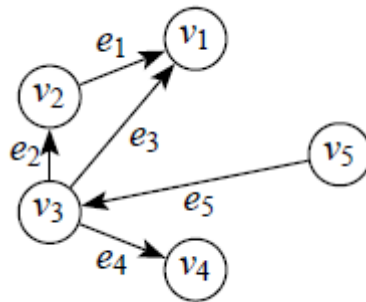


Figure 3-10: Exemple du digraphe

• Principe des graphcut

Soit I une image, où chaque point $p \in P$, correspond à un pixel de valeur I_p . On définit une segmentation binaire, comme étant une application u , affectant à chaque pixel $p \in P$, la valeur 0 (fond) ou 1 (objet), et l'on écrit $u \in \{0, 1\}$. Le problème de la segmentation peut alors être résolu efficacement, en minimisant la fonction d'énergie (3.26) suivante [70] :

$E(u) = \sum_{p \in P} E_p(u_p) + \sum_{(p,q) \in N} V_{p,q}(u_p, u_q)$	(3.26)
---	---------------

Où E_p mesure si l'affectation de l'étiquette u_p , au pixel p , compte tenu des données observées, est adéquate.

Le terme $V_{p,q}$ mesure le coût d'attribution des étiquettes u_p et u_q à des pixels adjacents p et q . Il est aussi connu par le terme de lissage, qui encourage la cohérence dans les régions de niveaux de gris similaires [71].

Algorithme Min-Cut / Max-Flow [72]

Un graphe contient normalement des nœuds spéciaux supplémentaires, qui sont appelés terminaux. Dans le cadre de la vision, les terminaux correspondent à l'ensemble des étiquettes, qui peuvent être affectées à des pixels. Nous nous concentrerons sur le cas des graphes à deux terminaux. Ensuite, les terminaux sont généralement appelés **la source** " s ", et **le puits** " t ". Dans la figure (3.11), nous montrons un simple exemple d'un graphe à deux terminaux, qui peut être utilisé pour minimiser l'énergie (3.26).

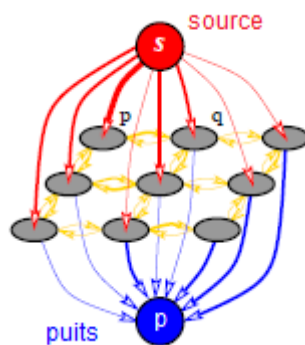


Figure 3-11: Exemple d'un graphe a deux terminaux [72]

Toutes les arêtes du graphe reçoivent un poids, ou un coût. Un coût d'une arête orientée (p, q) peut différer du coût de l'arête inverse (q, p). Normalement, il y a deux types d'arêtes dans le graphe : N-liens et T-liens.

N-links connectent des paires de pixels voisins ou voxels. Ainsi, ils représentent un système de voisinage dans l'image. Le coût des N-liens correspond à une pénalité, pour discontinuité entre les pixels. Ces coûts sont généralement dérivés du pixel terme d'interaction $V_{p,q}$ en (3.26). Les liens en T connectent les pixels, avec des terminaux (étiquettes). Le coût d'un T-lien, reliant un pixel et un terminal, correspond à une pénalité, d'attribution de l'étiquette au pixel. Ce coût est normalement dérivé du terme de données E_p dans l'énergie (3.26).

Une coupe s / t ou C , sur un graphe à deux bornes, est un partitionnement des nœuds du graphe, en deux des sous-ensembles disjoints S et T , tels que la source s est dans S , et le puits t est dans T . La figure 3.12 montre un exemple de coupe.

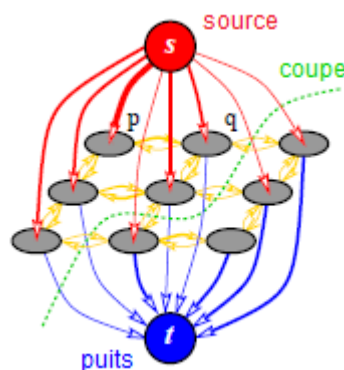


Figure 3-12: Exemple d'une coupe s/t [72]

L'algorithme min-cut / max-flow, présenté ici, appartient au groupe d'algorithmes, basés sur l'augmentation des chemins, et construit des arbres de recherche, pour détecter l'augmentation des chemins. En fait, il construit deux arbres de recherche, l'un à partir de la source, et l'autre à partir du puits, comme le montre la figure (3.13).

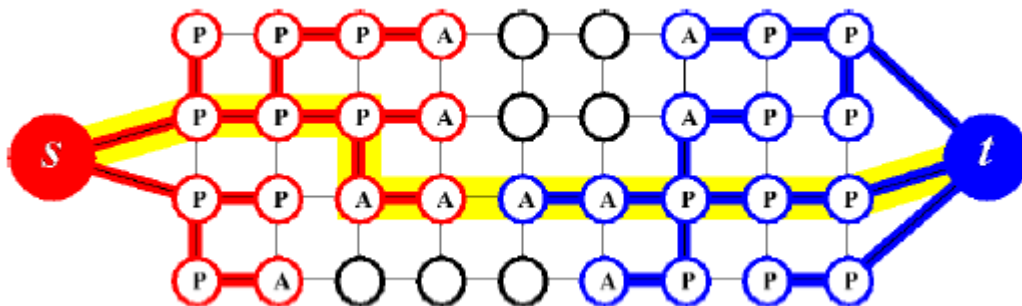


Figure 3-13: Exemple d'un arbre de recherche S (sommet rouge) et T (sommet bleu).

A la fin de stade d'augmentation, un chemin est trouvé, de la source au puits ; les sommets actifs et passifs vont recevoir une étiquette A et P , respectivement. Des sommets non étiquetés

L'algorithme répète de manière itérative les trois étapes suivantes :

- Stade de **croissance** : recherchez les arbres S et T et les faire pousser, jusqu'à ce qu'ils se touchent, en donnant un chemin $s \rightarrow t$;
- Etape **augmentation**: le chemin trouvé est augmenté, les arbres de recherche(s) se divisent en forêt (s) ;
- Etape **adoption**: les arbres S et T sont restaurés.

Au stade de la croissance, les arbres de recherche se développent. Les nœuds actifs explorent les nœuds adjacents non saturés et acquièrent de nouveaux enfants, à partir d'un ensemble de nœuds libres. Les nœuds nouvellement acquis, deviennent membres actifs des arbres de recherche correspondants. Dès que, tous les voisins d'un actif, sont explorés, le nœud actif devient passif. La phase de croissance se termine, si un nœud actif rencontre un nœud voisin, qui appartient à l'arbre opposé. Dans ce cas, nous détectons un chemin de la source au puits.

Le principe de la phase d'augmentation est d'augmenter le chemin trouvé dans la phase de croissance. Depuis que l'appellation "flot maximum" est la quantité maximale "d'eau" qui peut être envoyée de la source, en considérant les arêtes comme des conduits dirigés, de valeur égale aux valeurs de leur poids, où nous voulons pousser le plus grand débit possible, certaines arêtes du chemin deviennent saturées. Ainsi, certains des nœuds des arbres S et T peuvent devenir "orphelins", c'est-à-dire, que les arêtes les reliant à leurs parents ne sont plus valides (elles sont saturées). En fait, la phase d'augmentation peut diviser les arbres de recherches, S et T en forêts. La source s et le puits t sont encore deux des racines des arbres alors que les orphelins forment les racines de tous les autres arbres.

Le but de l'étape d'adoption est de restaurer la structure mono-arbre, des ensembles S et T, avec racines dans la source et le puits. A ce stade, nous essayons de trouver un nouveau parent valide pour chaque orphelin. Un nouveau parent doit appartenir au même ensemble, S ou T, que l'orphelin. Un parent doit également être connecté, via une arête non saturée. S'il n'y a pas de parent éligible, nous supprimons l'orphelin, à partir de S ou T, et il devient un nœud libre. Nous déclarons également tous ses anciens enfants comme orphelins.

L'étape se termine, lorsqu'il ne reste plus d'orphelin et, par conséquent, les arborescences de recherche de S et T sont restaurées. Etant donné que certains nœuds orphelins, en S et T, peuvent devenir libres, la phase d'adoption entraîne la contraction de ces ensembles. Une fois la phase d'adoption terminée, l'algorithme revient à la phase de croissance. L'algorithme se termine, lorsque les arbres de recherche S et T ne peuvent pas croître (pas de nœuds actifs), et que les arbres sont séparés par des arêtes saturées. Cela implique qu'un débit maximal est atteint. Le correspondant à la coupe minimale peut être déterminé par $S = S$ et $T = T$ [72].

3.6 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la théorie de chaque outil mathématique, que nous avons utilisé dans notre méthode. Nous avons utilisé les différents opérateurs de morphologie mathématique, ainsi que la correction gamma, sans oublier le filtre de diffusion anisotrope, pour la partie des prétraitements, et le seuillage de Kapur, ainsi que l'algorithme de graphcut, pour la partie segmentation. Dans le chapitre qui suit, nous présenterons l'algorithme général de la méthode proposée, basé sur ces outils, les résultats obtenus, ainsi que leur interprétation.

Chapitre 4 : Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Après avoir développé les notions nécessaires à la compréhension de notre technique de segmentation dans le chapitre précédent, nous procédons dans ce chapitre, à une application de ces techniques sur notre base de données. Nous présentons l'organigramme du système proposé, ainsi que les résultats obtenus, dans chaque étape des approches utilisées.

4.1 Organigramme général du système proposé

Nous allons développer maintenant les différentes étapes suivies, lors de la mise en œuvre de notre système d'analyse d'images IRM cérébrales.

La figure 4.1 montre le synoptique de la méthode que nous avons développée. Après la lecture des images IRM, de patients atteints par une tumeur cérébrale. Nous commençons par les prétraiter, puis nous appliquons une segmentation aux images prétraitées, pour finir par une étape de caractérisation.

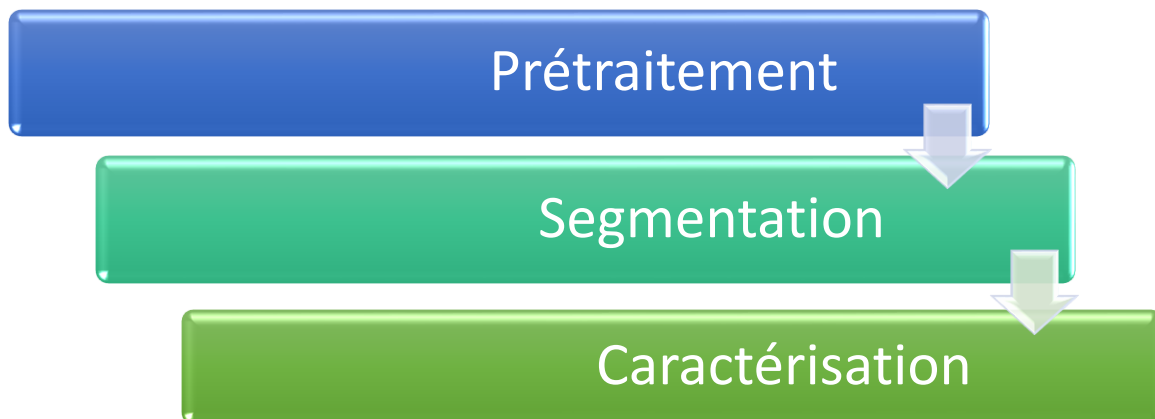


Figure 4-1: Organigramme général de la méthode proposée.

4.2 Développement du système proposé

Dans ce qui suit, nous allons présenter les étapes suivies, tout au long de notre travail. La construction de notre système peut être organisée de la façon suivante :

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

- **Prétraitement**
 - Lecture de l'image
 - Extraction du cerveau
 - Amélioration du contraste
 - Filtrage
- **Segmentation**
 - Seuillage par la méthode de Kapur
 - Extraction de la tumeur
- **Caractérisation**
 - Superposition de la tumeur avec l'image originale
 - Calcul de la surface de la région cystoïde
 - Reconstruction 3D

4.3 Prétraitement

Un prétraitement (Figure 4.2) est nécessaire, pour l'extraction précise de la tumeur dans le cerveau. La première étape est l'extraction du cerveau, car le scalp peut interférer dans la précision de nos résultats. La seconde étape consiste à atténuer le bruit par filtrage anisotropique, tout en préservant, autant que possible, les structures de l'image originale. Elle sera suivie par une étape d'amélioration de l'image, en utilisant la correction gamma, afin de faciliter la phase de segmentation d'image.

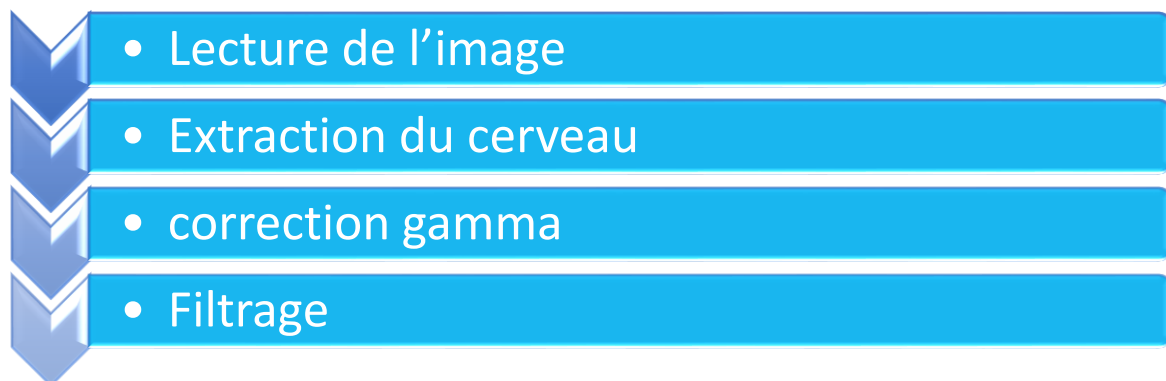


Figure 4-2: Schéma synoptique de prétraitement

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.1.1 Lecture de l'image

Les images sur lesquelles nous avons travaillé, sont issues de 3 patients (43 coupes), atteints de tumeurs cérébrales, pondérées en T1, provenant du centre d'imagerie médicale de Blida du Dr Ismail Missoum.

Pour expliquer les étapes de notre travail, nous n'avons, utilisé que le volume du premier patient (19 coupes), de vue axiale, de format DICOM, et de taille (316x312x3), que nous avons converties en 19 coupes 2D (C1₁..... C19₁), contenant la tumeur, de formats PNG, pour obtenir des images de tailles (316x312) (Figure4.3).

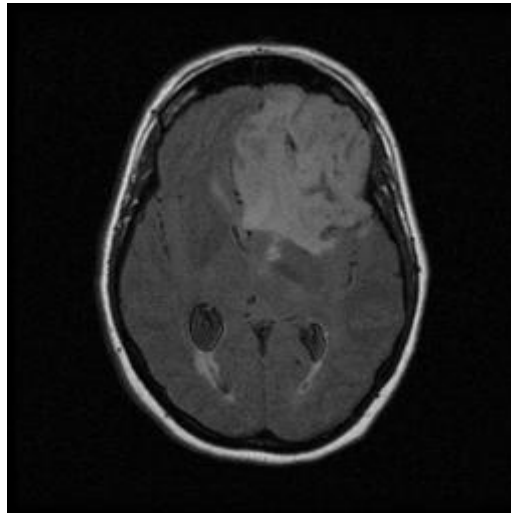


Figure 4-3: Image originale axiale en niveaux de gris CP1.

- **Interprétation**

L'image originale acquise est une image couleur dans l'espace RVB, nous l'avons converti en niveau de gris, en considérant le canal vert, car généralement, c'est le canal le plus contrasté et le moins bruité des trois canaux, pour faciliter les calculs et travailler ainsi sur des intensités comprises entre [0,255].

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.1.2 Extraction du cerveau

Après la lecture de l'image IRM du cerveau, nous allons procéder à l'extraction de l'encéphale de la boîte crânienne ; le scalp qui entoure le cerveau ne nous apporte aucune information concernant la tumeur, comme le montre la figure (4.4), et donc il est considéré comme étant un bruit dans l'image.

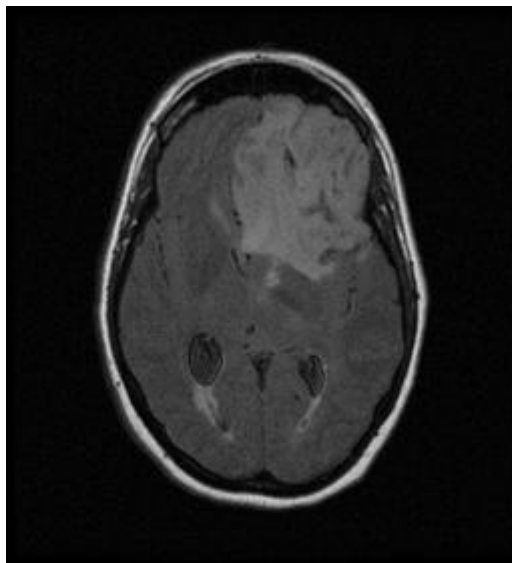


Figure 4-4: Image originale axiale avec scalp

Pour procéder à l'extraction de l'encéphale, nous proposons les étapes, représentées par le synoptique (Figure 4.5), qui détaillent les outils que nous avons utilisés.



Figure 4-5: Schéma synoptique de l'isolation du cerveau

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Pour débiter, nous avons appliqué, à l'image originale, qui est une coupe cérébrale axiale (**Figure 4.6(a)**), un seuillage, avec un seuil de 53, pour distinguer entre l'objet et le fond de l'image. Avec un seuil plus petit, on peut ne pas avoir une différenciation, et plus grand, on peut causer la disparition de certaines zones du cerveau. En effet, les niveaux de gris des pixels qui sont supérieurs au seuil, représentent l'objet, et vont être conservés, et ceux inférieurs au seuil, représentent le fond, ce qui nous donne une image binaire (**Figure 4.6 (b)**).

Une fois qu'il y a eu séparation du cerveau de la peau, nous avons procédé à une opération d'étiquetage, qui consiste à affecter une étiquette à chaque région obtenue (**Figure 4.6 (c)**).

Après avoir calculé la surface de la plus grande étiquette, qui sera attribuée au cerveau, nous avons obtenu le masque binaire du cerveau isolé (**Figure 4.6 (d)**). On remarque que le cerveau comprend des trous, ce qui représente une perte d'information. Pour y remédier, nous avons appliqué une opération de remplissage des trous, par fermeture morphologique (**Figure 4.6(e)**). Pour assurer que tous les pixels du cerveau ont été sélectionnés, on précède à une opération de dilatation avec un élément de rayon 2 (**Figure 4.6(f)**).

Nous avons enfin appliqué le masque obtenu sur l'image originale, pour obtenir le cerveau isolé de sa boîte crânienne (**Figure 4.6 (g)**). Nous observons dans la figure (4.6), les résultats obtenus dans chaque phase, de l'isolation du cerveau.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

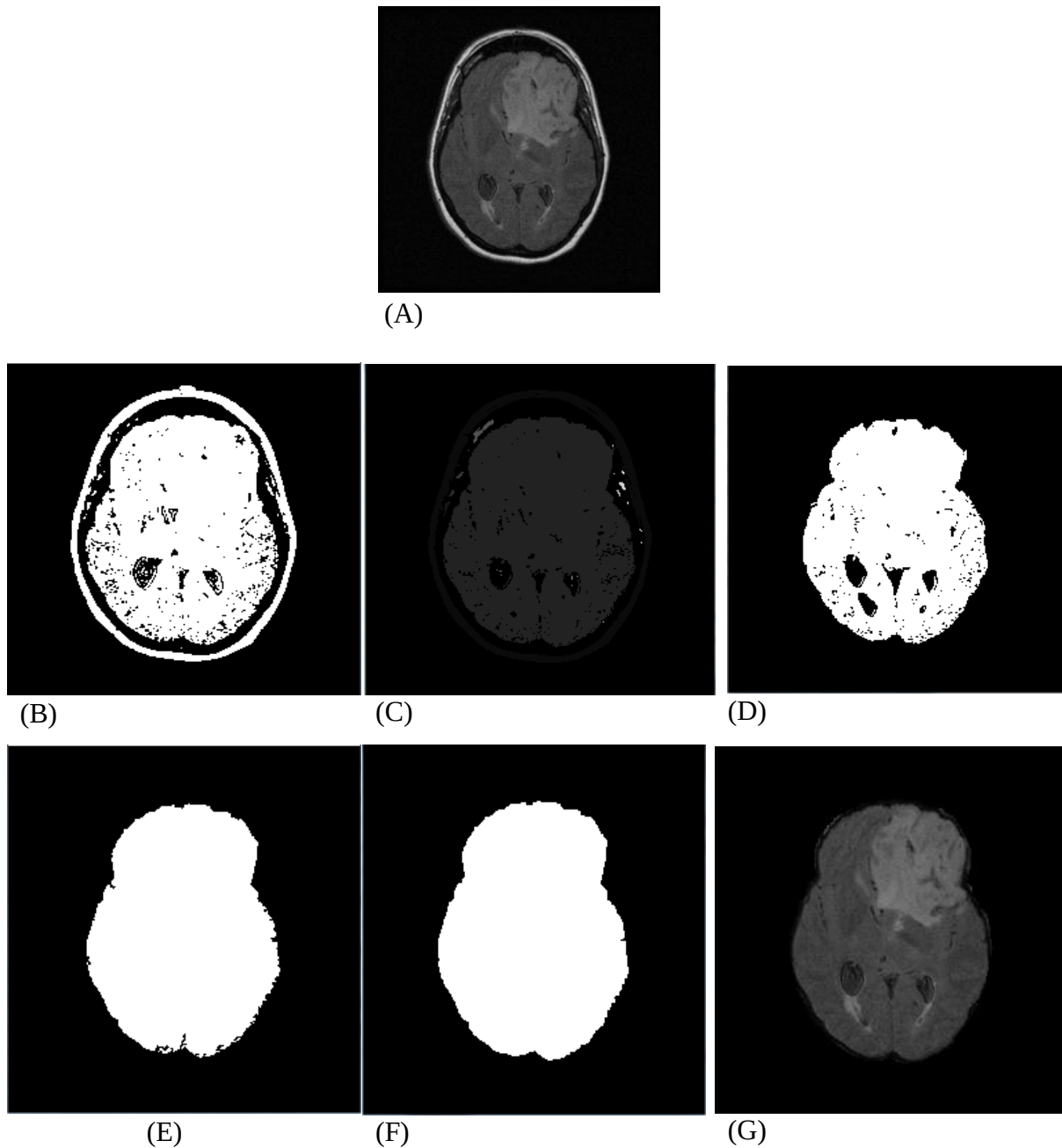


Figure 4-6: Résultats de l'isolation du cerveau correspondant à C11.
(a) Image originale, (b) Seuillage, (c) Etiquetage, (d) Masque binaire du cerveau isolé
(e) Remplissage des trous, (f) Dilatation du masque, (g) Cerveau isolé.

La figure 4.7 représente la phase l'extraction du cerveau, appliqué sur le reste des coupes du patient.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

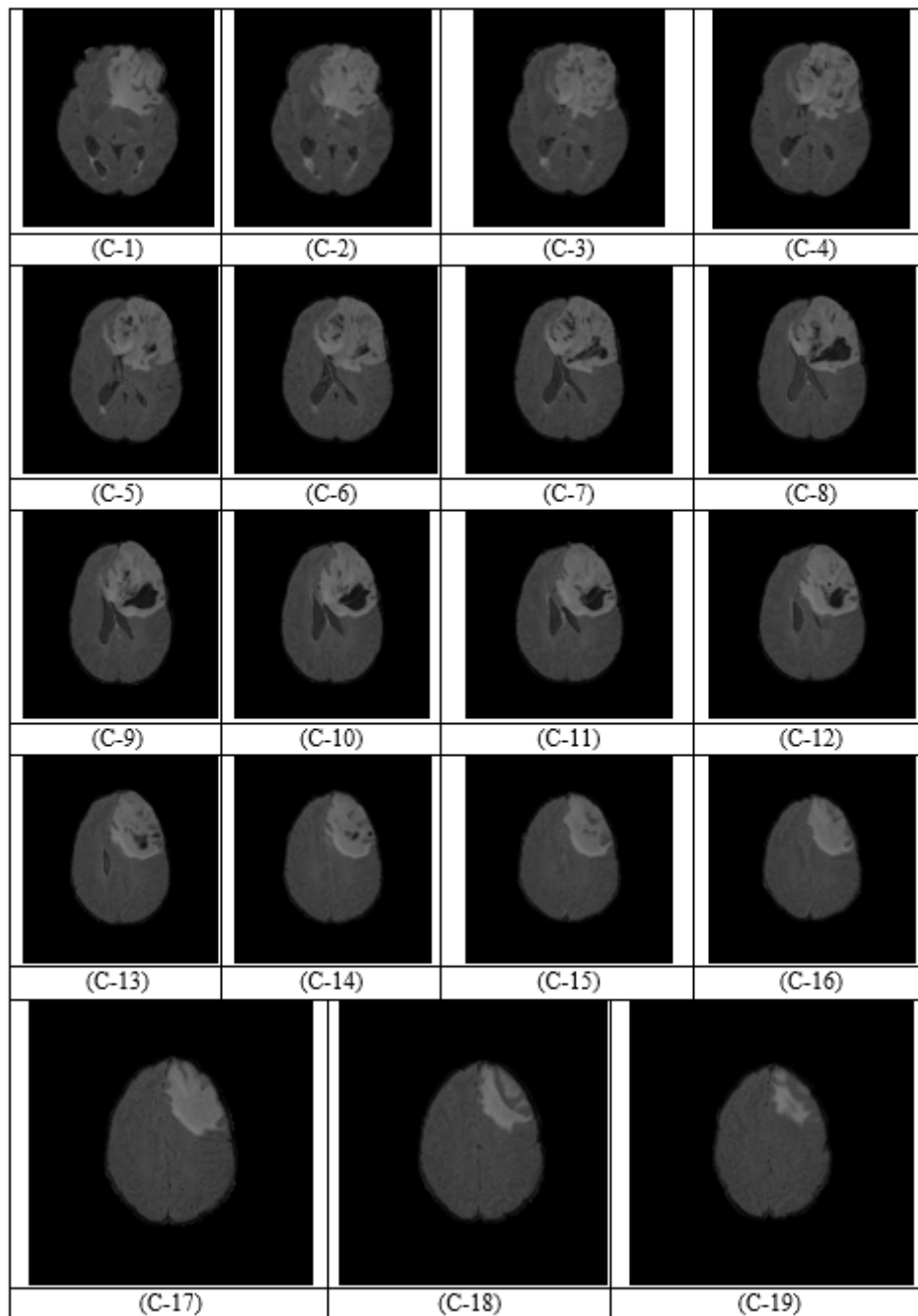


Figure 4-7: Résultats des étapes de l'extraction du cerveau sur les 19 coupes du patient1.

4.3.3 Correction Gamma

Nous avons décidé d'appliquer une correction gamma à l'image filtrée. L'objectif de cette étape est d'accentuer la différence de luminosité, entre la tumeur et les tissus sains du cerveau,

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

en augmentant la valeur de gamma de l'image, à une valeur égale à 1.9. Il en résulte une image plus sombre, produisant ainsi un rehaussement du contraste, comme le montre la figure (4.8).

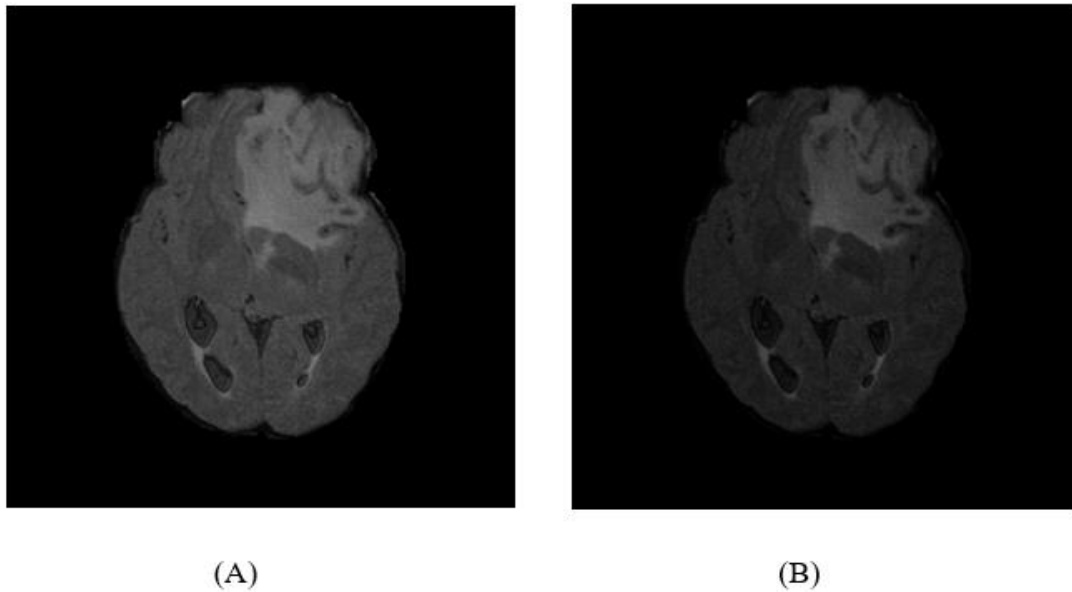


Figure 4-8: Amélioration du contraste. (A) Image avant la correction, (B) image après correction

- **Interprétation**

Avant le filtrage, nous avons appliqué une amélioration, à l'image isolée, par un rehaussement de la valeur gamma. Nous avons remarqué qu'avec la valeur $\gamma = 1.9$, le contraste a été bien amélioré, puisque la zone tumorale est bien contrastée, par rapport au reste du cerveau, ce qui va faciliter l'extraction de la tumeur, dans les étapes à venir.

La figure (4.9) représente le résultat du rehaussement de contraste sur les coupes du patient.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

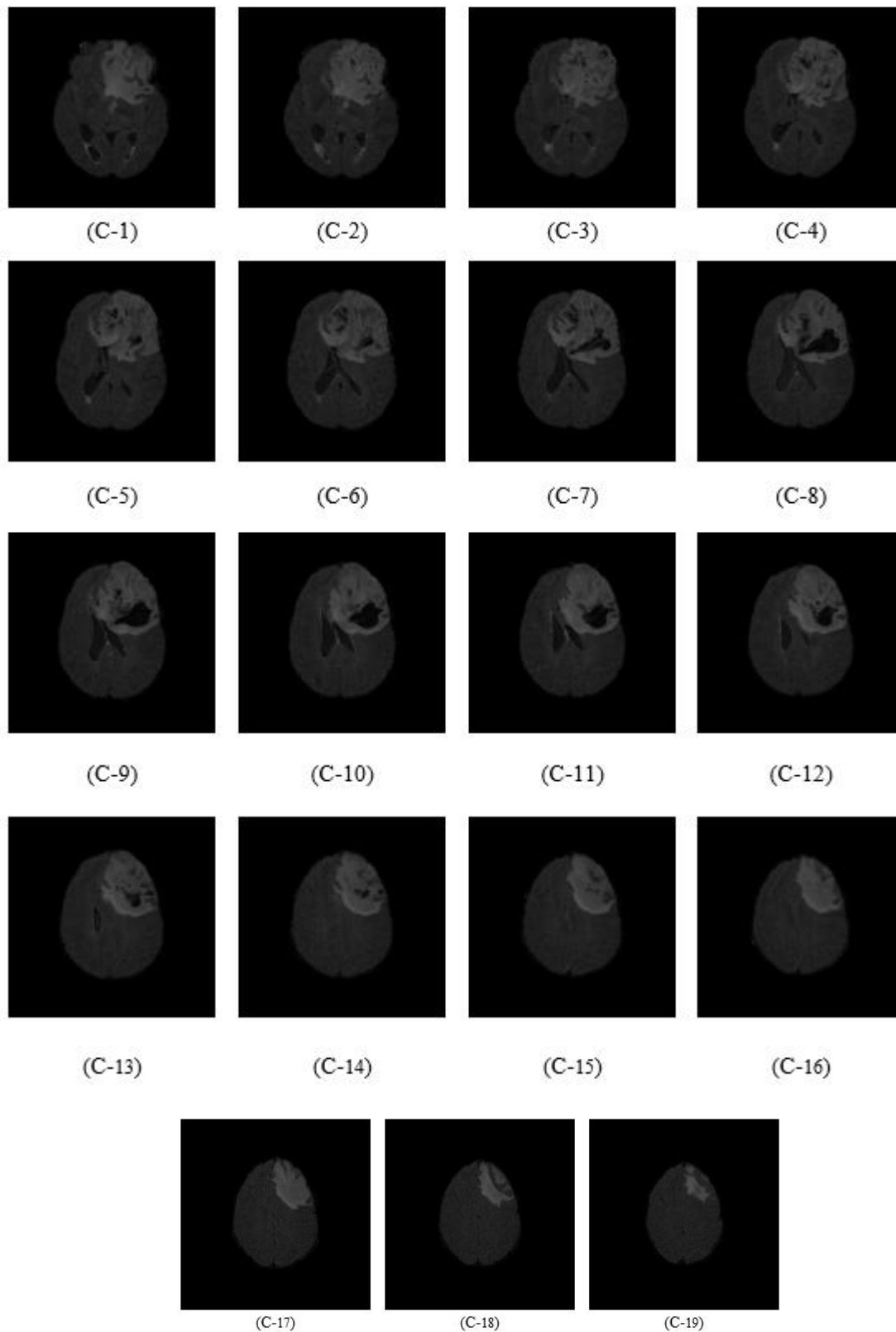


Figure 4-9: Résultats de l'étape de la correction gamma sur les 19 coupes du patient.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.3.4 Filtrage par diffusion anisotrope

Les images IRM sont généralement affectées par différents types de bruit, ce qui peut affecter la qualité de l'image obtenue, et surtout influencer sur les résultats de la segmentation.

Pour cette dernière étape de prétraitement, nous avons utilisé un filtre de diffusion anisotrope, étant donné qu'il présente l'avantage, de réduire le bruit au niveau des régions homogènes à segmenter, tout en préservant les contours.

Le filtre de diffusion utilisé est basé sur le modèle modifié de Perona et Malik, qui calcule le gradient des 8 voisins connexes, au lieu de prendre les 4 voisins, pour une meilleure précision. La fonction de diffusion utilisée pour ce filtre est montrée dans l'équation (4.1), et nous avons choisi comme paramètres du filtre, un seuil de diffusion $K=15$, et comme valeur maximale du paramètre de discrétisation $\Delta t = 1/7$ [62].

$g(\nabla u^i) = e^{-\left(\frac{ \nabla u^i }{k}\right)^2}$	(4.1)
--	-------

Où i représente les directions du gradient.

La figure (4.10) représente le résultat d'un filtrage par diffusion anisotrope, après dix itérations.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

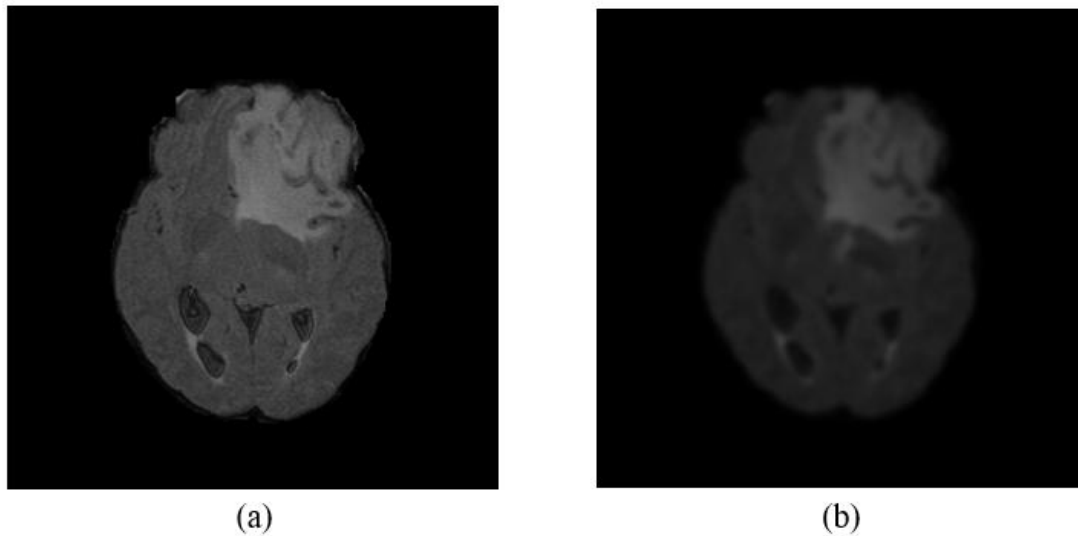


Figure 4-10: Image filtrée par filtre anisotrope.

- **Interprétation**

Le filtrage a donné des résultats qui ne sont pas perceptibles à l'œil humain, mais qui sont rentables pour la segmentation. Pour voir l'effet de ce filtrage sur l'image, la figure 4.11 montre une partie de l'image avant l'application du filtre de diffusion, et la figure 4.12 montre une partie la même partie, après application de ce filtre. La différence est donc perceptible à l'échelle pixels.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

256x256 uint8

	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109
61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
63	0	0	0	0	0	0	0	0	15	11
64	0	0	0	0	0	0	0	11	14	10
65	0	0	0	0	0	0	10	11	13	10
66	0	0	0	0	0	16	10	15	22	21
67	0	0	0	15	12	14	18	24	37	45
68	0	0	16	12	11	20	31	37	48	58
69	0	13	14	17	27	36	42	48	53	60
70	20	15	14	23	40	48	50	55	62	66
71	14	15	17	26	42	56	62	62	67	71
72	12	13	25	39	48	60	65	62	68	73
73	17	22	20	51	57	67	67	64	72	72

Figure 4-11: Portion de l'image avant application du filtre de diffusion

	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113
53	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
54	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
57	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
59	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
62	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
63	0	0	0	0	1	1	1	2	2	3
64	0	0	1	1	1	2	3	4	4	5

Figure 4-12: Même portion après application du filtre de diffusion

La figure (4.13) représente le résultat du filtrage sur les 19 coupes utilisées.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

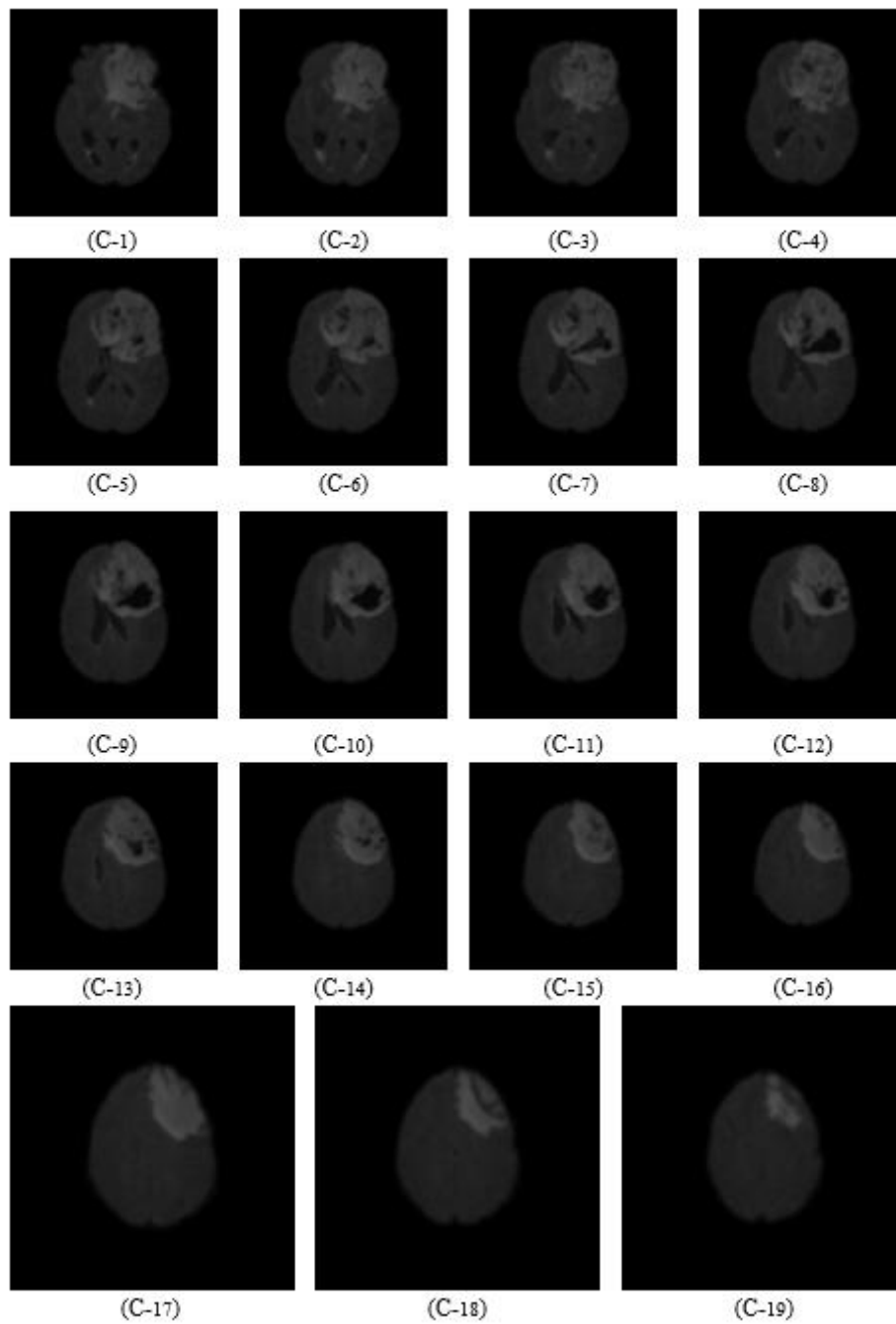


Figure 4-13: Résultats du filtrage sur les des coupes (C1-C19).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.4 Segmentation

A partir du résultat des étapes précédentes, nous allons procéder à la phase de segmentation, basée sur le seuillage de Kapur et sur la méthode des graphcut, pour l'extraction de la région tumorale.

Nous avons appliqué le synoptique de la figure 4.14, qui montre les étapes que nous avons suivies lors de la segmentation.



Figure 4-14: Schéma synoptique de la segmentation

4.4.1 Seuillage de Kapur

Nous avons appliqué la technique du seuillage de Kapur, sur l'image cérébrale axiale, pour permettre une différenciation, entre l'objet et le fond de l'image, ce qui nous a permis d'obtenir le seuil de binarisation le plus optimal pour l'image, en calculant, à partir de l'histogramme, la variance intra, et inter classes, des régions présentes dans l'image. Les niveaux de gris des pixels, supérieurs au seuil obtenu, représentent l'objet, et ceux inférieurs au seuil, représentent le fond, ce qui nous donne une image binaire (Figure 4.13).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

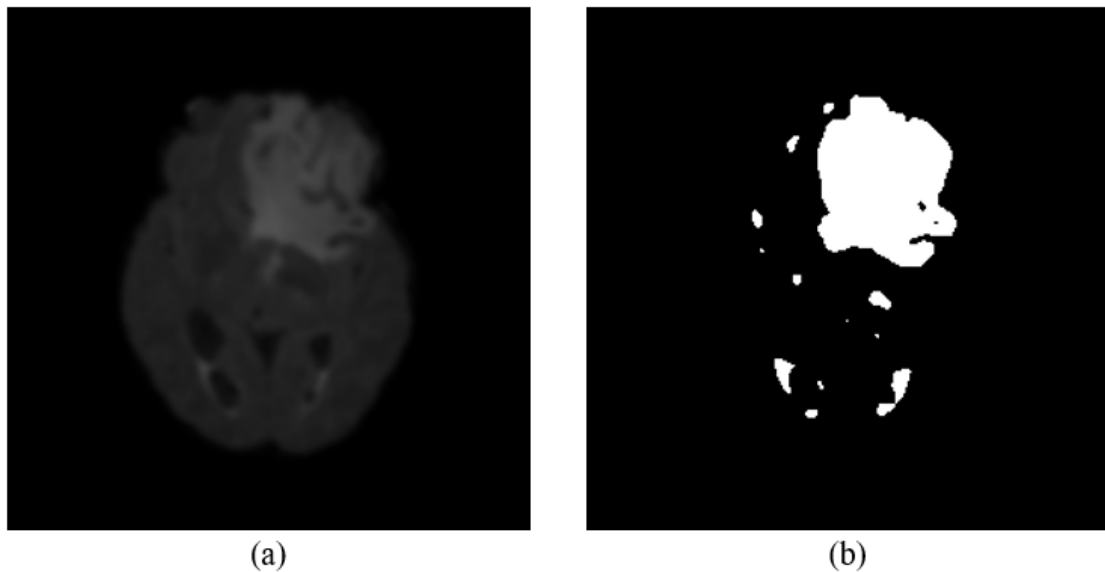


Figure 4-15: Résultat du seuillage de Kapur

Nous avons comparé cette technique avec celle d'Otsu (Figure 4.16), et comme nous pouvons voir (Figure 4.15(a)), le seuillage de Kapur, a bel et bien détecter la tumeur, en revanche la méthode d'Otsu a détecté tout le cerveau (Figure 4.16(b)).

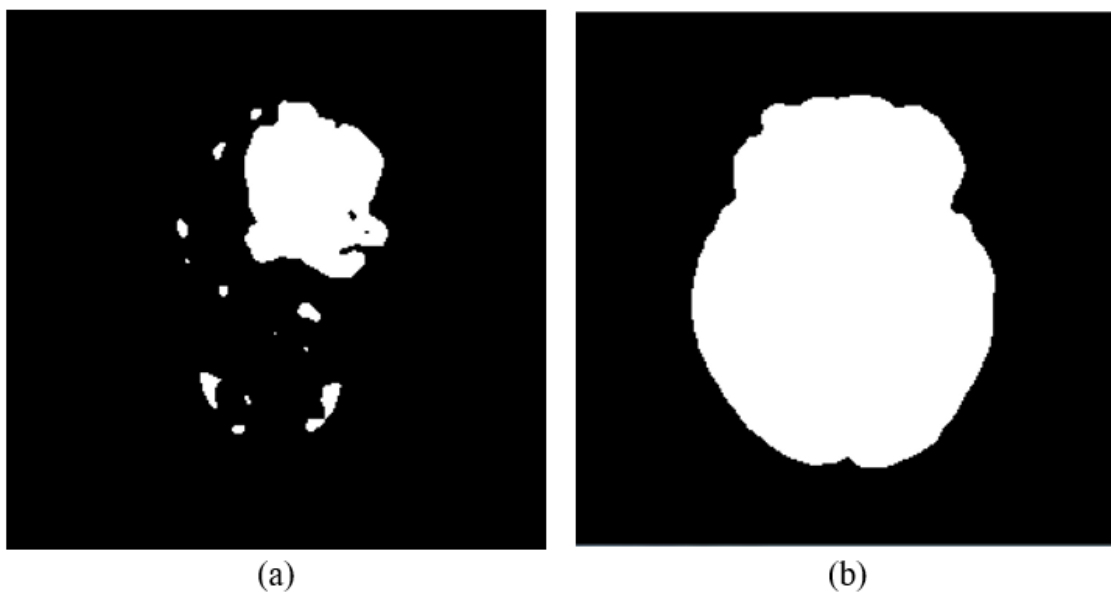


Figure 4-16: Résultats de la comparaison entre les méthodes de

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

- **Interprétation**

On remarque dans la figure (4.16), qu'en plus de la tumeur, il y a présence d'autres régions parasites. On peut y remédier, soit par une opération d'étiquetage, comme nous l'avons fait dans l'étape d'extraction du cerveau, soit en utilisant l'opération d'ouverture, avec un élément structurant de rayon élevé, par exemple 100, pour qu'à la fin, il ne reste que la tumeur, comme le montre la figure (4.17 (a)).

L'inconvénient est que si la région tumorale est bien plus petite que l'élément structurant, celle-ci risque d'être supprimée.

On remarque que le masque de la tumeur contient des trous, pour cela, on a procédé à une opération de fermeture morphologique (4.17 (b)).



Figure 4-17: Extraction de la tumeur.

La Figure 4.18 représente les résultats du seuillage sur les 19 coupes du patient.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

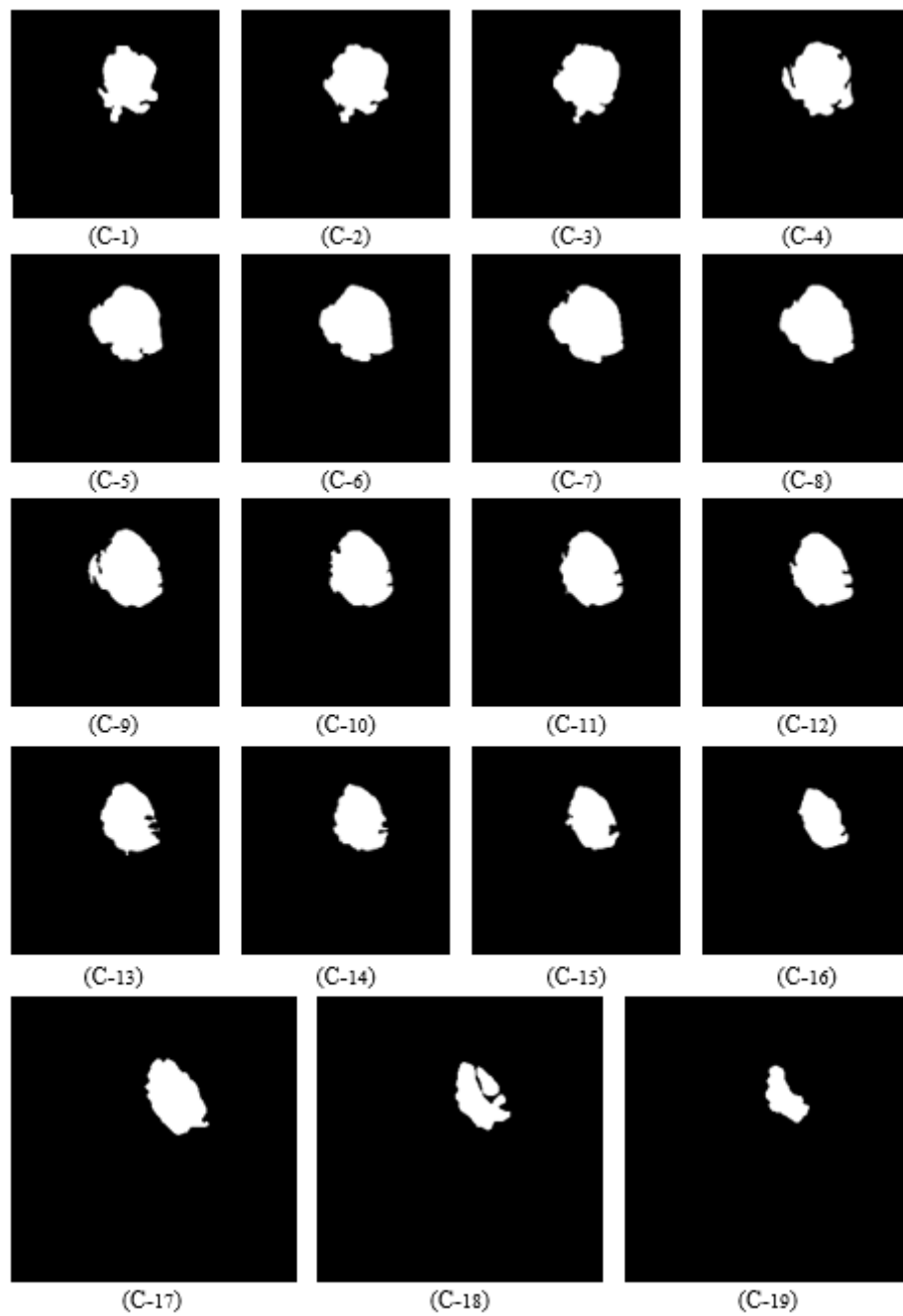


Figure 4-18: Résultats du seuillage sur les 19 coupes (C1-C19) du patient.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.4.2 Graphcut

Pour segmenter la tumeur, nous avons appliqué la technique des Graphcut, dont l'algorithme a été présenté dans le troisième chapitre. L'étape précédente nous a permis de déterminer l'objet (en blanc), et le fond (en noir), qui serviront de germes à l'étape de segmentation. Cette initialisation des points germes de la tumeur (avant-plan), et du fond (arrière-plan), se fait automatiquement. Ensuite le processus de minimisation d'énergie commence, afin de séparer les deux plans (objet et fond) (Figure 4.19).

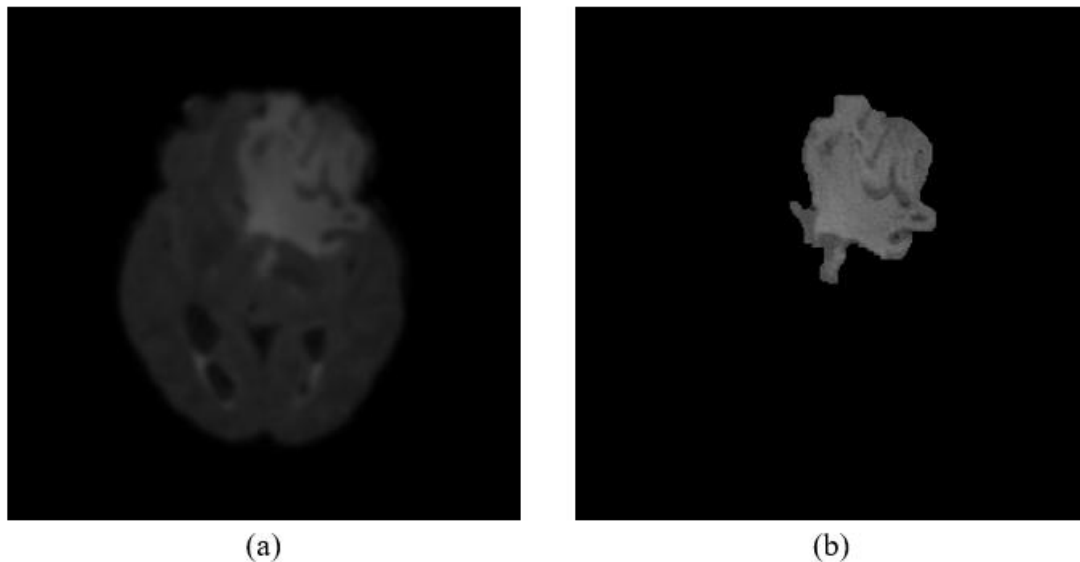


Figure 4-19: Résultat de la segmentation par Graphcut.

(a) Image originale, (b) Image segmentée

- **Interprétation**

L'algorithme de segmentation Graphcut a réussi à partitionner l'image en objets, tumeur et fond, en un temps d'exécution très réduit (20 secondes pour 19 images). L'inconvénient de cette méthode, est qu'elle produit parfois des sur-segmentations, ce qui engendre des faux positifs, comme le montre la figure (4.20).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

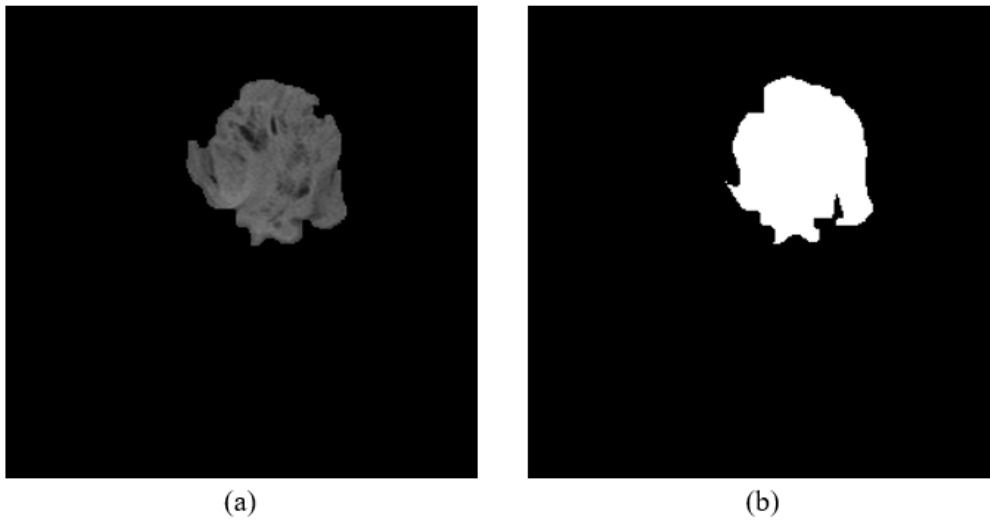


Figure 4-20: Sur-segmentation de la tumeur.

(a) Image segmentée par graphcut, (b) Vérité terrain

La figure 4.21 représente les résultats finaux de la segmentation par graphcut.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

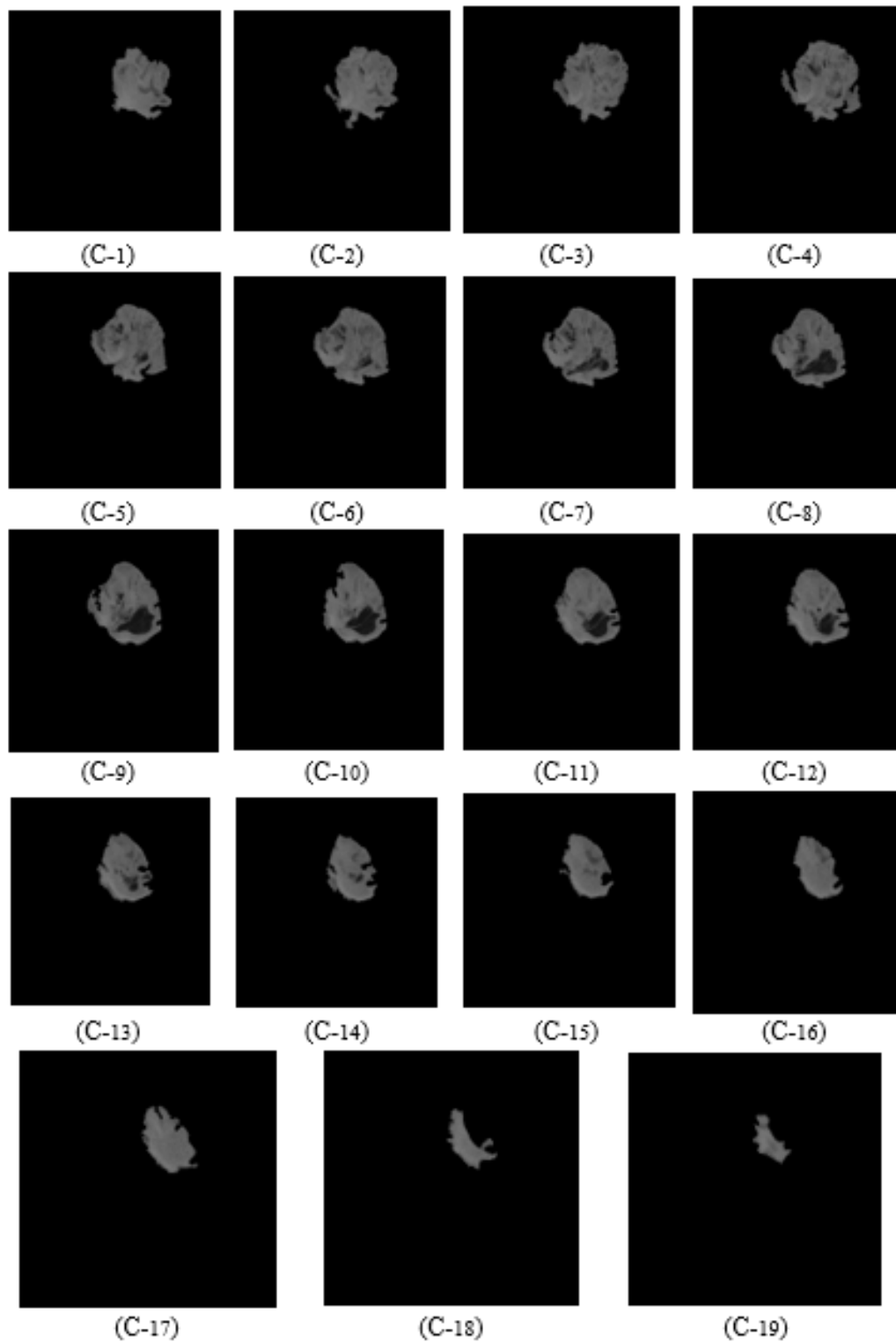


Figure 4-21: Résultats de la segmentation sur les 19 coupes (C1-C19).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.5 Caractérisation

Pour améliorer notre système de diagnostic, et permettre au chirurgien de savoir avec précision les propriétés de la masse tumorale, nous effectuons une phase de caractérisation. Nous avons utilisé les résultats de la segmentation, afin de procéder à une caractérisation de la tumeur.



Figure 4-22: Schéma synoptique de la caractérisation

Pour le calcul de la surface tumorale, nous avons conçu un programme, qui compte le nombre de pixels à valeur 255 (en d'autres termes blancs) de la tumeur, sur l'image binarisée du résultat de la segmentation. Ces pixels définissent la surface à l'échelle pixel, que nous avons converti en mm^2 , en utilisant la résolution.

Puis, nous avons superposé l'image segmentée, sur l'image originale, pour définir les limites de la tumeur, ainsi que sa localisation en 2D, au niveau du cerveau, pour bien distinguer la tumeur par rapport au cerveau. Nous avons donné à la tumeur la teinte rouge, pour la rendre plus visible à l'œil du chirurgien.

4.6 Calcul de la surface tumorale

Le tableau 5.1 présente les résultats obtenus pour le calcul de surface de la tumeur sur les 19 coupes, donnée en pixels, et convertis ensuite en mm^2 .

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Tableau Erreur ! Il n'y a pas de texte répondant à ce style dans ce document.-1 : Résultats du calcul de la surface de la tumeur sur les 19 coupes

Coupes tumorales	Surface en pixel	Surface en mm ²
<i>Coupe 1</i>	3579	946.94
<i>Coupe 2</i>	4404	1165.22
<i>Coupe 3</i>	4950	1309.69
<i>Coupe 4</i>	5061	1339.06
<i>Coupe 5</i>	5309	1404.67
<i>Coupe 6</i>	5883	1556.54
<i>Coupe 7</i>	5922	1566.86
<i>Coupe 8</i>	6115	1617.93
<i>Coupe 9</i>	6020	1592.79
<i>Coupe 10</i>	5784	1530.35
<i>Coupe 11</i>	5379	1423.19
<i>Coupe 12</i>	5212	1379.01
<i>Coupe 13</i>	4379	1158.61
<i>Coupe 14</i>	4195	1109.93
<i>Coupe 15</i>	3852	1019.18
<i>Coupe 16</i>	3201	846.93
<i>Coupe 17</i>	2902	767.82
<i>Coupe 18</i>	2483	656.96
<i>Coupe 19</i>	2062	545.57

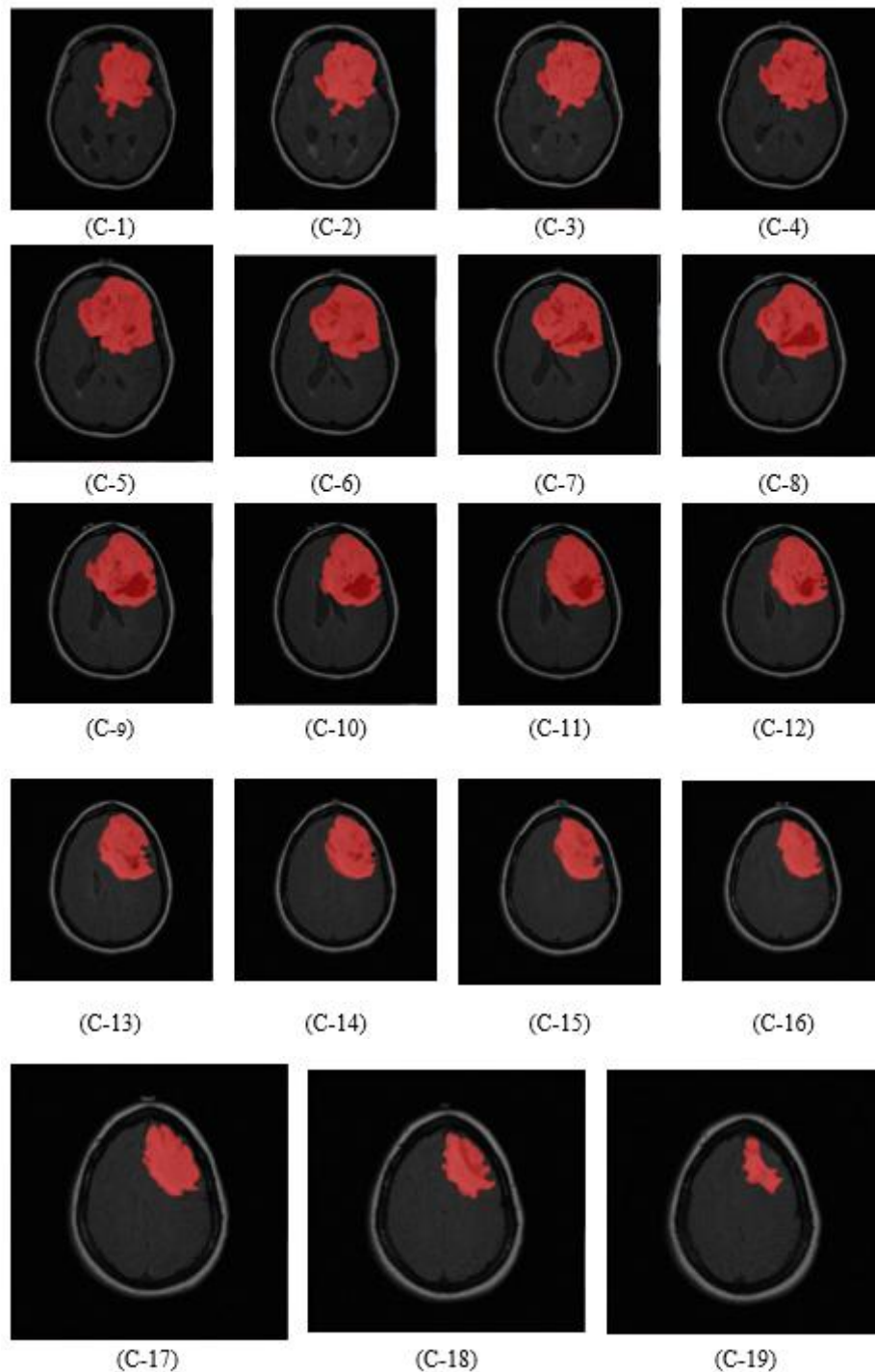
- **Interprétation**

Nous pouvons voir la progression de la taille de la tumeur d'une coupe à une autre, en calculant la surface de la tumeur, présente dans chacune des 19 coupes segmentées, ce qui permet au final d'avoir une approximation de sa taille globale.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.7 Localisation en 2D

Pour mieux localiser la tumeur dans le cerveau, nous l'avons superposé à l'image originale, comme le montre la figure (4.23).



Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Figure 4-23: Résultats de la localisation de la tumeur en 2D sur les coupes (C1-C19).

- **Interprétation**

La superposition des résultats de la segmentation avec les images originales, nous a permis de déterminer, au niveau de chaque coupe, l'évolution de la tumeur (Rouge), ainsi que son emplacement dans le cerveau, permettant ainsi à l'expert médical de déterminer sa localisation exacte.

4.8 Évaluation de la méthode proposée

Afin d'évaluer la performance de notre modèle proposé, nous avons fait appel à la matrice de confusion. Autrement dit, nous avons comparé nos résultats avec ceux, réalisés manuellement par le chirurgien. Pour cela, nous avons calculé plusieurs métriques :

✚ La précision : c'est le pourcentage des échantillons correctement segmentés, calculée par l'équation 4.2.

$\text{Précision} = \frac{v_p + v_n}{v_p + v_n + f_p + f_n} * 100$	(4.2)
--	-------

Où :

- Vrais Positifs (Vp) : représente le nombre de pixels segmentés, comme pathologiques, par l'algorithme, et le chirurgien.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

- Vrais Négatifs (Vn) : le nombre de pixels non-pathologiques, détectés par l'algorithme, et par le chirurgien comme non-pathologiques.
- Faux Positifs (Fp) : le nombre de pixels non-pathologiques, détectés comme pathologiques par l'algorithme.
- Faux Négatifs (Fn) : le nombre de pixels pathologiques, non détectés par l'algorithme, mais considérés comme pathologiques par le chirurgien.

✚ La sensibilité est la probabilité à donner un résultat positif, si le sujet est atteint de la maladie considérée (équation 4.3).

Sensibilité $= \frac{v_p}{v_p + f_n} * 100$	(4.3)
--	--------------

✚ La spécificité est la probabilité à donner un résultat négatif, si le sujet n'est pas atteint de la maladie. Elle est définie par (équation 4.4).

Spécificité $= \frac{v_n}{v_n + f_n} * 100$	(4.4)
--	--------------

✚ Les coefficients de Dice et de Jaccard mesurent la similitude, entre la région segmentée avec notre algorithme, avec celle du médecin. Ils sont donnés par les équations 4.5 et 4.6 respectivement.

Dice $= \left(\frac{2*v_n}{(f_p + v_p) + (v_p + f_n)} \right) * 100$	(4.5)
Jaccard $= \left(\frac{v_p}{(f_p + v_p + f_n)} \right) * 100$	(4.6)

Nous avons procédé à une évaluation quantitative sur les coupes des trois patients (43coupes).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

Le tableau 4.2 représentent les performances (moyennes) de notre méthode, en comparant les segmentations obtenues, avec celles faites par le chirurgien.

Tableau4-2 : Résultats des performances de la segmentation de la tumeur

Paramètre	Performance
Précision	98,91
Sensibilité	99,07
Spécificité	95,52
Indice de Dice	92,86
Indice de Jaccard	86,67

- **Interprétation**

Grace à la méthode proposée, toutes les segmentations ont été réalisées automatiquement. Comme le montre la table (4.1), les régions tumorales ont été correctement localisées dans les coupes. Les échecs de segmentation de certains pixels, sont dus au contraste de l'image ; néanmoins, les tumeurs ont été précisément segmentées, avec un indice de Dice de 92%.

4.9 Equipement et langages utilisés pour l'implémentation

4.9.1 Les équipements informatiques

Notre travail a été fait sur un PC TOSHIBA, sous un système d'exploitation Windows 8.1, 64 bits, avec un hardware, qui contient un processeur Intel ®Core™ i7-3537U, et une fréquence de CPU @ 2.00 GHz (4 CPU's), ~ 2.50 GHz, une mémoire vive RAM de 8192MB, ainsi que deux cartes graphiques. La première est une Intel ® HD Graphic 4000, avec une mémoire graphique totale de 1792MB, la deuxième une NVIDIA GeForce 740M, avec une mémoire graphique disponible totale de 6081MB.

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

4.9.2 Le logiciel d'implémentation

L'implémentation du programme a été faite avec le langage Matlab (version 2019a), qui est un langage de calcul scientifique très performant, intégrant le calcul, la programmation et la visualisation dans un environnement simple à utiliser. C'est un logiciel de calcul numérique, destiné à traiter des applications, à partir des outils de l'analyse numérique matricielle. Matlab possède aussi tout un ensemble de fonctionnalités graphiques, permettant de visualiser les résultats numériques. Il possède des boîtes à outils, c'est-à-dire des fonctionnalités supplémentaires, dédiées à des domaines particuliers du calcul scientifique, comme la résolution d'équations aux dérivées partielles, l'optimisation, l'analyse de données, etc.

Sous Matlab, les calculs sont effectués avec une arithmétique à précision finie, et l'interface graphique de MATLAB est sans conteste l'un des points forts du logiciel. Il facilite le tracé de courbes, et l'obtention de graphiques 2D ou 3D de grande qualité [73].

L'environnement MATLAB se compose de plusieurs zones, un menu, une zone de variable, et une d'historique, une pour l'exploration de fichier, et d'un espace de travail (Workspace), où on exécute les opérations et fonctions MATLAB (figure 4.1).

Il existe deux modes de fonctionnement :

1. Mode interactif : MATLAB exécute les instructions, au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.
2. Mode exécutif : MATLAB exécute ligne par ligne un "fichier M" (programmé en langage MATLAB).

Les sources de ces instructions sont disponibles, écrites en "langage" MATLAB. L'utilisateur peut à sa guise les modifier, mais, en s'en inspirant, on peut surtout créer et rajouter ses propres fonctions. On peut manipuler Matlab facilement, grâce à ses fenêtres et toolboxes :

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

- ✓ Fenêtre Commande : dans cette fenêtre, l'utilisateur donne les instructions, et MATLAB retourne les résultats.
- ✓ Fenêtres Graphique : MATLAB trace les graphiques dans ces fenêtres.
- ✓ Fichiers M : ce sont des programmes en langage MATLAB (écrits par l'utilisateur).
- ✓ Toolboxes : ce sont des collections de fichiers M développés pour des domaines d'application spécifiques :
 - Le traitement de signal (signal processing toolbox).
 - Le traitement d'image (Image Processing Toolbox).
 - La régulation automatique (control system toolbox).
 - L'identification (system identification toolbox).
 - Les réseaux de neurones (neural networks toolbox).
 - La logique floue (fuzzy logic toolbox).
 - Le calcul symbolique (symbolic math toolbox).
- ✓ Simulink : c'est l'extension graphique de MATLAB, permettant de travailler avec des diagrammes en blocs.

4.9.3 Interface graphique

Dans une interface graphique (Figure 4.24), les commandes sont de type pointer-cliquer. Avec une interface de ce type, l'utilisateur n'a pas besoin de connaître un langage, ni de saisir des commandes, pour se servir de l'application.

Les applications MATLAB sont des programmes autonomes, dotés d'une interface graphique, qui permettent d'automatiser une tâche ou un calcul. L'interface graphique contient généralement des commandes, telles que des menus, des barres d'outils, des boutons et des curseurs.

Pour la création de notre interface, nous avons choisi l'utilisation d'App Designer. App Designer intègre les deux principales tâches de la création d'application : le positionnement des composants visuels d'une interface graphique utilisateur, et la

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

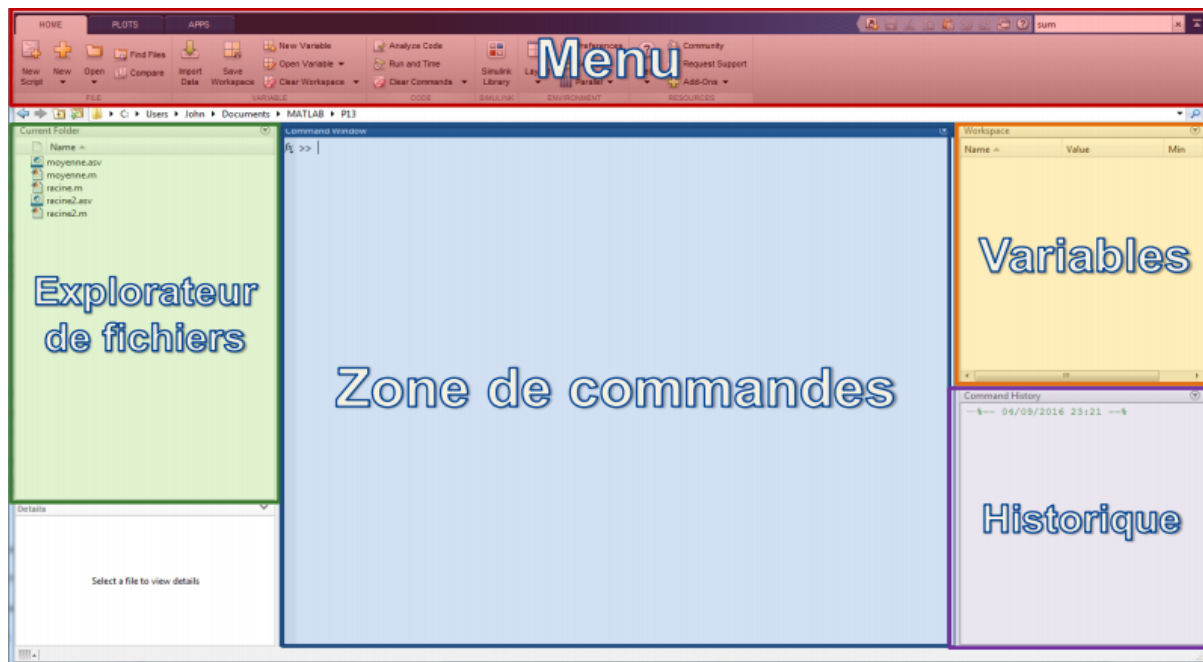


Figure 4-24: L'interface Matlab

programmation du comportement de l'application. App Designer est l'environnement recommandé pour la construction d'applications dans MATLAB.

- Notre interface (Figure 4.23) renferme des boutons, où l'ensemble des fonctions programmées s'y trouve, avec des « canvas » pour l'affichage des résultats.

Fenêtres

- Image originale
- Extraction du scalp
- Prétraitement
- Segmentation / localisation 2D

Boutons

- Image originale
- Extraction du scalp
- Prétraitement
- Segmentation
- Localisation 2D

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

- Calcul de surface

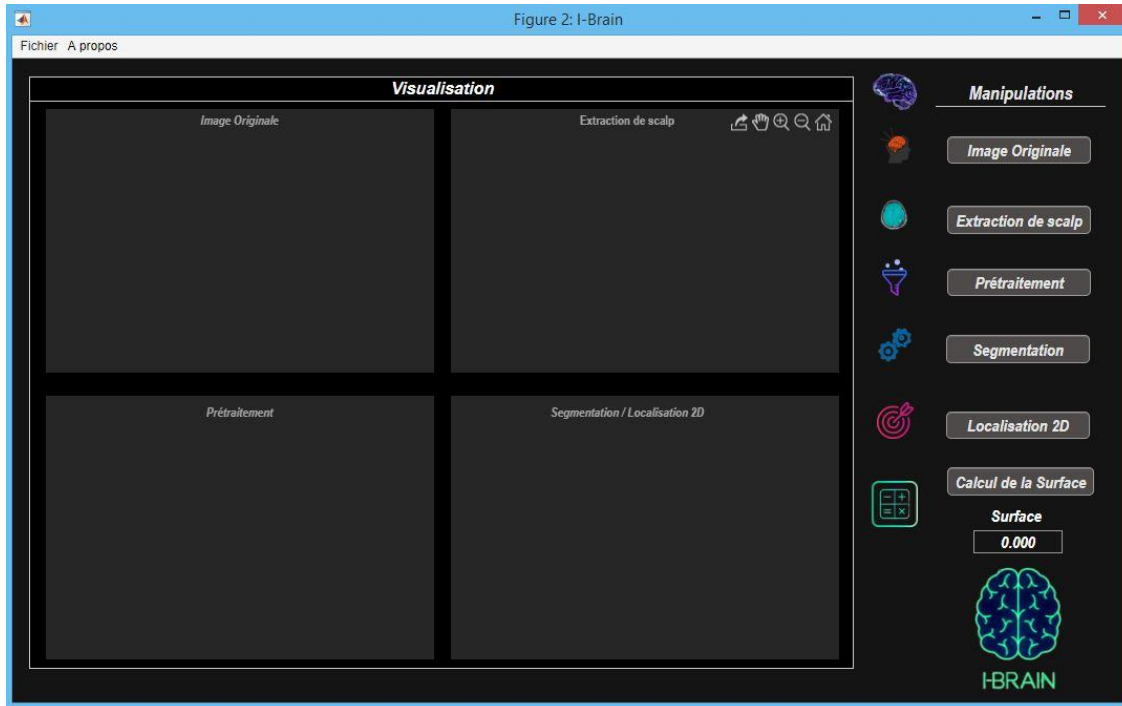


Figure 4-25: Interface graphique d'utilisateur "*I-Brain*"

4.9.4 Reconstruction et Visualisation 3D

L'objectif de ce travail étant atteint, on a voulu améliorer le logiciel d'aide au diagnostic, par une modélisation 3D de la tumeur, qui facilitera au chirurgien la localisation avec exactitude de la position de la tumeur, et de déterminer la stratégie opératoire, en choisissant le chemin le plus favorable à l'acte chirurgical.

Grâce aux résultats de la segmentation obtenue, nous avons choisi de reconstruire la tumeur et le cerveau en 3 D, à partir des coupes segmentées en 2D, par l'application **Volume Viewer** de Matlab.

- **Présentation du Volume Viewer App**

L'application Volume Viewer (figure 4.26) vous permet d'afficher les données volumétriques 3D, et les données volumétriques 3D étiquetées. Grâce à cette application, nous

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

pouvons afficher les données, sous forme de volume ou de coupes planes. Nous pouvons également afficher les données sous forme de projection d'intensité maximale ou d'iso-surface. En utilisant le composant « Éditeur de rendu », nous pouvons manipuler l'opacité, pour voir les structures dans le volume, que nous voulons voir, et rendre transparentes les structures dans le volume que nous ne voulons pas voir.

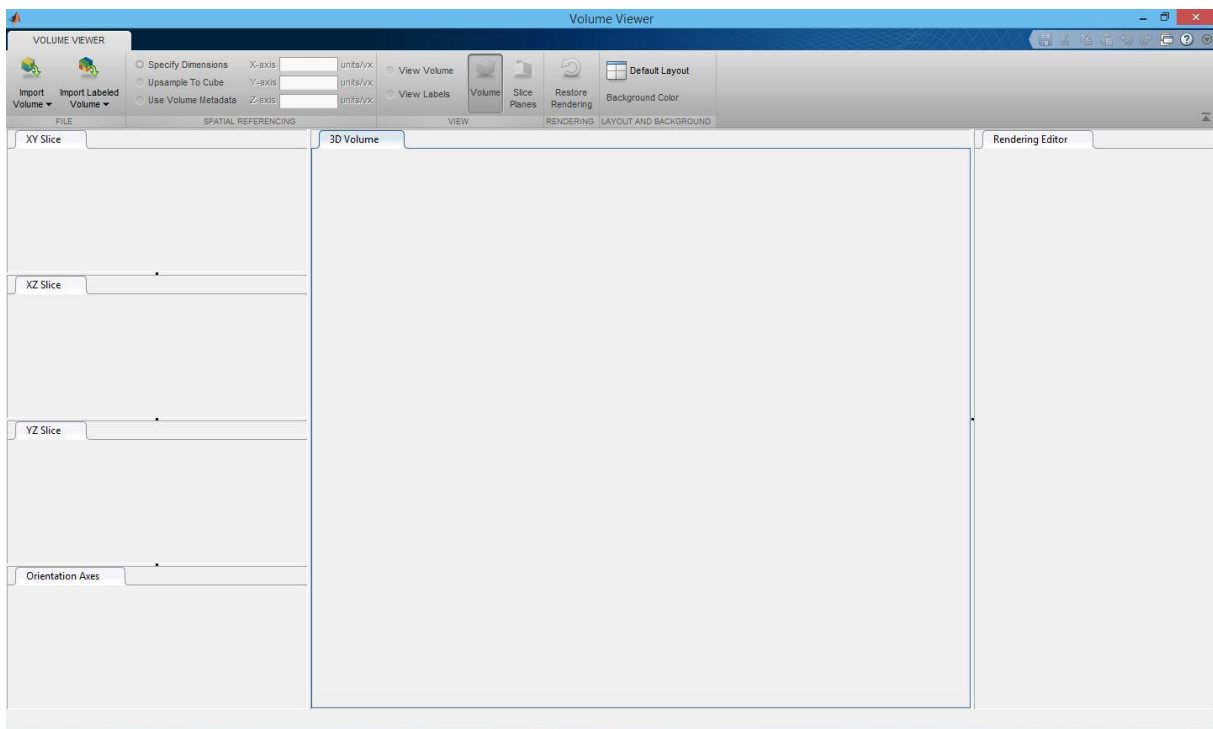


Figure 4-26: L'interface de volume viewer

- **Résultats de la reconstruction en 3D**

On introduit les coupes, contenant la tumeur active segmentée, on aura la modélisation en 3D de la tumeur, illustrée dans la figure (Figure 4.25).

Chapitre 4 Méthode, Algorithme, Résultats et Interprétation

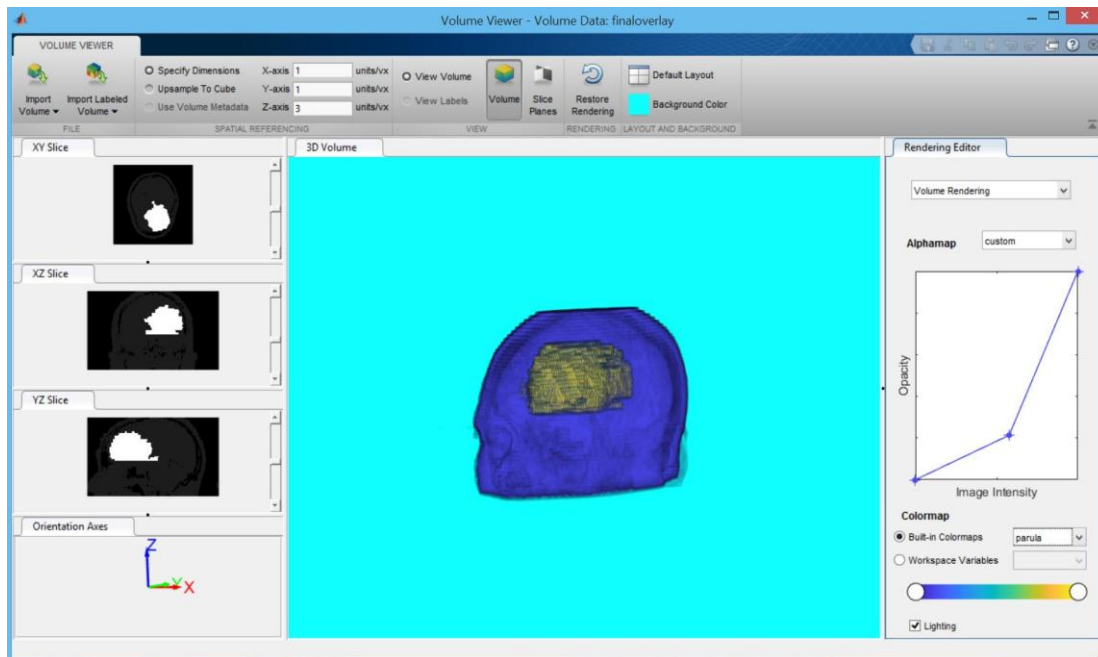


Figure 4-27: Reconstruction de la tumeur en 3D

4.10 Discussion

Ce chapitre a défini les différentes phases que comporte notre travail, ainsi que les différents algorithmes utilisés dans l'implémentation du logiciel, étape par étape.

Nous avons présenté en premier lieu, l'ensemble des résultats que nous avons obtenus, lors de l'implémentation de cette méthode, avec une interprétation de la fiabilité de chaque étape. Ensuite, nous avons présenté les résultats des différentes applications, du post-traitement effectué, ainsi que de l'évaluation de notre méthode. Enfin, l'interface graphique, qui englobe l'affichage de tous les résultats obtenus, ainsi que la reconstruction en 3D de la tumeur, a été faite

Conclusion

L'IRM est l'une des techniques d'observation les plus récentes. Basée sur le phénomène de la résonance magnétique nucléaire, elle est non invasive et non douloureuse. L'IRM offre une bonne qualité d'images, et une haute résolution, avec des coupes ayant une bonne finesse, ce qui fait d'elle un outil indispensable au sein du milieu médical.

Le travail que nous avons établi consistait à développer un algorithme automatique, d'aide au diagnostic, qui assistera le médecin pour la détection de la région tumorale, durant l'interprétation des images cérébrales, l'extraction de ses caractéristiques, et l'identification de son emplacement exact, au niveau du cerveau, sur les différentes coupes. Nous avons opté pour une méthode de segmentation en régions, à base de seuillage automatique et de la technique de graphcut.

Les images IRM présentent généralement un mauvais contraste, il a fallu donc commencé par une étape de prétraitement. Cette dernière a permis d'améliorer la qualité des images, en diminuant le nombre de régions à segmenter, en isolant le cerveau, en modifiant le contraste, pour avoir une représentation plus nette des régions d'intérêts, et en lissant l'image, par l'utilisation d'un filtre anisotrope. Les résultats que nous avons obtenus ont été satisfaisants.

Nous avons ensuite entamé l'étape de segmentation, où nous avons adopté un seuillage automatique, en appliquant l'algorithme de Kapur, avec la technique de Graphcut, sur les images prétraitées, afin de délimiter les frontières, pour isoler la région tumorale des régions saines.

Pour finir, nous avons, pour la caractérisation, fait une superposition de la tumeur sur l'image originale, et calculé la surface de la tumeur segmentée, permettant ainsi au médecin de connaître avec précision, l'évolution de la forme de la tumeur, ainsi que ses caractéristiques.

Les résultats obtenus dans la phase de segmentation, nous ont permis, par la suite, de déterminer la géométrie de la tumeur, permettant ainsi, de connaître sa taille sur l'ensemble du volume.

Le système que nous avons conçu a été testé sur 3 images 3D réelles, de 3 patients différents, provenant du centre d'imagerie médicale de Blida, en plus de celles, provenant de la base de données "kaggle", sur lesquelles nous avons appliqué notre méthode, mais uniquement sur les coupes contenant la tumeur. La méthode de segmentation donne des résultats satisfaisants sur une bonne majorité des coupes, selon l'évaluation faites d'après la vérité terrain.

En vue d'offrir une meilleure visualisation de la tumeur, nous avons entrepris de reconstruire la tumeur en 3D, en utilisant les résultats de la segmentation des différentes coupes, afin de permettre au chirurgien de tracer le chemin optimal à prendre, lors de l'acte chirurgical.

Cependant, nous avons rencontré quelques difficultés au cours de la réalisation du système, surtout au niveau de l'isolation du cerveau, où nous n'avons pas pris en considération le biais, qui est dû à l'inhomogénéité du champ magnétique, ce qui a valu que, sur certaines coupes, l'isolation n'était pas parfaite.

Le travail que nous avons accompli à ajouter une nouveauté dans deux domaines différents, le domaine médical en mettant en place un système d'aide au diagnostic des tumeurs cérébrales, qui est efficace, robuste, précis et le domaine recherche dans le traitement d'image, en combinant deux méthodes (régions contours) qui n'a pas été fait au paravant

Comme perspectives, qui peuvent être envisagées, dans le prolongement de ce travail, nous proposons :

- D'utiliser cette méthode de segmentation sur des images 3D (voxels), au lieu des images 2D (pixels) ;
- De travailler sur le recalage de la région tumorale, avec les aires fonctionnelles de Brodmann, ce qui permettra de connaître les aires cérébrales affectées, et les séquelles que peut engendrer une ablation de la tumeur ;
- De travailler sur la cartographie du cerveau, pour concevoir un système qui offre automatiquement le chemin le plus optimal, pour accéder à la tumeur, sans endommager les autres structures ;
- De travailler sur une classification, pour déterminer le type, et surtout le stade de la tumeur.

Bibliographie

Bibliographie

- [1]. D.Purves, «Neuroscience», Sunderland, Ed: 5th Sinauer Associates Inc, 2012, p.717.
- [2]. E. N. Marieb, «Essentials of Human Anatomy & Physiology», Ed: 10th Image Reference, 2016.
- [3]. G.J.Tortora, «Manuel d'anatomie et de physiologie humaines», De Boeck Supérieur, 2ed, 2009
- [5]. R.Hiralal, H.P.Menon, «A Survey of Brain MRI Image Segmentation Methods and the Issues Involved » International Symposium on Intelligent Systems Technologies and Applications ISTA 2016, pp : 245–259.
- [6]. Diagnostic Imaging Pathways, «Magnetic Resonance Imaging (MRI) Scans and Procedures ».
- [7]. P. TamiSelvy, V. Palanisamy, T. Purusothaman, «Performance Analysis of Clustering Algorithms in BrainTumor Detection of MR Images», European Journal of Scientific Research, Vol.62 No.3, 2011, pp. 321- 330.
- [8]. « Magnetic Resonance - Technology Information Portal». Disponible sur : <http://www.mr-tip.com/serv1.php?type=isimg>
- [9]. « American Association of Neurological Surgeons For brain tumors ». Disponible sur : <https://www.aans.org/>
- [10]. R. C. Gonzalez, « Digital Image Processing », Upper Saddle River N.J. : Prentice Hall : Pearson Education International, 2002, pp. 1–793
- [11]. S.Roy, S.Nag & al., « A Review on Automated Brain Tumor Detection and Segmentation from MRI of Brain », International Journal of Advanced Research in Computer Science and Technology, 2013, pp. 1706–1746.
- [12].K.Selvanayagi , Dr. P. Kalugasalam , « Pre-Processing And Enhancement Of Brain Magnetic Resonance Image (Mri) », Materials Science, International Journal of Research in Computer Application & Management, Volume No. 2, 2012.

- [13]. M. Annappa Koli, «Review of Impulse Noise Reduction Techniques», International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), Vol. 4 No, 2012.
- [14]. S Roy, S. K. Bandyopadhyay, «Detection and Quantification of Brain Tumor from MRI of Brain and it's Symmetric Analysis» ,International Journal of Information and Communication Technology Research (IJICTR), Volume 2, Number 6, 2012, pp. 477-483.
- [15]. E.A.S. El-Dahshan, H. M. Mohsen, K. Revett, & al., «Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm», BioMed Research International, 2014, pp 5526–5545.
- [16]. L. Germond, M. Dojat, C. Taylor et C. Garbay, «A cooperative framework for segmentation of MRI brain scans », Artificial Intelligence in Medicine, 2000, pp:20:7793.
- [17]. A. Bocioaca, C. Badea, A. Ionides, «A Software for Brain Segmentation from MRI Data-A Morphologie Based Approach», European Conference of Brain Research, 2000.
- [18]. S. Hojjatoleslmi, F. Kruggel, «Segmentation of Large Brain Lesions», IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001
- [19]. A. Sophie, L. Capelle « Segmentation d'Images IRM Multi-Echos Tridimensionnelles pour la Détection des Tumeurs Cérébrales par la Théorie de l'Evidence», Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, 2002.
- [20]. G. P. Mazzara, , R. P. Velthuizen, , J. L. Pearlman, & all, « Brain tumor target volume determination for radiation treatment planning through automated MRI segmentation». International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2004, pp: 300–312.

Bibliographie

- [21]. Y.Li, J.Sun, C.K.Tang, & al., « Lazy snapping », ACM Transactions on Graphics, 2004, pp: 303–308.
- [22]. S.Jeong, C.S.Won, , R.M.Gray « Image retrieval using color histograms generated by Gauss mixture vector quantization», Computer Vision and Image Understanding, 2005, pp: 44–66.
- [23]. M. Y.Siyal, L.Yu, « An intelligent modified fuzzy c-means based algorithm for bias estimation and segmentation of brain MRI », Pattern Recognition Letters, 2005, pp: 2052–2062.
- [24]. H. Greenspan, A. Ruf , J. Goldberger, «Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR brain images», IEEE Transactions on Medical Imaging, 25(9), 2006, pp: 1233–1245.
- [25]. S. Moussa, L. Toumi, A. Moussaoui, « Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d’Ambigüité : Application à la segmentation d’images IRM», International Conference on Computer Integrated Manufacturing, Université Ferhat Abbès de Sétif, 2007.
- [26]. S. Shen, A.J. Szameitat, A. Sterr, « Detection of Infarct Lesions from single MRI Modality using Inconsistency between Voxel Intensity and Spatial Location: a 3D Automatic Approach», IEEE Transactions on Information Technology in Biomedecine, 2008.
- [27]. B. Scherrer, « Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne », Thèse de Doctorat, Ecole Polytechnique de Grenoble, France, 2008.
- [28]. H. Merisaari, R. Parkkola, E. Alhoniemi & al., « Gaussian mixture model-based segmentation of MR images taken from premature infant brains », Journal of Neuroscience Methods, 2009, pp:110–122.,

Bibliographie

- [29]. A. Kharrat, M. BenMessaoud, N. Benamrane, M. Abid. « Detection of Brain Tumor in Medical Images ». 3rd International Conference on Signals, Circuits & Systems, IEEE, 978-1-4244-4398-7/09, 2009.
- [30]. M.A. Balafar, A.R. Ramli, M.I. Saripan, & al., « Review of brain MRI image segmentation methods», Artificial Intelligence Review, 33(3), 2010, pp: 261–274.
- [31]. W. Deng, W. Xiao, H. Deng, J. Liu, « MRI Brain Tumor Segmentation With Region Growing Method Based On The Gradients And Variances Along And Inside Of The Boundary Curve », International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Vol.1, 2010, pp: 393 -396.
- [32]. S. Bauer, L.P. Nolte, M. Reyes, « Fully Automatic Segmentation of Brain Tumor Images Using Support Vector Machine Classification in Combination with Hierarchical Conditional Random Field Regularization ». Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 6893 LNCS (PART 3), 2011, pp: 354–361.
- [33]. Y. Zhang, L. Wu, «An MR Brain Images Classifier via Principal Component Analysis and Kernel Support Vector Machine », Progress In Electromagnetics Research, 2012, pp: 369–388.
- [34]. L. Xiao, Y. Zhang, « Zhang Neural Network Versus Gradient Neural Network for Solving Time-Varying Linear Inequalities », IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, pp: 1676–1684.

- [35]. S. Roy, S.K. Bandyopadhyay « Detection and Quantification of Brain Tumor from MRI of Brain and it's Symmetric Analysis », International Journal of Information and Communication Technology Research, Volume 2 No. 6, 2012.
- [36]. J. Sachdeva, V. Kumar, I. Gupta & Al. « A novel content-based active contour model for brain tumor segmentation », Magnetic Resonance Imaging, 30(5), 2012, pp: 694–715.
- [37]. Y. Attal, « Analyse des Lésions Cérébrales Ischémiques en Phase Aigüe, par imagerie par Résonance Magnétique de Diffusion : Méthode, Intégration logicielle et Evaluations Clinique », Thèse de doctorat, Université Paris 11, 2012.
- [38]. S. Roy, S. Nag, I.K. Maitra, S.K. Bandyopadhyay, « A Review on Automated Brain Tumor Detection and Segmentation from MRI of Brain », International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, Volume 3, Issue 6, June 2013, 2013, pp: 1706-1746.
- [39]. Y. Li, X. Li, « A background correction method based on lazy snapping», Proceedings - 2013 7th International Conference on Image and Graphics, ICIG 2013, 2013, pp: 144–148.,
- [40]. P. Suganya, S. Gayathri & N. Mohanapriya, « Survey on Image Enhancement Techniques », International Journal of Computer Applications Technology and Research, 2013, pp: 623–627.
- [41]. N. Kaur, M. Juneja, « Detecting, Demarking and Quantifying Brain Tumor using a Hybrid Approach », International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering Volume 4, Issue 4, 2014.
- [42]. E.A.S.El-Dahshan, H.M.Mohsen & Al. , « Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm », Expert Systems with Applications, 41(11), 2014, pp: 5526–5545

- [43]. J. Mohan, V. Krishnaveni, Y. Guo, « A survey on the magnetic resonance image denoising methods », *Biomedical Signal Processing and Control*, 9(1), 2014, pp: 56–69
- [44]. P. Banerjee, K. Leud, R.J. Harrisd & al., « Association between lesion location and language function in adult glioma using voxel-based lesion-symptom mapping ». *Ed : NeuroImage: Clinical*, vol 9, 2015, pp : 617–624.
- [45]. S.B. Eddine, B. TIGHIOUART, « Une approche hybride pour la segmentation de tumeurs en IRM cérébrales », *Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar – Annaba, Algérie* 2014/2015.
- [46]. X. Zhang, X. Li, & al., « A semi-automatic brain tumor segmentation algorithm ». *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2016.
- [47]. R. Usha, K. Perumal, « Hybrid Approach For Noise Removal And Image Enhancement Of Brain Tumors In Magnetic Resonance Images Advanced Computing », *Advanced Computing: An International Journal (ACIJ)*, Vol.7, No.1/2, March 2016, pp: 67-77.
- [48]. G. Singh, M.A. Ansari, « Efficient detection of brain tumor from MRIs using K-means segmentation and normalized histogram », *1st India International Conference on Information Processing (IICIP)*, 2016
- [49]. T.D. Vishnumurthy, H. SMohana, A.V. Meshram, « Automatic segmentation of MRI brain images and Tumor detection using Morphological techniques », *International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer and Optimization techniques*, 2016, pp : 6-11.
- [50]. Z. Li, Y. Wang, J. Yu, & al., « Low Grade Glioma Segmentation Based On CNN with Fully Connected », *CRF Journal of Healthcare Engineering*, 2017, pp: 1-12.
- [51]. S.M. Havaei, « Machine Learning Methods For Brain Tumor Segmentation », *Thèse de Dotorat, Sherbrooke, Québec, Canada*, 2017.

- [52]. U. Ilhan , A. Ilhan, « Brain tumor segmentation based on a new threshold approach », *Procedia Computer Science*, 2017, pp : 580-587.
- [53]. V. Shreyas, V.Pankajakshan, « A Deep Learning Architecture for Brain Tumor Segmentation in MRI Images », *IEEE 19th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, 2017, pp : 1-6.
- [54]. S.T.vYassine, S.vSara, C. Bouchaib & Al., « A new fast brain tumor extraction method based on Nl-means and expectation maximization », *Proceedings of the 2018 International Conference on Optimization and Applications, ICOA 2018*, 2018, pp: 1–5.
- [55]. F. P. Polly, S. K. Shil, M. A. Hossain & Al., « Detection and Classification of HGG and LGG Brain Tumor Using Machine Learning », *International Conference on Information Networking (ICOIN) 978-1-5386-2290-2*, Korea, 2018.
- [56]. J. Dogra, S. Jain, M. Sood, « Glioma extraction from MR images employing Gradient Based Kernel Selection Graph Cut technique », *Visual Computer*, 36(5), 2020, pp: 875–891.
- [57]. Y. Wang, S. Jiang, X. Zhou & al., « Brain extraction using active contour neighborhood-based graph cuts model », *Symmetry*, 12(4), 2020,
- [58] M. Bouacheria, A. Benouadah, « Analyse d’images d’hémorragies rétiniennes et de micro-anévrismes par morphologie mathématique », *Thèse de Master, Faculté de Technologie, Département d’Électronique, université Saad Dahlab Blida-1, Algérie*, 2017.
- [59] C. J. Nelson, « Mathematical Morphology for Quantification in Biological & Medical Image Analysis», *Thèse de doctorat, Department of Engineering and Computing Sciences, Durham University, United Kingdom* ,2017.
- [60] O. P. Verma & al., « A Simple Approach for Image Enhancement using New Power-Law Transformation Operators», *International Conference On Signal Processing And Communication (ICSC)*, 2013.

Bibliographie

- [61] V. Dhawan, G. Sethi & al., « Power Law Transformation and Adaptive Gamma Correction : a Comparative Study », International Journal of Electronics & Communication Technology (IJECT) Vol. 4, Issue 2, April - June 2013
- [62] R. Dargent, « Filtrage Adaptatif et Diffusion Anisotrope pour l'aide à l'interprétation des données sismiques », Thèse de Doctorat, Automatique, Productique, Signal et Image, Université - Bordeaux I, France, 2009.
- [63] S. Boumeshed, W. Bahmed: « Segmentation de la main rhumatoïde par les modèles déformables », Thèse de Master, Faculté de Technologie, Département d'Électronique, Université Saad Dahlab Blida-1, Algérie, 2017.
- [64] R. Ragoubi Hor, « Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM », Thèse de Doctorat, Traitement du signal et de l'image [eess.SP], Télécom Bretagne, Université de Bretagne Occidentale, France, 2013.
- [65] R.M. Terebes: « Diffusion Directionnelle, Application à la Restauration et à l'Amélioration d'image de Documents Anciens », Traitement du signal et de l'image, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, France, 2004.
- [66] E. Cuevas & al. «Otsu and Kapur Segmentation Based on Harmony Search Optimization», In Applications of Evolutionary Computation in Image Processing and Pattern Recognition (pp.169-202), 2016
- [67] J. N. Kapur & al. «A New Method for Gray-Level Picture Thresholding using the Entropy of the Histogram», in Computer Vision, Graphics, And Image Processing, 29, 273-285, 1985
- [68] N. Otsu: « A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms », IEEE Transactions on Systems, Man And Cybernetics, vol. smc-9, no. 1, 1979.
- [69] D. Muller : « Introduction à la théorie des graphes », Commission Romande de Mathématique, N° 6, P:29-30, 2011.

Bibliographie

[70] N. Lermé, « Une méthode de réduction exacte pour la segmentation par graph cuts », Université Paris 13, France, 2011. (Moi j'ai trouvé que c'est un article, mais s'il s'agit d'une thèse, il faut le dire).

[71] Y. Boykov et al: « Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts », IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 11, november 2001

[72] Y. Boykov et V. Kolmogorov: « An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision », In IEEE Transactions on PAMI, Vol. 26, No. 9, pp. 1124-1137, Sept. 2004

[73] « Définition MATLAB ». Disponible sur :
<https://www.jobintree.com/dictionnaire/definition-matlab-915.htm>