REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE Et POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMMENT SUPERIEURE Et De La RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université Dr .Yahia Farés de MEDEA

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Électrique

Mémoire De Fin D'études

Présenté pour l'obtention du Diplôme de Master en Télécommunication

Option : Systèmes Intelligents et Communicants

Thème:

Segmentation et modélisation 3D de Structures anatomiques cérébrales, pour l'aide au diagnostic médicale

Réalisé par :

Ben Aissa Atika

Bel Aissa Fatma Zohra

Encadré par :

Mr. Tchoketch Kbir sofian

ANNEE UNIVERSITAIRE: 2016/2017

Remerciement :

Avant tout développement sur cette expérience professionnelle, il apparaît opportun de commencer ce mémoire de fin d'étude par des remerciements, Nous remercions ALLAH de nous avoir guidés sur le chemin du savoir et de nous avoir donné le courage, la patience et la volonté d'accomplir ce travail.

Nous remercions vivement notre promoteur :

Mr. Tchoketch Kebir sofiane

Nous tenons également à remercier tous ceux qui nous ont aidés à réaliser ce travail de près ou de loin.

Remerciements vont également à tous les membres de jury,qui font l'honneur de juger notre travail.

Dédicace :

Je dédie ce travail à la plus chère mère … au plus cher père.

A mes grands pères et ma grande mère.

A mes frères et sœurs et ses petites filles.

A toute ma grande famille .

A tous mes chers amis.

A tous mes cousines

A tous mes collègues .

A tous qui m'aiment.

Aux étudiants et employés

de Cem Sadoki

A tous mes collègues

de la section de Sic



ADJIKA

Dédicace :

Je dédie Ce travail

A Mes très chers parents, ma mère qui elle a beaucoup

sacrifie pour moi et qui elle n'a jamais cessée de

m'encourager, mon père qui fait beaucoup Pour mois.

ET toute ma famille qui n'a pas cessé de

M'encourager dans les moments difficiles que

Dieu les protège.

A mon binôme Attiba

A mes amies besma, imen

A mes collègues de la section de SIC



FATMA ZOHRA

ملخص:

الهدف من هذا العمل هو تطوير أساليب وخوارزميات تجزئة والنمذجة ثلاثية الأبعاد من صور التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ وسيلة لاستخراج المواد.

وينقسم عملنا الى محورين : المحور الأول يتعلق بتجزئة من خلال العمل بطريقة :

k-means.وهي وسيلة لاستخراج المواد الدماغية المختلفة(المادة الرمادية، المادة البيضاء، السائل النخاعي)

وعلاوة على ذلك، يتم استغلال نتائج هذا الجزء في المرحلة الثانية من أجل الحصول على تمثيل ثلاثي الأبعاد.

كلمات مفتاحية: k-mens IRM، المادة الرمادية، المادة البيضاء، السائل النخاعي .

Résume :

L'objectif de ce travail est de développer des méthodes et des algorithmes de segmentation et modélisation tridimensionnelle à partir des images IRM cérébrales.

Notre travail est reparti en deux grands axes : le premier axe concerne la segmentation à travers de la méthode du k-means pour extraire les différentes matières cérébrales (matière grise, matière blanche, Liquide Céphale Rachidien). De plus les résultats de cette partie sont exploiter en deuxième phase afin d'obtenir une représentation 3D

Mots clés : IRM, k-means, MG,MB,LCR

Abstract :

The objective of this work is to develop methods and algorithms of segmentation a three-dimensional modeling from cerebral MRI images.

Our work is divided into two main axes: the first axis concerns the segmentation through the k-means method to extract the different cerebral materials (gray matter, white matter, **C**erebro Spinal Fluid). Moreover, the results of this part are exploited in the second phase in order to obtain a 3D representation

Keywords : MRI, K-mens , GM ,WM, **C**erebro Spinal Fluid

SOMMAIRE

Liste des figures……..……I

Liste des tableaux…….……..II

Liste des Acronymes…..……..……III

Introduction Générale……1

Chapitre 01 : introduction à l'imagerie médicale

I. Introduction……...2

II. Historique……...…...2

III. Définition de l'imagerie médicale……...……3

IV. Les différentes techniques de l'imagerie médicale……..3

IV.1 L'imagerie anatomique …….3

IV.2 L'imagerie fonctionnelle……6

V. 2.Examen de radiologie durant la grossesse ……....……9

VI. IRM (Imagerie Par résonance Magnétique)……..10

VI.1. Définition de l'IRM ……...10

VI.2. Le fonctionnement de L'IRM…….....10

VI.3. L'examen IRM ……..11

VII. IRM cérébrale……12

VII.1 . Techniques d'imagerie cérébrale 13

VIII.conclusion……14

Chapitre02 : La segmentation

I. Introduction……15

II. Définition de la segmentation…….15

III. L'objectif de la segmentation……..16

IV.1 Approche frontière (contour)……..……..17

IV.2 . Approche région……..19

V. Segmentation par classification …….....20

V.1 Méthodologie de la classification ……...…..….21
V.2 Méthodes de classification……22

VI. Algorithme k-means …….……..26

VII . Conclusion …….28

Chapitre 03 : kmeans & reconstruction 3D

1. K-means ……29
i. Introduction ……..……...….29
ii. Historique ……..……...…29
iii. Définition……..…….30
iv. Convergence et initialisation des k-means…….....31
v. Choix du nombre *K* de clusters …….....31

V.1. *k*-means et segmentation d'images……...32

V.2. Résolution des problèmes de connexité spatiale……..32

VI. Exemples d'applications…….32

VII. Algorithme k-means …….....…….33

VIII. Les différentes versions de k-means……..34

VIII.1. Global K-means…….....35

VIII.2. L'approche incrémental (ou Modified Fast Global Kmeans) ..36

VIII.3. Algorithme……..…….36

XI. Avantages de k-means ……...…….35

X. Inconvénients…….36

2. la reconstruction 3D……..…38

1. Définition de la reconstruction …….38
2. Principe de la reconstruction 3D ……..39

3. conclusion ……..39

Chapitre 04 : **: Implémentation et résultats**

I. Introduction……..38
II. L'environnement de travail ……38
III. Elément d'anatomie cérébrale……..……38
III.1 L'encéphale, centre du système nerveux central……..…39

IV . Base de données ……..……...……41

IV.1 Implémentation de la Segmentation……...41
IV.2 Prétraitement **……..43**
V. La segmentation des matières cérébrales…….……43

VI .Résultats et interprétation …….……..……...44

VI.1 résultat …….44
VI.2 Interprétation…….48
VII. La reconstruction 3D…….……48
VIII. Conclusion …….……...51

Conclusion générale……..50

Bibliographie ……51

Listes Des Figures

Figure I.1 Images médicales 3-D……..……8

Figure I.2 IRM anatomique, IRM de diffusion ……..……12

Figure II.1 Classification des différentes méthodes de segmentation …….……22

Figure II.2 Structure d'un neurone artificiel…….23

Figure II.3 Les deux types de clustering hiérarchique /non hiérarchique……25

Figure II.4 Résultat de la segmentation par k- means pour (k=3)……28

Figure II.5 Résultat de la segmentation par k- means pour (k=4)……28

Figure II.6 Résultat de la segmentation par k- means pour (k=5)……29

Figure IV.1 :(a) image montre une coupe histologique d'un cerveau mettant en évidence les trois principes de l'encéphale ……....42

Figure IV.1 : L'image (b) illustre l'encéphale, composée du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral……..42

Figure IV.2 : L'algorithme de notre travail ….…….……...44

Figure IV.3 : le filtrage de l'image ……...……...45

Figure IV.4 :les résultats de segmentation par k-means ……..……...46

Figure IV.5 : les résultats de segmentation de l'mage 55……...…….……47

Figure IV.6 : les résultats de segmentation de l'mage 55……..……..…48

Figure IV.7 :les résultats de segmentation de l'mage 145……...49

Figure IV.8 :reconstruction 3D des images …...…….……50

Liste des Tableaux

Tableau I.1 : les avantages et les inconvénients des IRM, scanner, radiologies 9

Tableau IV.1 : La répartition des matières dans l'image 55……..……45

Tableau IV.2 : La répartition des matières dans l'image 99……...……49

Tableau IV.3 : La répartition des matières dans l'image 145…….50

Tableau IV.4 :volume des matières blanches et grises ……..……*51*

Liste des Acronymes

CSF : **C**erebro **S**pinal **F**luid .

FNBT : **F**ondation **N**ationale des **T**umeurs cérébrales.

IRM : **I**magerie par **R**ésonance **M**agnétique

LCR : **L**iquide **C**éphalo-**R**achidien.

LCS : **L**iquide **C**érébro-**S**pinal.

MG : La **M**atière **G**rise **.**

MB : La **M**atière **B**lanche.

PD : **D**ensité **P**rotonique.

PET : l'**E**mission de **P**ositrons **T**omographie.

TEP : Tomographie par **E**mission de **P**ositons**.**

VBM : **V**oxel **B**ased **M**orphometry.

INTRODUCTION GENERALE

Les avancées dans des nombreuses disciplines scientifiques et techniques ont favorisé le développement des technologies pour la santé. Parmi les progrès de ces technologies, nous pouvons citer l'aide à l'autonomie des personnes dépendantes en raison de maladie ou de handicap ou encore l'aide au diagnostic des maladies.

Nous assistons aujourd'hui à une croissance très importante des technologies médicales, qui constituent un des marchés du futur les plus en vue pour l'informatique et l'électronique.

La thématique générale de notre sujet était la segmentation et modélisation 3D de l'image IRM cérébrale. L'imagerie par résonance magnétique « l'IRM »ressemble à une échographie améliorée. Cette technique permet d'obtenir des images très précises, et n'a aucune incidence sur le corps. Elle permet plutôt de voir les organes pleins, les ligaments et les tissus mous.

Ce projet est organisé en quatre parties. Dans la première partie, nous décrivons une Imagerie Médicale, et leurs techniques. La seconde partie est consacrée à l'étude la segmentation d'une imagerie médicale. La troisième partie dédié à la reconstruction 3D et l'étude de la méthode de K-means. Enfin dans La quatrième partie nous décrivons l'approche proposée ainsi que les expérimentations réalisées et les résultats obtenus.

Enfin, la conclusion résumera l'ensemble du travail effectué dans ce mémoire et présentera les perspectives envisagées.

I. Introduction :

L'imagerie de diagnostic a connu une véritable révolution pendant cette dernière. En 1970, l'investigation du corps humain par l'image reposait essentiellement sur l'examen radiologique.

Aujourd'hui, le diagnosticien dispose d'un arsenal de modalités : la Médecine Nucléaire, la Tomodensitométrie (Scanner à rayons X), l'Echographie, l'Imagerie par la Résonance Magnétique (IRM) en plus de la Radiologie Conventionnelle qui est elle-même en mutation vers la Radiologie Numérique. Le succès de ces techniques s'explique principalement par le fait que l'information médicale qu'elles apportent est le plus en plus précise pour une nocivité de l'examen de plus en plus faible. Ceci a été possible grâce à un rare synchronisme dans la maîtrise scientifique, technologique et industrielle.

II. Historique :

Les débuts de l'imagerie médicale sont les conséquences des travaux de Wilhelm Röntgen sur les rayons X [1]. En travaillant sur les rayons cathodiques en 1895, il effectue une expérience qui consiste à décharger le courant d'une bobine de Ruhmkorff dans un tube vide placé dans une boite en carton.

Il parvient observer la fluorescence d'un écran de platinocyanure de baryum situé à l'extérieur de celle-ci [2], [3]. Après avoir renouvelé l'expérience avec plusieurs matériaux, il remarque que ces rayonnements sont capables de traverser la matière. Il remarque également que la densité sur l'écran dépend des matériaux traversés comme du papier du caoutchouc, du verre ou des bois. Il alors l'idée de placer sa main devant le tube et observe «des ombres plus sombres de l'os sur l'image que les ombres de la main ». Il s'agit donc de ce qui va devenir le principe de la radiographie. D'autres essais le conduisent à l'utilisation de films photographiques dont les premiers clichés anatomiques radiographiques sur sa femme Anna Berthe Roentgen le 22 décembre 1985[4]. Wilhelm Röntgen reçoit le premier prix Nobel de physique en 1901 «en témoignage des services rendus par sa découverte des remarquables rayons ultérieurement nommés d'après lui [5] ».

Dés la fin des années 1920, on injecte du "Radium C " à un malade pour suivre la circulation sanguine à l'aide d'un compteur de Geiger-Müller inventé en 1928. Par la suite

en1934, la radioactivité artificielle est découverte par Irène et Frédéric Joliot-Curie. On peut à partir de ce moment crée des isotopes (actuellement appelés radionucléides). En 1938, on arrive à produire de l'iode 131, qui est immédiatement utilisé en médecine pour des explorations et traitements de maladies thyroïdiennes (cancer et hyperthyroïdie). Puis la découverte du Technétium (99Tc) en 1937 par Emilio Segré l'atome n°43 alors manquant de table de Mendeleïev. La découverte d'un isomère émetteur gamma (le 99m Tc) et la possibilité de le produire dans un service médical sous la forme d'un générateur a permis le marquage de différentes molécules permettant l'essor de la scintigraphie.

III. Définition de l'imagerie médicale :

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

Ces technologies ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique en permettant de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme outil diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme. Elles trouvent aussi des applications de plus en plus nombreuses dans différents domaines tels que la sécurité, l'archéologie et l'art.

IV. Les différentes techniques de l'imagerie médicale :

Les modalités d'imagerie médicales sont généralement regroupées selon deux familles :

IV.1. L*'imagerie anatomique* :

(Ou structurelle) le plus utilisée en médecine ; pour observer l'anatomie cérébrale. Les modalités d'imagerie anatomique peuvent se baser sur des propriétés acoustiques (ultrason graphie), des propriétés d'atténuation des rayons X (scanner-X = tomodensitométrie), des propriétés optiques

(Imagerie optique) ou des propriétés magnétiques (IRM). Le scanner-X est davantage adaptée pour l'observation des tissus durs, alors que l'IRM est adaptée pour les tissus mous.

L'ultrason graphie fournit des images de faible qualité mais est suffisante pour un grand nombre d'applications. Elle est largement utilisée car très bon marché et sans danger connu.

IV.1.1. La radiographie :

Repose sur l'utilisation des rayons X qui ont la propriété de traverser les tissus de manière plus ou moins importante selon leur densité. Ainsi, une source émettrice de rayon X est placée devant le corps à radiographier et un détecteur est placé à l'arrière du corps. Les photons émis vont traverser le corps en étant plus ou moins absorbés

Par les tissus rencontrés sur leur chemin. Cela permet de différencier les os des muscles sur le cliché final.

IV.1.2. Le scanner :

Repose sur le même principe que la radiologie, c'est-à-dire utilisation d'une source de rayons X et d'un détecteur de part et d'autre du corps étudié. Il permet d'obtenir des images 3D grâce à une rotation simultanée de la source émettrice de rayons X et du détecteur autour du corps. Les projections intermédiaires en 2D sont traitées par informatique afin d'obtenir des images 3D.

IV.1.2. L'échographie ultrasonore :

Est une modalité d'imagerie médicale qui repose sur l'exposition de tissus à des ondes ultrasonores et sur la réception de leur écho. L'échographe se compose d'un écran et d'une sonde émettrice et réceptrice des ondes (appelée transducteur). Soumises à un courant électrique, les micro-céramiques à la surface de la sonde vibrent et émettent des ondes ultrasonores. Ces ondes traversent les tissus et y font écho différemment selon leur densité : plus un tissu est dense, plus l'écho est important. Les ondes reviennent au niveau de la sonde, font vibrer les céramiques qui induisent un courant électrique traité par informatique. Ainsi, lors d'une échographie réalisée dans le cas d'un suivi de grossesse, il est possible de différencier le squelette du fœtus, de ses organes, du liquide amniotique…

IV.1.4. L'électro-encéphalographie :

Est l'une des technologies d'imagerie les plus anciennes. Elle permet de visualiser, et de localiser, rapidement une activité cérébrale. Pour cela, elle utilise les différences de

potentiel qui se créent au niveau des synapses, espaces entre deux neurones où circule l'influx nerveux. Celui-ci passe d'un neurone à l'autre grâce à la libération de neurotransmetteurs. Ces molécules chimiques vont créer une tension électrique entre les deux neurones qui pourra être mesurée grâce aux électrodes placées sur le cuir chevelu du patient. Le signal détecté résulte des signaux émis par l'ensemble des neurones présents dans la zone du cerveau activée.

IV.1.5. La magnétoencéphalographie :

Est une technologie d'imagerie « passive » du cerveau, tout comme l'électroencéphalographie, car elle repose sur la captation du champ magnétique résultant de l'activité du cerveau**.** La circulation de l'influx nerveux le long des neurones équivaut à la circulation d'un signal électrique le long d'un fil conducteur, ici les axones. Un courant électrique induit un champ magnétique perpendiculaire au sens de sa circulation. C'est ce très faible champ magnétique, plus d'un million de fois plus faible que le champ magnétique terrestre, qui va être mesuré grâce à des capteurs appelés SQUID (Superconducting Quantum Interference Device). Appliquant le principe inverse, un champ magnétique induit un courant dans une bobine, ce courant est ensuite analysé pour visualiser les zones d'activité du cerveau.

IV.1.6. L'imagerie par résonance magnétique :

Repose sur les propriétés magnétiques des molécules d'eau qui composent à plus de 70% le corps humain. Les molécules d'eau, plus précisément ses atomes d'hydrogène, possèdent un "moment magnétique", ou spin, qui agit comme un aimant. L'appareil IRM consiste à créer un champ magnétique puissant (B0) grâce à une bobine. Le patient est placé au centre de ce champ magnétique, et toutes les molécules d'eau présentes dans le corps vont s'orienter suivant B0. Une antenne placée sur la partie du corps étudiée (ici la tête) va permettre d'émettre et de réceptionner certaines fréquences. A l'émission, la fréquence induite va faire basculer les molécules dans un plan perpendiculaire à B0. Lorsque l'antenne arrête d'émettre, les molécules reviennent à leur position d'origine en émettant à leur tour une fréquence captée par l'antenne. Celle-ci est ensuite traitée comme un signal électrique et analysée par des logiciels. Le signal diffère selon que les tissus observés contiennent plus ou moins d'eau.

- ***L'IRM de diffusion :***

Repose sur les principes de base de l'IRM tout en se focalisant sur le déplacement des molécules d'eau présentes à l'intérieur des fibres nerveuses (ou axones). Ces fibres sont

gainées de myéline, principalement constituée de lipide, qui va, en partie, retenir les molécules d'eau à l'intérieur de l'axone. C'est pourquoi, dans un temps donné, les molécules d'eau, qui bougent de manière aléatoire, vont parcourir une plus grande distance lorsque leur déplacement se fera dans le sens de la fibre. L'analyse IRM va ensuite permettre de visualiser le parcours de chacune des molécules et ainsi de reconstituer le réseau de fibres nerveuses à l'intérieur du cerveau.

- ***L'IRM fonctionnelle*** *:*

Permet de visualiser les zones du cerveau activées par un stimulus présenté ou appliqué au sujet. Par exemple, lorsque l'on demande à la personne de regarder une image, les zones activées dans le cerveau vont recevoir un apport d'oxygène par voie sanguine plus important qu'en l'absence du stimulus**.** Les échanges d'oxygène entre le sang et les neurones modifient le signal IRM. Cette différence de signal IRM entre les états de repos et de stimulation est analysée par informatique. Les images IRM dont le signal est rehaussé correspondent à la zone du cerveau impliquée dans la réponse au stimulus.

IV.2. L'imagerie fonctionnelle :

Permet d'étudier l'activité cérébrale, et donc de mettre en évidence des mécanismes du fonctionnement cérébral. Certaines modalités sont invasives et reposent sur le suivi d'un traceur radioactif (TEP, TEMP), nécessitant des installations parfois lourdes.

D'autres reposent sur l'observation non invasive des signaux électriques sur la surface du cerveau (Électro-encéphalogramme) ou des champs magnétiques induits par l'activité électrique des neurones (magnétoencéphalographie). L'IRM fonctionnelle repose quant à elle sur une mesure indirecte de l'activité cérébrale (effet BOLD) : elle met en évidence l'afflux sanguin transporteur d'oxygène nécessaire à l'activité des neurones.

IV.2.1. La tomographie par émission de positons (TEP) :

Est basée sur l'utilisation d'un traceur marqué par un atome radioactif, le Fluor 18 ou le Carbone 11, qui émet des positons. Après son injection dans l'organisme par voie intraveineuse, le traceur s'associe à sa cible biologique. Les positons, émis lors de cette association, s'annihilent avec les électrons environnant en émettant deux photons dans des

directions diamétralement opposées. Une couronne de détecteurs placée autour du patient va permettre de capter les photons de part et d'autre de la région cible. Le traitement de l'ensemble de ces captures conduira à la reconstitution, au besoin, d'une image 3D de la zone étudiée. Les atomes radioactifs utilisés pour la TEP ont une demi-vie courte (20 min à 2 h environ selon les isotopes) et l'essentiel de la radioactivité disparaît au bout de 10 demi-vies.

IV.2.2. La scintigraphie non-photonique :

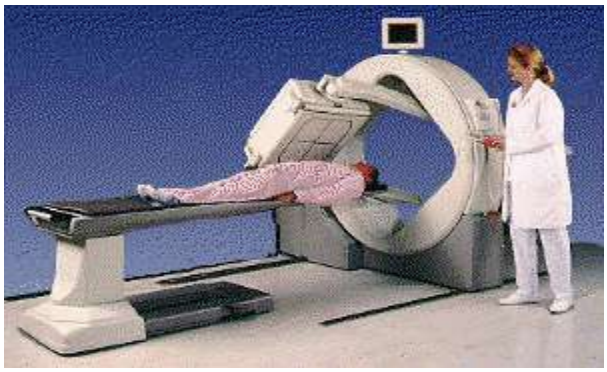
Repose sur l'utilisation de deux éléments fondamentaux : un traceur radioactif injecté au patient et une caméra sensible aux rayons gamma. Le traceur, marqué par un atome radioactif qui émet des photons dans toutes les directions, va se fixer spécifiquement sur l'organe à analyser. Les photons émis traversent le corps du patient jusqu'au gamma caméra. Cette dernière est équipée d'un collimateur qui ne laisse passer que les rayons parallèles aux espaces aménagés à cet effet. Leur rôle est de délimiter les points d'émission des photons. Le gamma caméra tourne autour du patient afin d'obtenir, après reconstitution informatique, des images 3D de l'organe étudié. Les atomes radioactifs utilisés pour l'imagerie scintigraphie ont une demi-vie courte (6h pour le Tc l'isotope le plus utilisé) et la radioactivité a disparu au bout de 10 demi-vies.



a



b



c



d

Figur.I.1-*Images Médicales 3-D (a-scanner, b-IRM, c-Scintigraphie (TEMP, TEP), d-Echographie)*

V.1. Tableaux comparatif des avantages et des inconvénients des IRM et de la radiologie :

Techniques	Avantages	Inconvénients
IRM	* images très nettes et possibilité de la voir en 2D et 3D. *inoffensif pour le corps et possibilité d'observer en entier le corps. *possibilité d'en faire un par jour.	pris de la consultation délais d'attente. Malheureusement certaine personne ne peuvent pas faire l'IRM (ce qui ont un pacemaker, la prothèse métallique ou un autre). Très couteux.
Scanner X	Examen rapide et bonne qualité d'image.	Utilisation des rayons X
Radiologie	Peu couteux facile et rapide à réaliser.	Utilisation des rayons X, image moins nette que celle l'IRM et que le scanner Agents mutagènes pouvant créer des modifications importantes dans le code génétique pouvant provoquer des maladies graves ou des cancers.

V.2 Examen de radiologie durant la grossesse :

A moins d'une indication formelle, tous les examens avec rayonnements ionisants sont à éviter :

- Chez la femme enceinte.
- Au cours de la deuxième partie du cycle en l'absence de contraception chez une femme non ménopausée.

Par «examens avec rayonnements ionisants», ou entend les examens suivants : radiographie standard, transit, lavement, urographie intraveineuse, examen tomodensitométrique (CT-scan).

A noter que l'effet tératogène des rayons X est particulièrement prononcé durant le premier trimestre de la grossesse.

Jusqu'à ce jour, aucun effet biologique délétère n'a été constaté après n examen par résonance magnétique. Toutefois selon le principe de précaution, on s'abstient de proposer un tel examen durant les trois premiers mois de la grossesse.

En cas d'investigations radiologiques durant une grossesse, le radiologue considérera en premier lieu une échographie. Dans cette situation, l'IRM apparait également comme une bonne alternative. La grossesse est une contre-indication relative(en particulier après le premier trimestre) et le radiologue discutera avec le médecin traitant de l'indication à l'examen, des informations obtenus, des risques et des bénéfices. Si toutefois le problème ne peut pas être résolu par une échographie ou une IRM et qu'un scanner s'avérerait indispensable, des précautions spéciales seraient prises (protocole '' low-dose '', tablier de protection si la région examinée laisse cette possibilité, etc...). Si un examen avec contracte iodé est effectué après 12 semaine d'aménorrhée, l'iode peut être capté par le fœtus et il est conseillé de faire contrôler la fonction thyroïdienne du bébé à sa naissance. [6]

VI. IRM (Imagerie Par résonance Magnétique)

VI .1. Définition de l'IRM :

L'imagerie par résonance magnétique (**IRM**) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir des vues en deux ou trois dimensions de l'intérieur du corps de façon non invasive avec une résolution en contraste relativement élevée. Elle s'avère ainsi particulièrement utile pour détecter des maladies ou troubles internes que des examens classiques n'ont pas réussi à identifier.

Aujourd'hui, l'**IRM** peut être utilisée pour observer des tissus variés : des organes comme le cœur ou le cerveau mais aussi des muscles et des tumeurs dont elle fournir une analyse très fine. Les champs d'application sont donc larges et l'IRM peut être réalisée pour explorer des pathologies osseuses cérébrales, rachidiennes, cardiaques, digestives, gynécologiques, vasculaires ou encore articulaires.

VI.2. Le fonctionnement de L'IRM :

L'IRM fournit des images en tranche de l'organisme. Contrairement au scanner qui utilise les rayons X, les images obtenues par résonance magnétique sont le résultat de l'interaction entre un champ magnétique crée par la machine et les atomes d'hydrogènes contenus dans l'organisme du patient.

L'appareil est en effet équipé d'un aiment très puissant et envoyant des ondes qui vont faire vibrer les noyaux d'hydrogènes contenus dans les tissus organiques. Le retour de ces noyaux d'hydrogène à leur état d'équilibre va engendrer la formation d'un signal dans une antenne réceptrice. Ce sont ces modifications qui vont être utilisées pour créer les images sur l'écran.

VI.3. L'examen IRM :

L'examen dure en général de 15 à 30 minutes. Mais la durée peut aller jusqu'à une heure pour un examen plus complet. Après avoir enlevé ses vêtements, le patient est allongé sur un lit. L'appareil est alors disposé sur la zone à examiner, puis le lit coulis doucement dans le mini-tunnel qu'est produit le champ magnétique.

Durant l'examen, le patient doit rester parfaitement immobile mais dispose, si quelque chose ne va pas, d'une sonnette pour prévenir le manipulateur.

L'examen est totalement indolore et ne présente aucun risque pour le patient. Il doit cependant avoir retiré absolument tous les objets métalliques (montres, ceintures, bijoux, etc.). Il doit aussi signaler à son médecin le port d'une pile cardiaque, valve ou prothèse qui pourraient perturber le déroulement de l'examen et présenter des risques pour le patient.

Généralement bien toléré. L'IRM peut parfois comporter des réactions allergiques sans gravité.

Après l'examen, vous vous rhabiller et rien ne s'oppose à ce que vous repartiez chez vous. (Si vous n'êtes pas hospitalisé bien sûr !!) . C'est un simple examen d'imagerie, (pas des médicaments, pas de fatigue). Vous pouvez reprendre la voiture et vos activités quotidiennes.

Concernant les résultats, vous n'aurez pas les résultats tout de suite. En effet, le radiologue doit interpréter les images obtenues et cela demande un peu de temps. Les résultats seront donc transmis à votre médecin traitant ou au service dans lequel vous êtes hospitalisé.

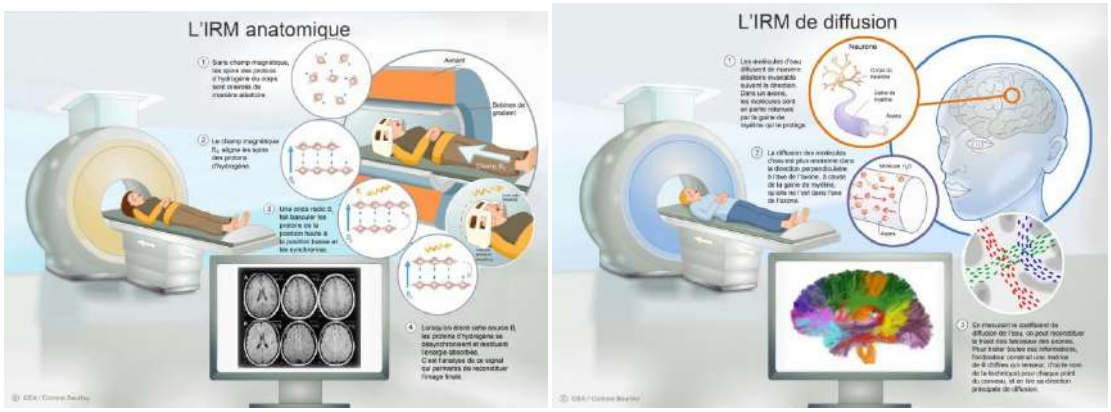


Figure :I.2 (a)IRM anatomique, (b)l'IRM de diffusion

VII. IRM cérébrale :

La tumeur cérébrale est l'une des principales causes Augmentation de la mortalité chez les enfants et les adultes dans le monde. Cerveau Tumeur est un groupe de cellules anormales qui pousse à l'intérieur du cerveau ou Autour du cerveau [7]. Beaucoup de différents Types de tumeurs cérébrales existent. Certaines tumeurs cérébrales sont non cancéreuses(Bénignes), et certaines tumeurs cérébrales sont cancéreuses (malignes). Le Fondation nationale des tumeurs cérébrales (FNBT) pour la recherche États membres estime que, chez les enfants, les tumeurs cérébrales un quart de tous les décès par cancer. De plus, la FNBT a fait état de la Dans les pays développés montrent que le nombre de personnes développer des tumeurs cérébrales et mourir d'elles a augmenté peut-être jusqu'à 300% au cours des trois dernières décennies [8].La détection précoce de la tumeur cérébrale est très importante et la motivation pour de nouvelles études. Dans le cerveau résonance magnétique Imagerie (IRM), la tumeur peut apparaître clairement, mais pour un traitement ultérieur, Le médecin a également besoin de la quantification de la tumeur région. Les techniques informatiques et de traitement d'image peuvent une grande aide dans l'analyse de la zone tumorale [9].De l'autre côté, la détection assistée par ordinateur (CAD).

Développement rapide au cours des deux dernières décennies. L'idée principale de la CAD est Pour aider les radiologues à interpréter les images médicales en utilisant des systèmes informatiques pour fournir des «seconds avis». Études sur les systèmes et technologies de CAO montrent que la CAO peut aider à l'exactitude diagnostique des radiologues, alléger le fardeau de la charge de travail, réduire le cancer manqué à cause de la fatigue, négligé ou données surchargées et améliorer la variabilité inter et intra-lecteurs [10].

La reconnaissance de formes est l'acte d'extraire des objets (Par exemple les lésions) dans les données brutes et prendre une décision basée sur un sortie du classificateur, comme classer chaque objet dans l'un des catégories de différents modèles.

En général, il existe deux types Des systèmes de CAO pour l'évaluation du cerveau, c'est-à-dire des systèmes qui détectent les lésions (Cerveau normal ou pathologique) et ceux qui différencient les maladies (Lésions bénignes ou malignes).

Généralement, Les systèmes CAO sont exécutables sur toutes les modalités d'imagerie et toutes sortes d'examens. Pour créer un CAD système, l'intégration de diverses opérations de traitement d'image(Techniques) telles que la segmentation d'images, l'extraction de la sélection et la classification sont essentielles.

En utilisant des images MR de cerveau basé sur plusieurs types de classificateurs d'apprentissage automatique.

VII.1. Techniques d'imagerie cérébrale :

Les techniques d'imagerie cérébrale permettent aux médecins et aux chercheurs activité ou des problèmes au sein du cerveau humain, sans Neurochirurgie. Il existe un certain nombre de techniques d'imagerie acceptées et sûres utilisés aujourd'hui dans les installations de recherche et le monde.

Les cellules qui alimentent le cerveau des artères sont Les tests de laboratoire de routine sont insuffisants pour analysé la chimie du cerveau. Il existe de nombreuses images modalités qui permettent aux médecins et aux chercheurs d'étudier cerveau en regardant le cerveau de manière non invasive [11]. La tomodensitométrie (CT), l'émission de positrons tomographie (PET) et l'IRM peuvent fournir des informations sur le cerveau tissu, à partir d'une variété de séquences d'excitation. Comparé à tous les d'autres modalités d'imagerie, l'IRM offre un contraste tissus cérébraux. L'IRM est efficace dans l'application de la tumeur cérébrale détection et d'identification, en raison du contraste élevé des tissus, une résolution spatiale élevée et ne produisant aucune nuisibles et est une technique non invasive [12].En outre, les images MR encapsulent des informations précieuses concernant de nombreux paramètres tissulaires (densité protonique(PD), les temps de relaxation spin-réseau (T1) et spin-spin (T2), la vitesse d'écoulement et le déplacement chimique), qui conduisent à une caractérisation plus précise des tissus cérébraux.

VIII. Conclusion :

Le premier appareil d'imagerie médicale à été découvert est la radiologie. Effectivement, c'est en 1895 que W.C.Röntgen a radiographié la main de sa femme. Il est cependant important de rappeler qu'aux débuts de la radiologie, les rayons X étaient utilisés à des fins multiples : dans les fêtes foraines où on exploitait le phénomène de fluorescence, dans les magasins où l'on étudiait l'adaptation d'une chaussure au pied des clients grâce au rayonnement et bien sûr, on les utilisait pour la radiologie médicale. Encore là, on fit quelques erreurs, par exemple en radiographiant les femmes enceintes.

Depuis, cette technique d'imagerie médicale est la plus utilisée, la plus rapide, est peu couteuse donc la plus accessible. Cependant, les images ne sont pas de très bonne qualité, et il est recommandé de ne pas passer beaucoup d'examens par an car les rayons X sont nocifs pour le corps humain : il faut faire en sorte d'en délivrer le moins possible.

Le scanner, s'inspirant de la technique de la radiographie par rayons X, a été découvert en 1972. C'est un appareil simple et pratique d'emploi, très utilisé dans le milieu médical qui sert surtout à diagnostiquer tumeurs, lésions et fractures.

L'IRM, découvert en même temps que le scanner, couple deux techniques : la résonnance magnétique et la radiofréquence. Il est très performant et révolutionnaire en ce qui concerne la qualité des images obtenues, notamment celles de cerveau en fonctionnement qui restait inconnu jusqu'à maintenant.

Beaucoup se pose la question de la différence entre le scanner et l'IRM : le scanner cérébral est plus rapide que l'IRM, mais ce dernier est beaucoup précis sur les tissus nerveux. Les données obtenues sont plus fiable et plus intéressantes avec l'IRM qu'avec le scanner pour les images du cerveau. De plus le scanner visualiser très bien les os ce qui n'est pas les cas pour l'IRM qui lui, cerne très bien les ligaments.

I. Introduction :

Dans le vaste champ de la recherche en imagerie médicale, la segmentation d'images est l'un des premiers sujets encore ouverts. Cette étape se situe entre d'une part l'acquisition de l'image et son amélioration et d'autre part sa description et la prise de décision finale conséquente. Notre objectif est de construire un cadre de segmentation efficace capable d'exploiter toutes sortes d'informations externes, c'est-à-dire des bases de données annotées via l'apprentissage statistique, d'autres images du patient via la Co-segmentation et l'entrée des utilisateurs via des interactions en direct. Ce travail est basé sur le cadre de déformation de modèle implicite, une méthode variation elle s'appuyant sur une représentation implicite de formes. Après avoir amélioré la formulation mathématique de cette approche, nous montrons son potentiel sur des problèmes cliniques difficiles.

Elle doit réaliser la tâche difficile d'extraire à partir d'une image numérique des informations 'utiles' permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans l'image. Le but de toutes les méthodes de segmentation est l'extraction d'attributs pour caractériser les objets. Ces attributs correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image.

Dans ce chapitre nous allons présenter dans la première patrie, la notion générale de la segmentation en analysant de manière plus précise les techniques du contour actif. Nous intéressons par le biais à la méthode d'ensemble de niveau. Dans la deuxième partie, nous décrivons les méthodes de segmentation en région. Nous nous intéressant dans cette partie à des méthodes de classifications telles que K-means et Fuzzy C-Means.

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes par rapport à un ou plusieurs critères. Les régions obtenues se distinguent les unes des autres par des différences significatives selon ces mêmes critères.

Après ces étapes, nous pouvons introduire un traitement sectoriel de différentes manières.

I. Définition de la segmentation :

La segmentation est une méthode de découpage du marché en sous-ensembles appelés segments distincts et homogènes. Cette méthode est utilisée pour des critères quantifiables

comme l'âge, le sexe… Les segments obtenus sont distincts. De manière générale, le mot segmentation désigne l'action de segmenter, ou le fait d'être segmenté. En particulier le mot est employé dans les plusieurs domaines, notamment le domaine de l'imagerie médical, la segmentation d'image est la division d'une image en zones homogènes afin de séparer les divers composants visibles et les identifier.

La segmentation est donc un outil central tant dans le domaine clinique que dans celui des neurosciences. Les images IRM souffrent cependant d'un grand nombre d'artefacts qui rendent leur segmentation automatique difficile : le bruit dans les données, dû à la mesure physique qui ne peut être qu'imparfaite ; les variations d'intensités au sein d'un même tissu ou d'une même structure, dont la source est à la fois matérielle et biologique ; l'effet de volume partiel, dû à la discrétisation de l'espace.

La segmentation consiste à extraire des points, des lignes ou des régions. Le choix d'une technique de la segmentation est liée à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture,…).

La segmentation fait référence aux notions de similarité comme les perçoit, le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche « région » et d'approche « frontière ».

II. **L'objectif de la segmentation** :

Est de fournir une interprétation de chaque voxel de l'image en leur attribuant une étiquette Pour les IRM cérébrales anatomiques, on considère généralement deux niveaux de description des données observées :

- une description basse niveau, la segmentation des tissus, qui vise à décrire la matière contenue dans chaque voxel. L'objectif est alors d'étiqueter l'encéphale selon les trois matières principales.
- Une description de plus haut niveau, la segmentation en structures qui vise à décrire l'appartenance des voxels à une région anatomique connue.

La segmentation est au cœur de nombreuses applications, tant dans le domaine clinique que des neurosciences.

a- **Applications cliniques** :

La segmentation d'IRM cérébrales en clinique permet :

- de suivre l'évolution de certaines maladies dégénératives. Par exemple, la segmentation du noyau caudé et le calcul de son volume sont impliqués dans des études sur la maladie de Huntington [13]. la maladie de Parkinson ou d'Alzheimer [14].
- la planification d'interventions neurochirurgicales et la simulation de l'acte. Lors de l'exécution de l'acte elle permet la visualisation virtuelle du cortex et des structures sous-corticales, ainsi que l'aide au guidage pour le neurochirurgien.
- d'introduire des connaissances supplémentaires dans des modèles biomécaniques. Par exemple [15] injectent dans un modèle de « brain shift » des propriétés de déformations spécifiques selon les tissus.

b-**Applications en neurosciences :**

La segmentation est aussi une étape centrale dans de nombreuses chaînes de traitements liées à des études neurocognitives : [16]

- elle est utilisée pour quantifier la variabilité interindividuelle, par exemple lors d'études statistiques sur la morphologie des structures cérébrales.
- elle permet de mettre en évidence des différences anatomiques entre différents sujets (Voxel Based Morphometry ou VBM).
- la segmentation des tissus permet la reconstruction 3D du cortex, sur laquelle on peut ensuite projeter les activations de l'IRM fonctionnel. La segmentation des structures sous-corticales permet dans ce cas de différencier matière grise du cortex et matière grise des structures sous-corticales, améliorant la reconstruction 3D du cortex.

IV.1. Approche frontière (contour)

Dans une image numérique, les contours se situent entre les pixels appartenant à des régions ayant des intensités moyennes différente ; il s'agit de contours de type « saut d'amplitude ». Un contour peut également correspondre à une variation locale d'intensités présentant un maximum ou un minimum ; il s'agit alors de contour « en toit ».

La notion de « frontière » est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points **[17].**

Donc l'approche locale de détection de contour consiste à balayer l'image avec une fenêtre définissant la zone d'intérêt. A chaque position, un opérateur est appliqué sur les pixels de la fenêtre afin d'estimer s'il y a une transition significative au niveau de l'attribut choisi. A partir des pixels susceptibles d'appartenir à un contour, il faut ensuite extraire des contours fermés **[18].**

IV.1.1. *Les approches dérivatives :*

Les approches dérivatives sont les plus immédiates pour détecter et localiser les variations du signal. Les contours sont assimilés aux points de fort gradient ou de dérivée seconde nulle **[17].**

a) Opérateurs dérivatifs du premier ordre

1) Gradient

2) Opérateurs de Prewitt et de Sobel

3) Opérateur de Roberts

b) Opérateurs dérivatifs du deuxième ordre

- Opérateur du Laplacien

c) Opérateurs optimaux **:**

L'opérateur de Sobel introduit une pondération au niveau des moyennes locales calculées de chaque côté du pixel central. Plusieurs travaux ont cherché à optimiser cette pondération.

Canny, en 1983, a postulé trois critères de bonne détection de contours **[19]** :

- Robustesse au bruit
- Bonne localisation,
- Faible multiplicité des maxima dus au bruit.

En supposant qu'un contour peut se modéliser comme un échelon perturbé par un bruit blanc additif, Canny a traduit chaque critère en termes mathématiques, ces critères utilisés ensuite, pour optimiser le filtre de lissage f(x) et le filtre différentiel correspondant.

$$g(x)=\frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad \textbf{\textit{II.1}}$$

L'optimisation de la robustesse au bruit et de localisation, sous la contrainte d'une distance moyenne minimale entre les réponses multiples, a un filtre différentiel g qui rassemble à la première dérivée d'une gaussienne **[20].**

IV.2. *Approche région* :

La notion de « région » fait référence à des groupements de point ayant des propriétés communes. Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique **[17].**

Donc, la segmentation par approche région consiste à rechercher des ensembles de pixels connexes ayant des caractéristiques de luminosité commune.

IV.2.1. Segmentation par seuillage :

La segmentation par seuillage utilise l'histogramme pour extraire les différentes régions de l'image

Le seuillage est une technique simple, non contextuelle, globale, qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur. Il permet de classer les pixels en deux catégories, ceux dont la mesure est inférieure au seuil (S) et ceux dont la mesure excède ou égale le seuil.

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 \; si \; f(x,y) < s \\ 1 \; si \; f(x,y) \geq s \end{cases} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \; (\textbf{\textit{II.2}})$$

La transformation produite une image binaire. Les techniques de seuillage présentent de nombreuses variantes. Le seuillage peut être manuelle, adaptatif ou bien automatique (basé sur la méthode d'Otsu) **[21]**.

La méthode d'Otsu : La méthode développée par Otsu ne s'applique que dans le cas de la binarisation; segmentation d'image en deux catégories (le fonds et les objets).

L'idée est de chercher un seuil permettant d'obtenir les deux classes en minimisant une fonction de coût. On va alors essayer diverses valeurs de seuil et choisir celui qui sépare l'histogramme de façon optimale en deux classes (qui minimise la variance intra-classe). En supposant que le nombre de niveaux de gris est 256 et que l'histogramme est noté h(i).

IV.2.2. Segmentation par croissance de région (région growing) :

· La méthode de croissance de régions est une méthode de fusion.

· L'image est décomposée en primitives 'régions' (une région ≡ un seul pixel).

· Celles-ci sont ensuite regroupées de manière itérative selon un ou plusieurs critères de similarité, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de fusion possible.

IV.2.3. Segmentation par division/rassemblement (split and merge) :

Le processus est décomposé en deux étapes :

- **Division :** analyse de chaque région R_i. Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement.

- **Rassemblement :** Si l'union de deux régions voisines (R_i , R_j) vérifie le critère d'inhomogénéité: fusion des régions.

Soit R_i. (i = 1, ...n) un ensemble de régions effectuant la partition d'une image, et soit P un prédicat mesurant l'homogénéité de ces régions.

Si P (R_i= faux : R_i non homogène (subdivision des régions ou split).

Si P (R_iU R_j= vrai (i ≠ j et R_i U R_j= ensemble connexe): $R_i$et $R_j$sont homogènes et doivent être fusionnées (fusion des régions ou merge).

V. Segmentation par classification :

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes [21].

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents.

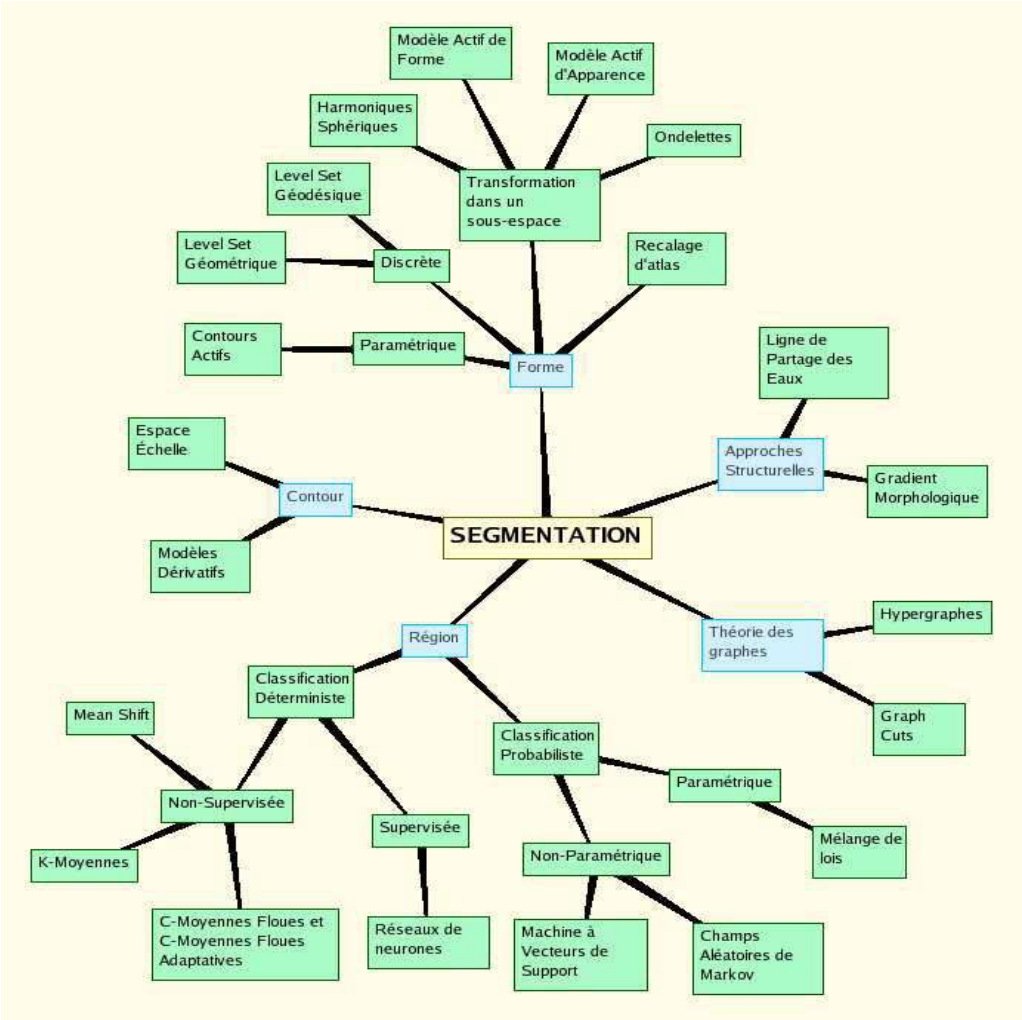


Figure. II.1 *– Classification des différentes méthodes de segmentation.*

V.1. Méthodologie de la classification :

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets. Cette méthode comporte généralement deux phases fondamentales :

– une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des objets et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets.

– une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

La classification peut être supervisée ou non supervisée [21].

a) Méthodes supervisées :

Les méthodes de classification supervisées supposent la connaissance a priori de l'appartenance de chaque échantillon de l'ensemble d'apprentissage à une classe donnée, ce qui revient à supposer une connaissance a priori sur l'image à segmenter [17].

Dans notre cas, il s'agit la segmentation des images médicales IRM cérébrales.

La classification supervisée de ces images nécessite à la création d'une base d'apprentissage pour chaque classe et pour chaque patient ce qui est en elle-même une tâche très fastidieuse pour les experts. C'est pour cette raison qu'on s'intéresse aux méthodes non supervisées.

Réseaux de neurones

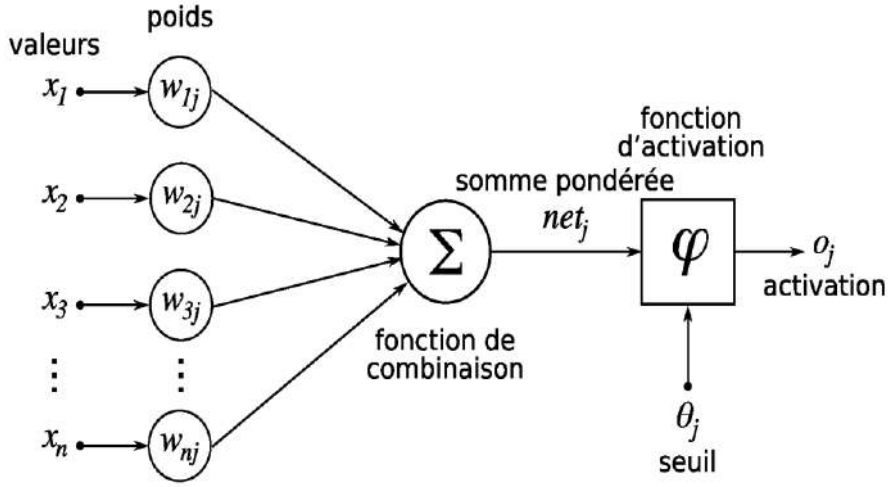


Figure II.2– Structure d'un neurone artificiel. Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

b**) Méthodes non Supervisées (Automatiques) :**

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il

n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre [17].

V.2. Méthodes de classification :

La majorité des algorithmes de classification peuvent être divisés en deux catégories :

a) Classification hiérarchique :

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes et descendantes. Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux [21].

b) Classification non hiérarchique (partitionnelle) :

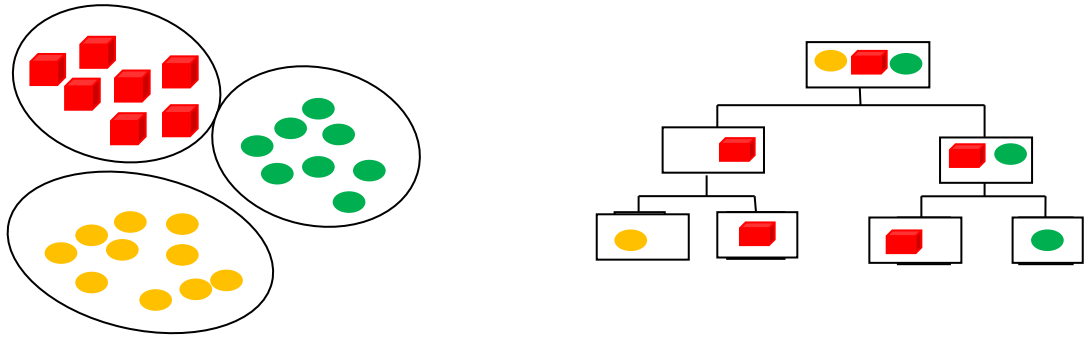
Il n'y a pas de hiérarchie. Dans la plupart de ces méthodes, le choix a priori du nombre de classes est nécessaire. Les points d'initialisation peuvent être des points du nuage pris au hasard ou les centroïdes d'une partition préalable. Les classes obtenues n'ont pas plus d'importance les unes que les autres.

Nous distinguons deux types de classification partitionnelle :

– classification dure

– classification floue

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la méthode de classification k-Means (k moyennes) et nous présentons ensuite, les méthodes de classification basée sur la théorie des sous-ensembles flous [21]



Classification non hiérarchique *Classification hiérarchique*

Figure II.3. *Les deux types de clustering hiérarchique /non hiérarchique.*

Les méthodes de segmentation des tumeurs cérébrales peuvent être classées en trois catégories segmentation manuelle, segmentation semi-automatique et pleinement segmentation automatique. Les sections suivantes donnent une description de Chaque catégorie, certains de ses principaux avantages et inconvénients Sont délimités.

a. **Segmentation manuelle :**

La segmentation manuelle des tumeurs cérébrales implique le dessin manuel des limites de la tumeur et les structures d'intérêt, ou la peinture de la région des structures anatomiques avec différentes étiquettes [23]. Dans la segmentation manuelle, les experts humains (radiologistes, anatomistes, technologues formés) Non seulement on peut utiliser les informations présentées dans l'image, mais aussi utiliser des connaissances supplémentaires telles que l'anatomie, etc. La délimitation manuelle nécessite des outils logiciels avec des Interfaces graphiques pour faciliter le dessin des régions d'intérêt et affichage de l'image. En pratique, la sélection de la région tumorale, qui est la région d'intérêt (ROI), est fastidieuse et prend beaucoup de temps. Les scanners IRM génèrent plusieurs bidimensionnels sections transversales (tranches), et l'expert humain doit passer par l'ensemble de données tranche par tranche pour choisir les plus représentatifs des régions concernées sont soigneusement délimitées [24]. La segmentation manuelle des tumeurs cérébrales se fait généralement en fonction d'une seule image avec amélioration d'intensité fournie par un contraste injecté [25]. Toutefois, si la personne qui tire le ROI n'est pas un radiologue, technologue anatomiste, formé qui maîtrise bien l'anatomie du cerveau, il produira probablement des résultats de segmentation médiocres. Comme un Résultat, les images segmentées sont moins optimales Effet "décapage" [19].Inutile de dire que la délimitation ROI manuelle est également

Dépendante de l'opérateur et que les régions sélectionnées sont sujettes à de grandes variabilité intra et intérieur [26].

Toutefois, la segmentation manuelle est encore largement utilisé dans les essais cliniques, surtout lorsque la connaissance et l'expertise humaines sont nécessaires pour distinguer les tissus.

a.1 Les inconvénients de la segmentation manuelle :

La segmentation manuelle sur chaque coupe, très couteuse en temps humain (une segmentation manuelle de quelques structures sur un seul volume IRM peut prendre une demi-journée), a longtemps été utilisée. Le contraste étant faible, certaines frontières entre régions sont difficilement délimitables.

b. La segmentation semi-automatique :

Dans la segmentation semi-automatique de la tumeur cérébrale, l'intervention d'un opérateur humain est nécessaire pour initialisation de la méthode, Pour vérifier l'exactitude du résultat de la segmentation manuelle, la plupart des recherche en cour s'adresse à la segmentation semi-automatique de tumeurs cérébrales dans l'intention d'avoir le moins d'interaction humaine possible, les principaux composants d'une interactive tumeur cérébrale, les méthodes de segmentation sont la partie de calcul , la partie interactive et l'utilisateur interface.

La partie de calcul correspond à une ou plusieurs pièces de programme capable de générer une délimitation de tumeur donnée.

La partie interactive est responsable de la médiation des informations entre l'utilisateur et la partie de calcul, Il Traduit le résultat produit par la partie de calcul en commentaires visuels à l'utilisateur et les données saisies par l'utilisateur dans les paramètres du programme.

c. Segmentation automatique :

Dans les méthodes automatiques, l'ordinateur détermine la segmentation de la tumeur sans aucune interaction humaine. Pleinement Les méthodes automatiques intègrent généralement l'intelligence humaine et Connaissances antérieures dans les algorithmes. L'étude de la segmentation automatique des tumeurs cérébrales représente un problème de recherche intéressant dans l'apprentissage automatique et la reconnaissance des motifs, Car

cela représente un problème que les humains peuvent apprendre à faire efficacement. Cependant, le développement de méthodes automatiques très précises Reste un problème difficile. Cela s'explique facilement par le fait Que les humains doivent utiliser un traitement visuel de haut niveau et doit Incorporer des connaissances de domaine spécialisées pour effectuer cette tâche [25], Ce qui rend le développement de méthodes automatiques extrêmement difficile. Bien que cela soit vrai pour beaucoup de reconnaissance de formes et problèmes de vision, la segmentation de la tumeur cérébrale a plusieurs propriétés qui réduisent l'avantage que les humains ont sur les machines. Par exemple, les propriétés anatomiques du cerveau peuvent être soulignées par l'apparence de la tête dans les images MR est relativement prévisible, Le cerveau est bien quantifié structurellement, et le comportement de différents types de tissus dans différentes modalités de IRM sont bien caractérisés. En outre, s'il n'y a pas de composante temporelle, le cerveau reste Stationnaire, donc capable de suivre visuellement les objets au fil du temps sans aucun avantage.

VI. Algorithme k-means :

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

Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters.

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

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïdes de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.

2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances

(Généralement selon une mesure de distance euclidienne).

3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.

4. Réitérer les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite [15].

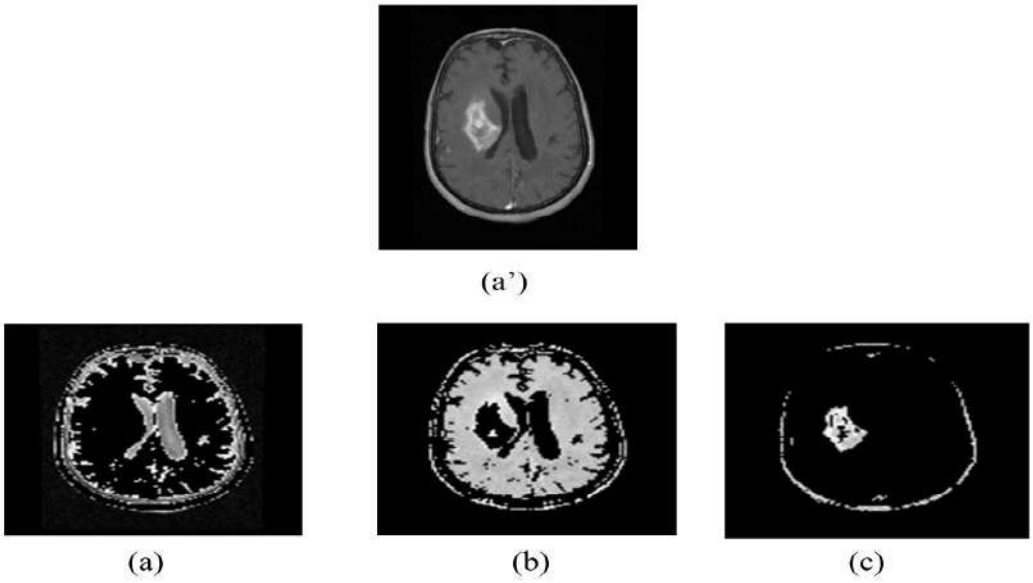


Figure II.4: *Résultat de la segmentation par k-means pour le nombre de classe (K=3), (a') : image initiale, (a) : 1ère classe, (b) : 2ème classe, (c) : 3ème classe.*

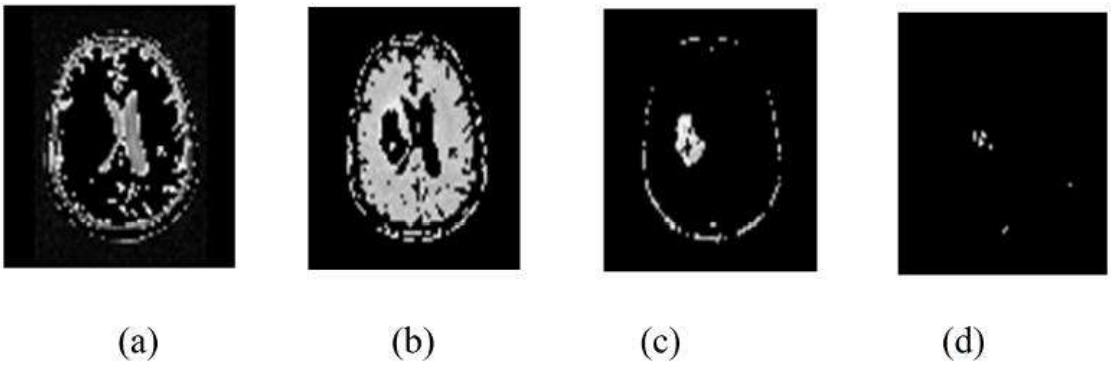


Figure II.5*: Résultat de la segmentation par k-means pour le nombre de classe (K=4),*

(a) : 1ère classe, (b) : 2ème classe, (c) : 3ème classe, (d) : 4ème classe.

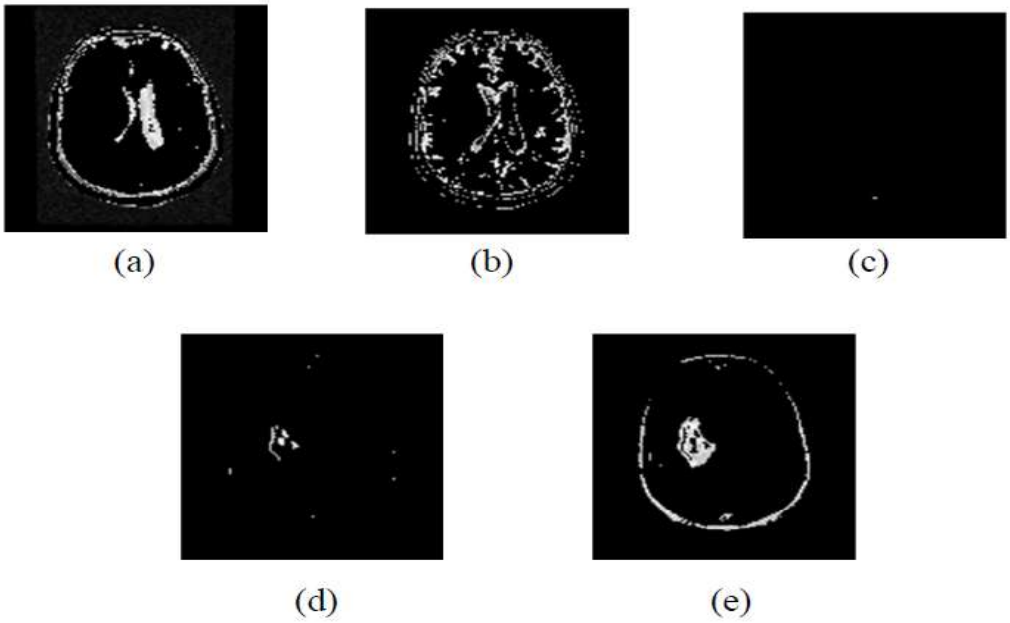


Figure .II.6: *Résultat de la segmentation par k-means pour le nombre de classe (K=5),*

(a) :1ère classe, (b) : 2ème classe, (c) : 3ème classe, (d) : 4ème classe, (e) : 5ème classe.

VII. Conclusion :

La segmentation de la tumeur cérébrale consiste à séparer les différents tissus tumoraux (tumeur solide ou active, œdème, et la nécrose) des tissus cérébraux normaux: matière grise (MG), matière blanche (MB) et liquide céphalo-rachidien

(LCR). Dans les études sur les tumeurs cérébrales, l'existence de tissus anormaux peut être facilement détectable la plupart du temps.

Plusieurs méthodes sont proposées pour le problème général de la classification. Ils

différent par les mesures de proximités qu'ils utilisent ,la nature des données qu'ils traitent et l'objectifs finale de la classification ,chacune de ces méthodes possède ses points forts et ses points faibles, et Si des problèmes de temps d'exécution se posent, alors c'est les méthodes des K-means qui a traité dans le chapitre suivant.

1.K-means

I. introduction :

En quelques mots, la classification automatique est la tâche qui consiste à regrouper, de façon non supervisée , un ensemble d'objets ou plus largement de données, de telle manière que les objets d'un même groupe (appelé cluster) sont plus proches (au sens d'un critère de (dis)similarité choisi) les unes au autres que celles des autres groupes (clusters). Il s'agit d'une tâche principale dans la fouille exploratoire de données, et une technique d'analyse statistique des données très utilisée dans de nombreux domaines, y compris l'apprentissage automatique, la reconnaissance de formes, le traitement de signal et d'images, la recherche d'information, etc. L'idée est donc de découvrir des groupes au sein des données, de façon automatique [27].

Dans ce cadre plusieurs méthodes ont été développées, la plus populaire est celle des k moyennes (K-means), elle doit sa popularité à sa simplicité et sa capacité de traiter de larges ensembles de données [28].

II. Historique :

La méthode des *k*-means a été introduite par J. McQueen [29] en 1971 et mise en œuvre sous sa forme actuelle par E. Forgy [30]. De nombreuses variantes se sont succédées depuis afin d'étendre ses capacités de classification (séparations non linéaires) : *kernel k*-means [31](*k*-means basée sur des méthodes à noyaux), améliorer ses performances : global-*k*-means [32] *k*-Harmonic means [33], automatiser le choix du nombre de clusters : Gaussien-means [34]X-means [35]

Dans le cadre de la classification non supervisée, on cherche généralement à partitionner l'espace en classes concentrées et isolées les unes des autres. Dans cette optique, l'algorithme des *k*-means vise à minimiser la variance intra-classe, qui se traduit par la minimisation de l'énergie suivante :

$$E=\frac{1}{2}\sum_{c\epsilon\mathbb{C}}\sum_{x\in c}||x-m_c||^2 \dots\dots\dots\dots\dots (III.1)$$

$$=\frac{1}{2}\sum_{c\in\mathbb{C}}\#c*V(c) \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (III.2)$$

$$E=\frac{1}{2}\sum_{x\in\mathcal{D}}\min_{c\epsilon\mathcal{C}}||x-m_c||^2 .\dots\dots\dots. (III.3)$$

Avec $\mathbb{C}$ l'ensemble des clusters et pour chaque cluster $\mathcal{C}$, m_c son centre (appelé noyau), ***V(c)*** sa variance, $\#\mathcal{C}$le nombre de ses éléments $\mathcal{D}=\bigcup c$et $c\in\mathcal{C}$ l'ensemble des données que l'on cherche à classer.

Algorithme:

La minimisation de l'énergie (étape 1) peut se réaliser par une descente de gradient sur les noyaux dont les propriétés de convergence ont été étudiées par [3]. Elle peut se traduire par les étapes suivantes :

1. initialisation des noyaux.

2. mise à jour des clusters.

3. réévaluation des noyaux.

4. itérer les étapes **2.** Et étape **3.** Jusqu'à stabilisation des noyaux. L'algorithme **1** récente ces étapes de façon plus formelle.

III. Définition :

L'algorithme k-means mis au point par McQueen en 1967[36], un des plus simples algorithmes d'apprentissage non supervisé appelée algorithme des centres mobiles [37][38] , il attribue chaque point dans un cluster dont le centre (centriole) est le plus proche. Le centre est la moyenne de tous les points dans le cluster , ses coordonnées sont la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les Points dans le cluster c'est à dire chaque cluster est représentée par son centre de gravité.

IV. Convergence et initialisation des k-means:

L'algorithme ainsi défini converge vers un minimum local de l'énergie, qui se traduit par une partition de l'espace des données en des classes séparées par des hyperplans et réalise une dessellassions de Voronoï basée sur les noyaux des clusters.
La qualité de la solution ainsi trouvée dépend fortement des noyaux initiaux. De plus la sensibilité de l'algorithme à l'initialisation est d'autant plus grande que la dimensionnalité des données est grande [39].
De nombreuses stratégies ont été élaborées afin d'établir une bonne initialisation aux k-means:

- estimation de la matrice de variance des clusters [40] et [41].
- réduction de la base de données [39].
- tirage aléatoire dans une boule autour du centre de gravité des données.
- tirage aléatoire des noyaux dans les données avec plusieurs lancés des k-means : la solution d'énergie minimale est conservée.
  Certaines variantes de l'algorithme des k-means sont moins sensibles aux noyaux initiaux :

- global-*k*-means [42].
- *K*-Harmonic Means [43] basée sur la moyenne harmonique.

V. Choix du nombre *K* de clusters :

L'algorithme classique des *k*-means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. Généralement le choix de K est fait empiriquement en sélectionnant la valeur de K qui minimise l'énergie [40].
Différents critères permettent d'estimer le nombre de clusters en minimisant la distance intra-classes et à maximiser la distance interclasses (par exemple en segmentation d'images couleurs [44]).
De nombreuses stratégies permettent de déterminer le nombre de clusters pendant le déroulement de l'algorithme. Ces méthodes sont basées sur un processus itératif au cours duquel on choisit de subdiviser les clusters précédemment établis en se basant sur un critère statistique (par exemple grâce aux BIC : *Bayesian Information Criterion*) : Gaussien-means [34] et *X*-means [35].

Une méthode spécialement adaptée à la segmentation d'images couleurs a été développée par L. Lucchese [45]. Cette technique réalise une première classification par la méthode des *k*-means dans l'espace des chrominances **UV**, suivie de plusieurs classifications successives dans l'espace des luminances **Y**.

V.1. *k*-means et segmentation d'images :

Les méthodes de classification (*clustering*) issues de l'analyse de données permettent de regrouper des objets possédant des propriétés similaires. Elles constituent donc une approche naturelle pour réaliser une segmentation d'images.
La méthode des *k*-means a été très utilisée dans ce contexte [46], d'une part pour sa simplicité de mise en œuvre et d'autre part car elle peut fournir une bonne approximation de la segmentation recherchée. Néanmoins cette méthode souffre d'un défaut qui a son importance en segmentation d'images : elle introduit des discontinuités spatiales assez fortes aux frontières des classes. Des méthodes de régularisation sont donc généralement employées pour renforcer la connexité et ainsi réduire le nombre de composantes connexes de chaque classe.

a. Résolution des problèmes de connexité spatiale:

De nombreuses variantes de l'algorithme de1s *k*-means introduisant des informations de cohérence spatiale ou de connexité ont été développées pour améliorer la qualité de la segmentation réalisée par cette méthode.
Certaines approches consistent en la minimisation d'une énergie modifiée :

$$E= \lambda\mathcal{D} + (1-\lambda)\mathcal{V}^{*} \text{avec} 0 \leq \lambda \leq 1 \text{.....(III.4)}$$

Où $\mathcal{D}$sont une mesure de connexité spatiale des classes et $\mathcal{V}^{*}$ l'énergie des *k*-means normalisée.

VI. Exemples d'applications :

· Marketing : segmentation du marché en découvrant des groupes de clients distincts à partir de bases de données d'achats.

· Environnement : identification des zones terrestres similaires (en termes d'utilisation) dans une base de données d'observation de la terre.

· Assurance : identification de groupes d'assurés distincts associés à un nombre important de déclarations.

· Planification de villes : identification de groupes d'habitations suivant le type d'habitation, valeur, localisation géographique, … [47].

VII. Algorithme k-means :

Entrée
Ensemble de N données, noté par x
Nombre de groupes souhaité, noté par k
Sortie
Une partition de K groupes {C*1*, C2,...C*k* }
Début
1) Initialisation aléatoire des centres C*k* ;
Répéter
2) Affectation : générer une nouvelle partition en assignant chaque objet au groupe dont le centre est le plus proche :
$x_i \in C_k \, Si \, \forall \, j \, |x_i - \mu_k| = min \, |x_i - \mu_j|$ (1)
Avec μk le centre de la classe K ;
3) Représentation : Calculer les centres associe à la nouvelle partition ;

$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{X \in C_k} x_i$ (2)

Jusqu'à convergence de l'algorithme vers une partition stable ;
Fin.

La principale limite de cette méthode est la dépendance des résultats des valeurs de départ (centres initiaux). À chaque initialisation correspond une solution différente (optimum local) qui peut dans certain cas être très loin de la solution optimale (optimum global). Une solution naïve à ce problème consiste à lancer l'algorithme plusieurs fois avec différentes initialisations et retenir le meilleur regroupement trouvé. L'usage de cette solution reste limité du fait de son coût et que l'on peut trouver une meilleure partition en une seule exécution [48] .

VIII. Les différentes versions de k-means :

VIII.1. Global k-means :

Global k-means [38] est une solution au problème d'initialisation du k-means, elle est fondé sur les données et vise à atteindre une solution globalement optimale. Elle consiste à effectuer un clustering incrémental et à ajouter dynamiquement un nouveau centre suivi par l'application du k-means jusqu'à la convergence.

Les centres sont choisis un par un de la façon suivante : le premier centre est le centre de gravité de l'ensemble des données (résultat de l'application du k-means avec k=1), les autres centres sont tirés de l'ensemble de données ou chaque donnée est une candidate pour devenir un centre, cette dernière sera testée avec le reste de l'ensemble, le meilleur candidat est celui qui minimise la fonction objectif

$$J = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in C_i} ||x_j - c_i||^2 \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad III.5$$

L'algorithme suivant permet d'illustrer le principe

Entrée
Ensemble de N données, notés par x ;
Nombre de groupes souhaiter, noté par k ;
Sortie
Une partition de K groupes $\{ C_1 , C_2 , \ldots C_k \}$
Début
1) C1 = Centre de gravité de l'ensemble des données ;
Répéter
2) Initialiser les centres i-1 par le résultat de l'étape précédente ;
3) Trouver l'iéme centre :
Pour chaque donnée x faire
3.1) Considère x comme étant le iéme centre ;
3.2) Affecter les données aux plus proche centre ;
3.3) Calculer l'erreur quadratique pour $C_i = x$ *;*

$$J = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in C_i} \left|\left|x_j - c_i\right|\right|^2$$

Fin faire
3.4) Garder le centre Ci = x qui minimise l'erreur quadratique ;
4) Appliquer le k-means jusqu'à la convergence ;
*Jusqu'à obten*ir une partition en k groupes

) :

Cette approche incrémental de classification est similaire à celle du globale k-means, la différence entre elles réside dans les points suivant :

· Le nombre de points initiaux, dans notre cas deux au lieu de un seul dans le global k-means.

· La recherche du nouveau centre ce limite à la recherche de l'élément le mal classé au lieu de testé toutes les données.

b. **Algorithme :**

Entrée
Ensemble de N données, notés par x ;
Nombre de groupes souhaiter, noté par k ;
Sortie
Une partition de K groupes $\{C_1, C_2, \ldots C_k\}$
Début
1) $C_1 = x_1$;
$C_2 = x_2$; *avec d* $(x_1, x_2) = max_{i,j \in \{1,\ldots,N\}, i \neq j}(d(x_i - x_j))$
Répéter
2) Initialiser les centres i-1 par le résultat de l'étape précédente ;
3) Trouver l'iéme centre Ci:

$$C_i = x : x = max_{i \in [1,n]}(d_{k-1}^i)$$

Avec d_{k-1}^i *la distance entre xi et son plus proche centre parmi les k-1 centre*
4) Appliquer le k-means jusqu'à la convergence ;
Jusqu'à obtenir une partition en k groupes ;
Fin.

Grâce au faible cout de la stratégie de choix du nouveau centre, il est clair que l'approche proposée est plus rapide que le global k-means [49].

IX. Avantages de k-means :

Nous pouvons citer quelque avantages de k-means par :

· L'avantage de ces algorithmes est avant tout leur grande simplicité.

· Tend à réduire l'erreur quadratique.

· Applicable à des données de grandes tailles [50].

X. Inconvénients :

· Le nombre de classe doit être fixé au départ.

· Ne détecte pas les données bruitées.

· Le résultat dépend de tirage initial des centres des classes.

· Les clusters sont construits par rapports à des objets inexistants (les milieux)

2. La reconstruction 3D :

L'imagerie médicale tridimensionnelle est apparue avec la mise au point de différentes modalités d'acquisition d'image tel que la tomographie X(CT), l'échographie ultrasonore et l'imagerie par résonnance magnétique IRM, les images obtenue sont des séries de coupes 2D. Cette visualisation n'est pas suffisante pour déduire les caractéristiques nécessaires au diagnostic. Afin de proposer à l'utilisateur médical des outils performants et puissant d'analyse et de visualisation des volumes, on a recours à la reconstruction 3D. Le principe de la reconstruction de formes tridimensionnelles à partir de piles d'images 2D parallèles (coupes 'sériées') consiste à extraire des structures géométriques représentant l'image 3D. Nous présentons dans ce papier la méthode de « Marching cubes» qui permet d'obtenir de très bonnes approximations des surfaces d'origines et, associé à des algorithmes d'amélioration et de lissage, les surfaces obtenues sont très proches de la réalité.

I. Définition de la reconstruction :

La reconstruction tridimensionnelle d'un ensemble de points informe sur la structure géométrique de ce même ensemble.

Les différentes approches de la reconstruction tridimensionnelle

- Reconstruction projective

Quand les points sont définis dans un repère projectif. Une telle reconstruction ne contient donc pas d'information critique (absence de la notion d'angle, de longueur, parallélisme ...).

- Reconstruction affine

Quand les points sont définis dans un repère affine. Une telle reconstruction contient des informations affines (rapport de longueurs, parallélisme).

- Reconstruction euclidienne

Quand les points sont définis dans un repère euclidien. Cette dernière reconstruction est la plus riche; elle contient les informations que l'homme a l'habitude de manipuler. Nous parlerons dans ce cas de reconstruction euclidienne, car le facteur d'échelle absent ici ne pose pas de problème particulier.

II. Principe de la reconstruction 3D :

Le principe de la reconstruction de formes tridimensionnelles à partir de piles d'images 2D parallèles (coupes 'sériées') d'une structure anatomique se fait par des techniques de rendu surfacique ou volumique qui sont basées sur une segmentation automatique ou manuelle des structures à reconstruire dans les images 2D.
Plusieurs facteurs influence la précision et la qualité des méthodes de reconstructions 3D à partir des acquisitions en coupes sériées : l'épaisseur des coupes, la distance entre deux tranches d'acquisition successives, la qualité de la segmentation et l'algorithme de reconstruction utilisé. Il est évident que plus les coupes ne sont fines et rapprochées, meilleur sera la précision des reconstructions tridimensionnelles obtenues.

3. **conclusion** :

Ce chapitre est composé à deux parties; dans la première partie nous avons expliqué L'algorithme du K-Means. Ce dernier fut l'une des approches non-hiérarchiques les plus populaires. Il est l'outil de classification le plus utilisé dans les applications scientifiques et industrielles. Quoiqu'il ne fonctionne pas très bien pour les attributs catégoriels, il a un bon sens géométrique et statistique pour les attributs numériques. Pour cette raison on a choisit la version incrémental pour appliquer le K means dans notre application qui sera détaillé dans le chapitre suivant.

I. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes d'implémentation de notre algorithme de segmentation, ainsi les résultats de cet algorithme appliqué sur des images IRM cérébrales

L'implémentation de l'algorithme a été réalisée en utilisant le logiciel MATLAB version (R2015b).

Le domaine d'intérêt de notre travail c'est le traitement d'image, l'imagerie médicale, segmentation, modélisation 3D…

L'objectif de notre travail :

Est de développer des méthodes et des algorithmes de segmentation et modélisation tridimensionnelles à partir des images IRM cérébrales.

II. L'environnement de travail :

II.1. Outil de développement (Matlab R2015a) :

Est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et fortran. Les utilisateurs de MATLAB (environ un million en 2004) sont de milieux très différents comme l'ingénierie, les sciences et l'économie dans un contexte aussi bien industriel que pour la recherche. Matlab peut s'utiliser seul ou bien avec des toolbox (« boîte à outils »). [51]

III. Elément d'anatomie cérébrale :

Cette section présente quelques notions élémentaires d'anatomie cérébrale. Elle définit les termes et concepts essentiels qui permettent de mieux comprendre ce que l'on observe avec l'imagerie cérébrale.

III .1. **L'encéphale, centre du système nerveux central :**

L'encéphale (du grec en, dans, et képhalê, tête ; qui est place dans la tête) est la partie du système nerveux contenue dans la boîte crânienne et reposant sur la base du crâne.

Il comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral. (Voir Figure ***IV.1***.b) :

- **Le cerveau** (du latin cérébrum) occupe la majeure partie de l'encéphale et est divisé en 2 Hémisphères cérébraux : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. La surface du cerveau présente de nombreux replis, avec un grand nombre de circonvolutions limitées par des sillons.

  Certains sillons plus profonds, les scissures, permettent de diviser chaque hémisphère en 4 lobes : le lobe frontal, le lobe pariétal, le lobe temporal et le lobe occipital. Chaque lobe comprend des zones bien précises impliquées dans des fonctions spécifiques (motricité, sensibilité etc.).

- **Le cervelet** (du latin cribellum, diminutif de cérébrum) est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celles qui amènent les messages sensoriels vers les zones du cortex qui en font L'analyse ; et celles qui partent du cortex et descendent vers les muscles pour les faire se contracter.

  Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements du corps.

- **Le tronc cérébral** représente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau et le cervelet. Il est responsable en particulier de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque. C'est ´également un centre de passage des voies motrices et sensitives, ainsi qu'un centre de contrôle de la douleur.DFN ?+PKNBPKNB

  Le poids moyen de l'encéphale est de 1400 à 1800 grammes. Il est enveloppé et protège par des membranes appelées méninges : la dure-mère (la plus externe), l'arachnoïde, et la pie-mère (la plus interne).

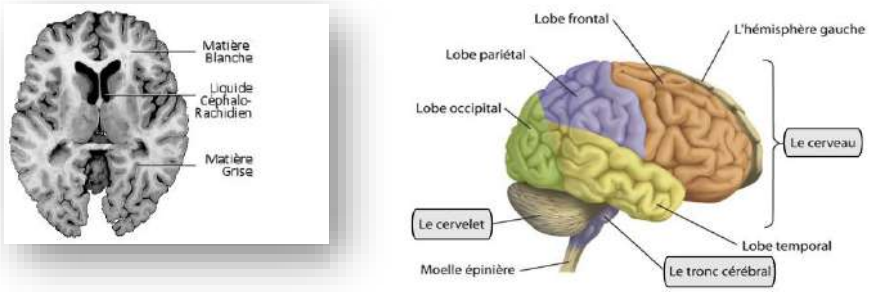


Image (a) image(b)

Figure IV.1 *image(a), image(b)*

L'image (b) illustre l'encéphale, composée du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral.

L'image (a) montre une coupe histologique d'un cerveau mettant en évidence les trois principales de l'encéphale.

III.2.1. Les principales substances présentes dans l'encéphale :

Outre la présence d'artères et de veines cérébrales, de tissus servant de parois, ou de nombreuses petites structures telles des glandes, l'encéphale contient principalement trois substances (voir Figure ***IV.1***.a) :

III.2.2. ***Le liquide céphalo-rachidien (LCR) :***

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

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

III.2.3. ***Matière grise (MG) :***

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

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

III.2.4. ***La matière blanche (MB) :***

(Ou substance blanche) correspond à la gaine de myéline qui recouvre les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Les axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connexions entre groupes de neurones. [16]

La distribution de ces matières dans le cerveau humain est comme suite:(38.9 ± 3.0)% pour MB, (53.1 ± 4.0)% pour MG et (8.0 ± 2.9)% pour LCR.

IV. Base de données :

Les images traitées dans ce projet tiré depuis la série 12 (une série des images IRM cérébrales) , et sont codées dans le format JPG de dimension 256x256 pixels. Ces images sont présentées sous la forme des coupes coronales du cerveau. Cette base de données contient 112 images

- **Format JPG** : *(*Joint Photographic Experts Group**)**
  Les fichiers JPG, également appelés JPEG, sont un format de fichier commun utilisé principalement pour les photographies numériques et d'autres images fixes complexes. JPG se prononce "jay-peg" et signifie Joint Photographic Experts Group, le comité qui a créé le type de fichier.
  Les fichiers JPG ont l'extension de fichier .jpg ou .jpeg et sont en fait appelés JPEG. Ils sont le type de fichier le plus commun pour les images prises avec des appareils photo numériques et sont largement utilisés pour les photos et autres graphiques utilisés sur les sites Web

IV.1 Implémentation de la Segmentation:

Pour bien illustrer les étapes de notre algorithme, nous avons opté un algorithme basé sur deux grands axes, la segmentation et la reconstruction 3D.

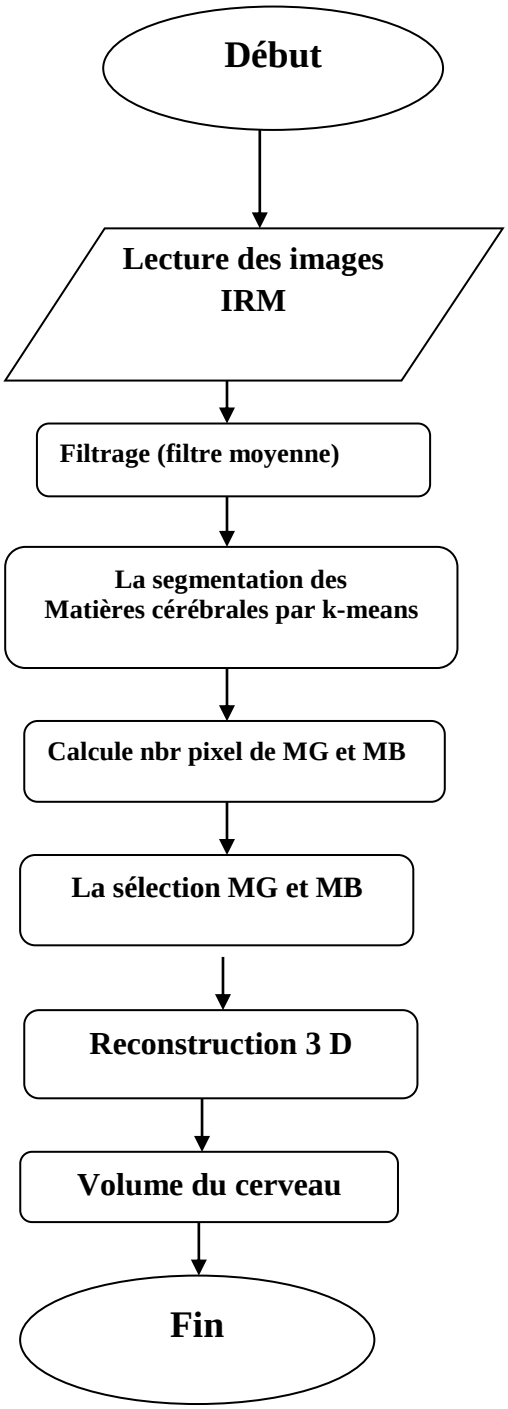


Figure IV.2 *L'algorithme de notre travail.*

IV.2. Prétraitement (filtrage moyenne):

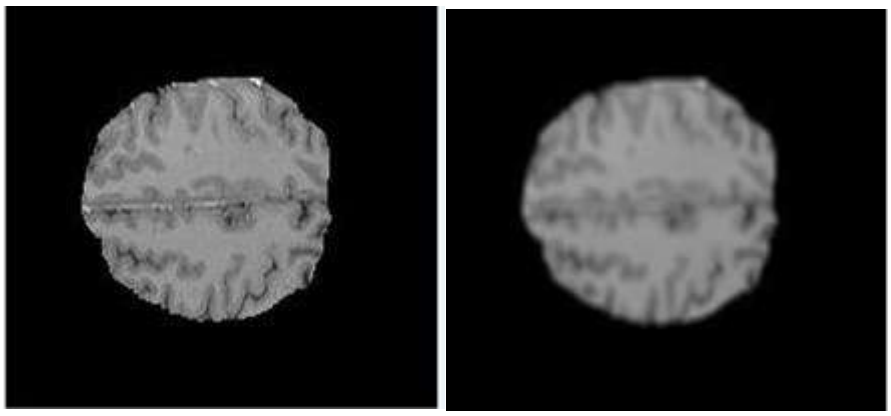
L'étape de prétraitement est nécessaire pour améliorer la qualité de l'image avant de faire

La segmentation. Ainsi l'extraction de la région d'intérêt en générale (scull stripping), cette étape contient l'opération suivante :

Filtrage :

Dans notre travail nous avons utilisé un filtre average"Averaging filter" qui permet de :

- lisser l'image.
- Remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins.
- Réduire le bruit.
- Réduire les détails non-importants.



(a) L'image originale **(b) L'image filtrée**

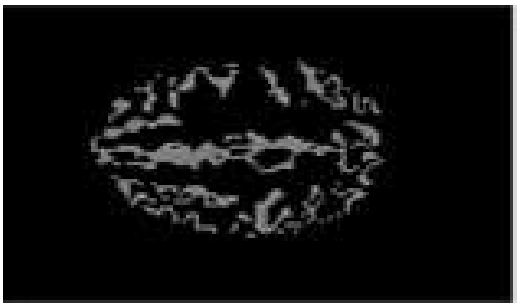
Figure IV.*3 Le filtrage de l'image.*

V. La segmentation des matières cérébrales :

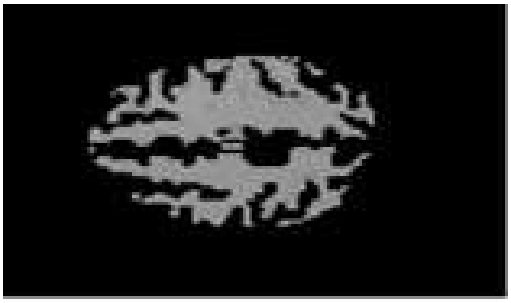
Dans cette étape, nous avons utilisé la méthode de la segmentation (k-means avec k=5), pour séparer les matières du cerveau (matière blanche (MB), matière grise (MG) et liquide céphalo rachidien (LCR), arrière-plan, la phase de transition).



(a) arrière-plan (b) la phase de transition1 (c) liquide céphalo rachidien



(c) matière grise



(d) matière blanche

Figure IV.4 : *les résultats de segmentation par k-means*

VI. Résultats et interprétation :

VI.1. Résultats :

Nous avons appliqué notre algorithme pour segmenter quelques images IRM, les résultats de la segmentation sont les suivants :

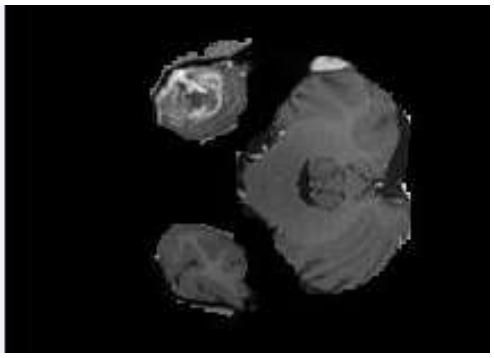
On peut estimer le pourcentage de la répartition des matières cérébrales quelque images dans un tableau.

Dans notre calcule le volume de LCR est négligeable

1ère image :(Image 55) :



(a) matière grise (b) matière blanche



(c)image originale

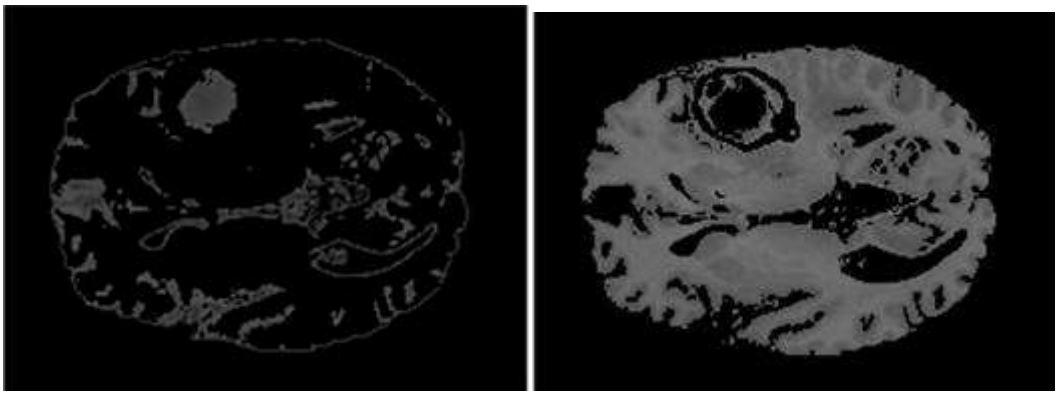
Figure IV.5- *Résultat de la segmentation del'image55*

Tableau IV.1- *La répartition des matières dans l'image 55*

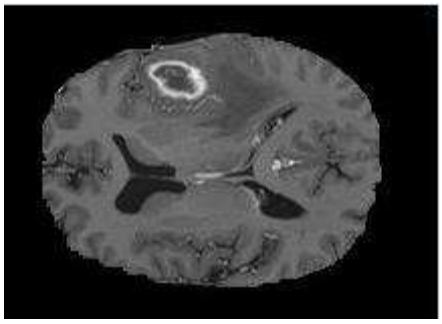
	Nombre de pixels occupés (pixels)	Le volume	Le Pourcentage %
Le cerveau	6571	6.571 cm^3	100%
MB	4111	4.111cm^3	62.56%
MG	2460	2.460 cm^3	37.43%

Le rapport de MB/ MG est :1.671

2ème image (image 99)



(a)matière grise **(b) matière blanche**



(c)image originale

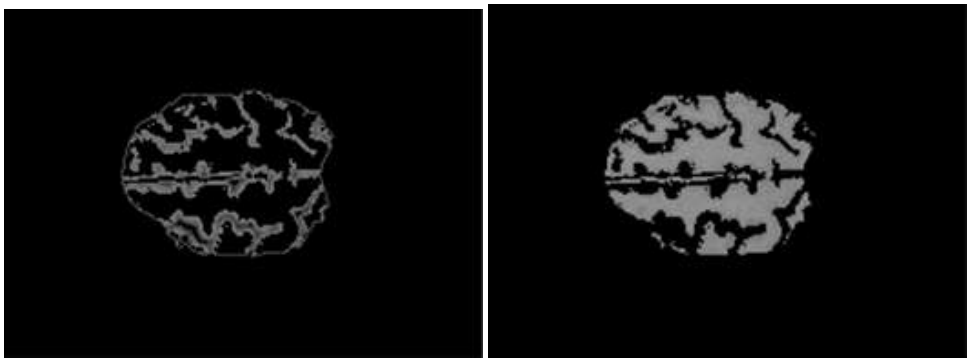
Figure IV.6- *Résultat de la segmentation del'image99*

Tableau IV.2- *La répartition des matières dans l'image 99*

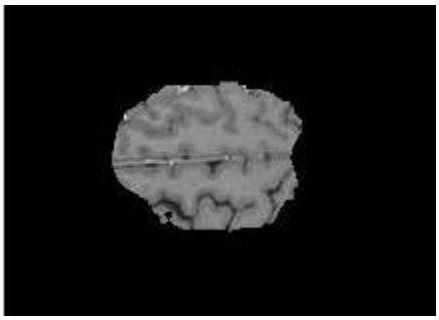
	Nombre de pixels occupés (pixels)	Le volume	Le Pourcentage %
Le cerveau	14748	14.748 cm^3	100%
MB	8908	8.908 cm^3	60.40%
MG	5840	5.840 cm^3	39.60%

Le rapport de MB/MG est :1.525

3ème image image145



(b) matière grise **(b) matière blanche**



(c)image originale

Figure IV.7- *Résultat de la segmentation del'image145*

Tableau IV.3- *La répartition des matières dans l'image 145*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Le volume	Le Pourcentage %
Le cerveau	4846	4.846 cm^3	100%
MB	2873	2.873cm^3	59.28%
MG	1973	1.973 cm^3	40.72%

Le rapport de MB/MG est : 1.456

Tableau IV.4 : *volume des matières blanches et grises*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Le volume	Le Pourcentage %
Le cerveau	1189100	1189.100 cm^3	100%
MB	727909	727.909 cm^3	61.21512 %
MG	461191	461.191 cm^3	38.78488 %

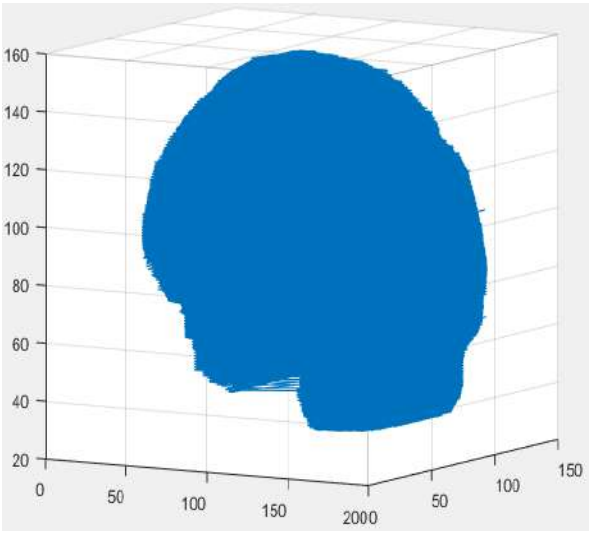
Le rapport de MB /MG est : 1.578

VI.2. Interprétation :

D'après les résultats et l'estimation que nous avons obtenus les images n° : « 55, 99 et 145 », on peut estimer que la distribution de la matière blanche dans le cerveau est au environ de 61.22% et pour la matière grise est au environ de 39.00% et le rapport de MB/MG est environ 1.5.

VII. La reconstruction 3D :

Après obtenir les résultats nous avons sauvegardé les images "MG, MB" nous avons fait la reconstruction 3D



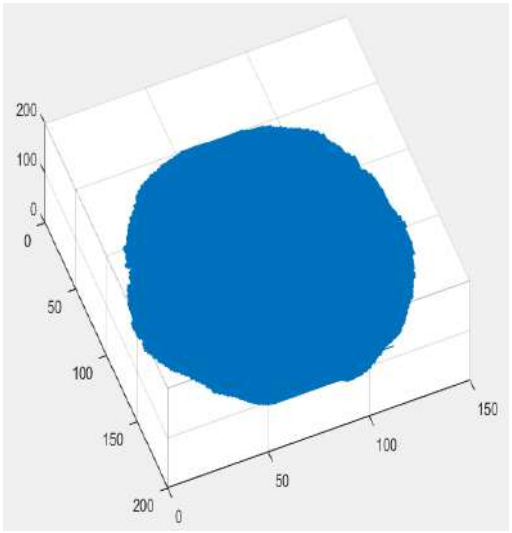


Image (a) image (b)

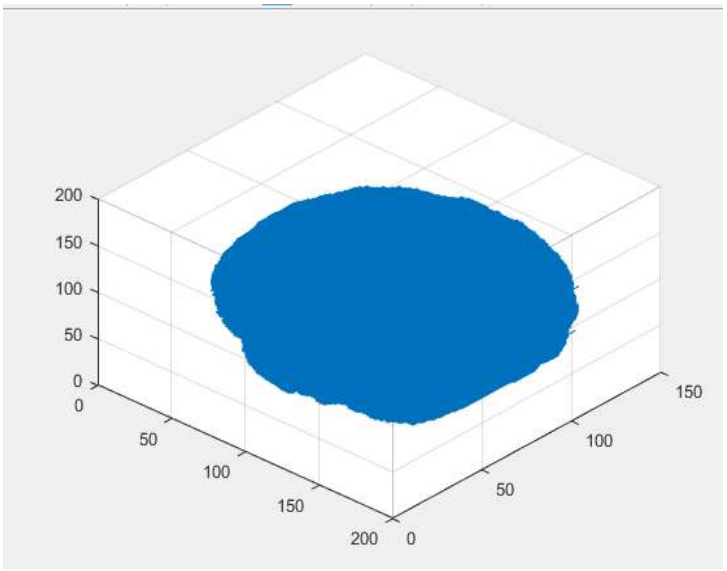


Image (c)

Figure IV.8 *Reconstruction 3-d des images*

VII. Conclusion :

Finalement, on peut conclure que l'approche de contour actif est une approche efficace pour une étape de prétraitement en segmentation cérébrale. Ainsi, l'approche de classification k-means est une méthode convenable de segmentation des images IRM cérébrales, notamment l'isolation des différentes matières du cerveau (MB, MG, LCR), la combinaison de ces deux approches donne des résultats satisfaits pour aider le médecin à faire un meilleur diagnostique.

Conclusion général :

D’après notre travail nous concluons que l’imagerie médicale est la plus utilisée, la plus rapide, est peu couteuse donc la plus accessible et nous utilisons l’IRM comme un outil. La segmentation des images médicales reste encore un domaine de recherche très vaste pour l’aide au diagnostique médicale.

L’objectif de notre travail est consacré sur la segmentation des tissus cérébraux à partir d’images de résonance magnétique nucléaire, en vue de segmenter la partie tumorale et aussi le cerveau (matière blanche + matière gris) et faire la reconstruction 3D.

Une étude bibliographique a été faite sur les méthodes de segmentation d’images, nous a permis d’appréhender la diversité des méthodes de segmentation des tissus cérébraux.

Dans la première partie de ce travail, nous avons commencés par une étape de segmentation. Dans cette étape nous appliqués la méthode du k-means pour extraire les différentes matières cérébrales (matière grise, matière blanche, Liquide Céphale Rachidien).les résultats obtenus dans l’étape une ont utilisé pour faire une reconstruction 3D dans le deuxième partie.
A la fin nous obtiens tous les résultats de matlab et faire une implémentation et discuter sur les résultats comme le calcule le rapport de matière blanche sur la matière grise.

Références bibliographiques:

[1]. (en) Steve Webb, « the contribution, history, impact and future of physics in medicine», Acta Oncologica, n°48, 2009, p. 169-177. (ISSN 0284-186X)

[2]. Wilhelm Röntgen, «Über eine neue Art von Strahlen», Aus den Sitzungsberichten der Würzburger physik-medic, décembre 1895.

[3]. Otto Glasser, « traduction anglaise de la publication de Wilhelm Röntgen « Über eine neue Art von Strahlen»» sur www.mindfully.org /1945(consulté le 1er janvier 2011)

[4]. « X-rays » sur science.hq.nasa.go / (consulté le 1er janvier 2011)

[5]. «The Nobel Prize in physics 1901-Wilhelm Conard Röntgen » sur nobelprize.org/ (consulté le 1er janvier 2011)

[6]. Pedrosal I, Zeikus EA, Leavine D, Rofsky NM. MR Imaging of acute right lower quadrant pain in pregnant and nonprengnant patients. Radiographics. 2007 May –juin ; 27(3) :721-43 ;

discussion 743-53 .

[7]. (Selvanayaki & Karnan, 2010).

[8]. (Logeswari& Karnan, 2010).

[9]. (Marshkole, Singh, & Thoke, 2011).

[10]. (Fujita et al., 2008, Marshkole et al., 2011).

[11]. (Latif, Kazmi, Jaffar, & Mirza, 2010).

[12]. (Georgiadis Et al., 2008)

[13]. (Aylward et al, 2003).

[14]. (Almeida et al, 2003).

[15]. Bucki et al. (2007) .

[16]. Benoît Scherrer. Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne. Modélisation et simulation. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2008. Français. <tel-00361317>

[17]. J.-P.COCQUEREZ et S.PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », page3 -266, Paris, (février 2003).

[18]. J.Gomes and O.Faugeras. Reconciilng distance functions and level sets .INRIA Research Report, RR-3666, Avril 1999.

[19] .J.F.CANNY, «A computational approach to edge detection», IEEE Trans, pattern analysis and machine intelligence, November 1986.

[20]. P.BERTOLINO, A. MONTANVERT, « edge detection for biomedical image: a selfadaptive and randomized operator », In Proc. Of the 14th annual International Conference of the IEEE Engineering in medicine and biology Society, IEEE Comp. Soc. Press, page 129-133, Paris, November 1992.

[21] .Jean-Jacques ROUSSELLE, « LES CONTOURS ACTIFS, UNE METHOD DE SEGMENTATION : Application à l'imagerie médicale», Thèse pour obtenir le grade de docteur de l'université de TOURS, page 20-68,9 juillet 2003.

[22]. Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multiagents », Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, page 22-28 ,12 octobre 2010.

[23]. Yao J. Image processing in tumor imaging. New techniques in oncologic imaging; 2006.

[24]. Wong K. Medical image segmentation: methods and applications in functional imaging. Handb Biomed Image Anal Segmentation Models Part B 2005;

[25]. Prastawa M, Bullitt E, Moon N, Van Leemput K, Gerig G. Automatic brain tumor segmentation by subject specific modification of atlas priors. Acad Radiol 2003.

[26]. White D, Houston A, Sampson W, Wilkins G. Intra and interoperator variations in region-of-interest drawing and their effect on the measurement of glomerular Filtration rates. Clin NM 1999;

[27]. Faicel CHAMROUKHI, Classification supervisée : Analyse discriminante, Licence 2 Sciences Pour l'Ingénieur,Université du Sud Toulon – Var, 2013.

[28]. Jacob Kogan, Introduction to Clustering Large and High-Dimensional Data, Cambridge University Press, Cambridge, 2007.

[29]. J. McQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability,

[30]. E. Forgy. Cluster analysis of multivariate data : Efficiency vs. interpretability of classifications.

[31]. Rong Zhang and Alexander I. Rudnicky. A large scale clustering scheme for kernel k-means. In ICPR (4).

[32]. Aristidis Likas, Nikos A. Vlassis, and Jakob J. Verbeek. The global k-means clustering algorithm. Pattern Recognition

[33].B. Zhang and M. Hsu. K-harmonic means - a data clustering algorithm, 1999

[34].Greg Hamerly and Charles Elkan. Learning the k in k-means. In NIPS, 2003.

[35]. Dan Pelleg and Andrew Moore. X-means: Extending K-means with efficient estimation of the number of clusters. In Proc. 17th International Conf. on Machine Learning, pages 727-734. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, 2000.

[36]. J. B. MacQueen (1967) : "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability", Berkeley, University of California Press,no 1, pp281-297.1967.

[37] Benzécri J.P. L'analyse des données. Dunod, Paris, *197,1973*

[38] Likas A., Vlassis M. & Verbeek J., ''he global k-means clustering algorithm, Pattern Recognition'', 36, pp. 451-461.,2003

[39]. P.S. Bradley and Usama M. Fayyad. Refining initial points for k-means clustering. 1998.

[40]. Tarsitano A. Mahalanobis metrics for k-means algorithms. Convegno intermedio SIS, 2003.

[41]. Art, D., Gnanadesikan, R., Kettenring, and J. R. Data-based metrics for hierarchical cluster analysis. Utilitas Mathematica, 1982.

[42]. Aristidis Likas, Nikos A. Vlassis, and Jakob J. Verbeek. The global k-means clustering algorithm. Pattern Recognition, 2003.

[43]. B. Zhang and M. Hsu. K-harmonic means - a data clustering algorithm, 1999.

[44]. Siddheswar Ray and Rose H. Turi. Determination of number of clusters in k-means clustering and application in colour image segmentation, 1999.

[45]. L. Lucchese and S.K. Mitra. Unsuppervised segmentation of color images based on k-means clustering in the chromaticity plane. 1999.

[46]. J.T. Tou and R.C. Gonzalez. Pattern Recognition Principles. 1974.

[47] Belhabib Abdelkader ,Lagha Omar : '' Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means'', Mémoire de fin d'études pour l'obtention dudiplôme de Licence en Informatique, université Abou bakr belkaid, Tlemcen ,2012

[48] Cel eux .G, Diday .E, Govaert .G, " Classification automatique de données environnement statistique et informatique". Dunod, Informatique, 1989

[49] http://cpp.developpez.com/faq/bcb/?page=Le-logiciel-Cplusplus-Builder

[50] S . P . Bradley ,U.M. Fayyad ,and C. Reina . Scaling clustering algorithms to large databases. In knowledge Discovery and Data Mining ,pages 9-15,1998.