

# République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 8 Mai 1945 – Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'Electronique et Télécommunications



Mémoire de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master Académique

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

---

---

## Segmentation Et Classification Des Images Cérébrales

---

---

Ferdjallah Chemseddine

Présenté par :

Bouchareb Samir

-----  
Sous la direction de :

**Dr. Boukharouba Abdelhak**

September 2020

# *Remerciement*

*Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet de fin d'étude, au sein de Département de Génie  
Électrique spécialité Instrumentation de L'Université 8 mai 1945 Guelma.*

*Avant tout, nous remercions notre encadreur Monsieur Boukharouba AbdelHak, d'avoir choisi un  
projet aussi intéressant et riche. Nous lui sommes reconnaissantes tout particulièrement pour la  
confiance qu'il nous a témoignée et la liberté qui nous a laissé. Nos remerciements s'adressent également  
aux messieurs les jurys pour avoir accepté d'évaluer ce travail, avec l'espoir d'être à la hauteur de leur  
attente. Nous remercions aussi tous ceux qui, tout au long de ces années d'études, nous ont encadrés,  
observés, aidés, conseillés et même supportés.*

# *Dédicace*

*Louange à Dieu Le Tout Puissant,  
Celui qui m'a éclairé le chemin du savoir,  
Celui qui m'a donné la force et a ouvert mon esprit sur la science,  
Et grâce à son aide, j'ai su choisir ce thème et j'ai pu réaliser ce modeste travail,*

*Que je dédie :*

*A mon Père qui a fait de moi la personne que je suis,  
Qui n'avait jamais épargné ses efforts pour me propulser vers l'avant de mes études,*

*Il est à qui je dois toute ma vie,*

*A ma très chère Mère,*

*Celle que je trouve toujours à mes côtés, qui constitue pour moi la source du courage,*

*A mon très Cher Frère Abdraouf,*

*A Nazîha et Nada mes soeurs,*

*A ma nièce Soujoud,*

*A toute ma famille,*

*A tout mes amis,*

*A mon binôme.*

# *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail*

*A mes très chers parents, qui m'ont soutenu durant toute ma formation et qui ont tant attendu pour voir ce jour ; mes grands-parents qui sont sacrifiés afin que rien n'entrave le déroulement de mes études ; ma mère est mon père pour tant d'amour, de souffrance, qui n'ont jamais cessé de prier pour moi, que dieu me les préserve,*

*Merci maman, papa,*

*A mes sœurs (Amira, Manou, Bouti , Besma),*

*A mon frère (Lamine)*

*A mes neveux ( Younes , Oussama )*

*A tous les descendants de mes grands-parents,*

*A ma tante préférée (Tata saliha )*

*A mon Oncle ( Labib )*

*A tous mes amis (Sidou , chamsou ),*

*A mon binôme et sa famille,*

*Une dédicace particulière à tout ce que j'aime*

*À tous les miens qui me sont chers que les noms n'ont pu être cités.*

# Table de matière

---

<b>Introduction générale .....</b>	<b>01</b>
------------------------------------	-----------

## **Chapitre 01: Imagerie par résonance magnétique (IRM) cérébrale**

1.1 Introduction.....	03
1.2 Présentation de la structure du cerveau.....	04
1.2.1 Description macroscopique.....	04
1.2.2 Description microscopique.....	05
1.3 Les tissus du cerveau.....	05
1.3.1 La substance grise .....	05
1.3.2 La substance blanche.....	06
1.3.3 Les meninges.....	06
1.3.4 le liquide céphalo-rachidien.....	06
1.3.5 Lésions cérébrales.....	06
1.4 Imagerie par résonance magnétique.....	07
1.4.1 Définition.....	08
1.4.2 Principe de la résonance nucléaire.....	08
1.4.3 Type d'IRM .....	09
1.4.4 Les coupes .....	10
1.5. Image acquise par l'IRM.....	13
1.5.1 Le rapport signal sur bruit.....	13
1.5.2 Le contraste.....	13
1.5.3 La résolution spatiale.....	14
1.6. Risque éventuel de l'IRM.....	14
1.7. Application de l'IRM.....	15
1.8. Matériels utilisés en IRM.....	15
1.8.1 L'aimant principal.....	15
1.8.2 Les bobines de gradient.....	16
1.8.3 Les antennes de champ radio fréquence .....	16
1.9. Conclusion.....	16

# *Table de matière*

---

## **Chapitre 02: Segmentation des images cérébrales.**

2.1. Introduction.....	19
2.2.La segmentation .....	19
2.3.Méthodes de segmentation .....	20
2.3.1.Approche contour .....	21
2.3.2.Approche région.....	22
2.4.Méthodes basée sur la classification .....	24
2.4.1Méthodes basé sur la Classification Supervisée .....	24
2.4.2Méthodes basé sur la Classification nonSupervisée.....	24
2.4. Conclusion.....	29

# *Table de matière*

---

## **Chapitre 03: Résultats et simulation**

3.1. Introduction.....	33
3.2.Résultat et interprétation.....	33
3.2.1 Image synthétique fantômes.....	34
3.2.2 Segmentation des images réelles.....	34
3.3.Conclusion.....	34
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>41</b>

# *Liste des figures*

---

<b>Figure1.1</b> : La position de quatre lobe dans le cerveau.....	05
<b>Figure 1.2</b> : Le principe de la RMN.....	09
<b>Figure1.3</b> : les coupes de cerveau : Plans axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1.....	10
<b>Figure1.4</b> : Décomposition du moment magnétique M en un moment transversal MT et longitudinal ML lors de la résonance.....	11
<b>Figure 1.5</b> : Image pondération T1 gauche et T2 à droite de coupe 13.....	12
<b>Figure1.6</b> : Schéma fonctionnelle de matériel utilisée .....	16
<b>Figure 2.1</b> : Les principales méthodes de segmentation .....	23
<b>Figure 2.2</b> :L'homogénéité des pixels d'une image.....	50
<b>Figure2.3</b> :Histogramme multiple.....	50
<b>Figure 3.1</b> : résultats de segmentation des coupe 13 de deux modalités par FCM K=4	50
<b>Figure 3.2</b> : coupes 12, 13,14,15 pondération T1.....	51
<b>Figure 3.3</b> : résultats de segmentation par ssFCM pondération T1 K=3.....	52
<b>Figure 3.4</b> : coupes 12,13, 14, 15 pondération T2.....	52
<b>Figure 3.10</b> : résultats de segmentation pondération T2 K=3.....	53

# Introduction générale

La segmentation des tissus du cerveau à partir de données médicales est une problématique importante pour de nombreuses applications, notamment liées au diagnostic et au suivi de maladies neuro-dégénératives. Dans le cadre des images cérébrales, l'imagerie par résonance magnétique est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives, les images segmentées sont utilisées notamment en planification pré opératoire ou pour effectuer des analyses morpho métriques sur une population. Pour étudier l'évolution d'une tumeur, il est nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images.

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau, elle intervient au cœur de la discipline appelée « analyse ou traitement d'image ». C'est sans doute la clef de voûte de ce domaine, mais également la partie qui pose le plus de problèmes et qui s'avère la plus difficile à automatiser. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation. La segmentation semi supervisée est une extension de la classification supervisée. Il situe entre la classification supervisée qui n'utilise que des données étiquetées et la classification non-supervisée qui n'utilise que des données non-étiquetées. Il a été démontré que l'utilisation de données non-étiquetées, en combinaison avec des données étiquetées, permet d'améliorer significativement la qualité de l'apprentissage.

L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est fait ressentir. Ainsi, pour une identification et un diagnostic fiables, dans le domaine médical, la précision est primordiale. En termes d'analyse d'images, il est plus que nécessaire que la segmentation soit précise. Les possibilités de traitement automatique de ces images s'avèrent pourtant délicates, car des capacités aussi banales pour l'œil humain que la reconnaissance d'un objet posent de réelles difficultés pour l'outil informatique.

Pour effectuer la segmentation, les principales difficultés viennent de la non-homogénéité des intensités dans une même classe de tissu, ainsi que de la grande complexité et variabilité des formes présentes dans le cerveau humain, au niveau des structures de la matière grise et la matière blanche.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode de segmentation d'images médicales, plus particulièrement des images IRM du cerveau. On détaille deux méthodes de segmentation, la méthode C\_moyenne floue (FCM) et la méthode semi supervisé FCM.

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

Le premier chapitre est dédié au cadre d'application de ce mémoire. Il introduit les termes et concepts essentiels pour appréhender l'analyse des images IRM cérébrales. Nous y présentons quelques notions d'anatomie du cerveau, qui permettront d'introduire les principes de l'imagerie par résonance magnétique cérébrale.

Dans le second chapitre, et pour guider notre proposition nous passons en revue les principales méthodes de segmentation d'images. Un intérêt particulier est porté pour les images médicales plus exactement aux images de modalité IRM. En basant sur l'explication de la notion de segmentation semi supervisé et l'application en imagerie médicale IRM.

Le troisième chapitre est dédié à présenter en détail nos contribution, on présente les algorithmes à implémenter et les informations et logiciels utilisées, ainsi que les différents étapes étapes de travail, les données utilisées, puis nous avons appliqué des critères d'évaluation pour évaluer les résultats obtenus. Nous terminece travail par une conclusion générale.

**CHAPITRE 01**  
**IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE**

## **Résumé**

Dans ce chapitre, nous allons présenter des généralités sur l'imagerie par résonance magnétique, principe physique, les caractéristiques d'image IRM et tous les paramètres qui peuvent être modifiés pour améliorer la qualité d'image IRM.

---

## **Sommaire**

---

- 1.1. Introduction.
- 1.2. Présentation de la structure de cerveau.
- 1.3. Les tissus du cerveau.
- 1.4. Imagerie par résonance magnétique.
- 1.5. Image acquise par IRM.
- 1.6. Risques éventuels de l'IRM.
- 1.7. Application d'IRM
- 1.8. Matériels utilisés dans l'IRM
- 1.9. Conclusion.

## 1.1. Introduction

Initiée avec la radiographie par rayons X, l'imagerie médicale a bénéficié de la découverte de la radioactivité artificielle et des techniques de détection associées pour se développer. Par la suite, la découverte de la résonance magnétique nucléaire (RMN) puis des aimants supraconducteurs a permis des avancées technologiques significatives dans le domaine de l'imagerie par résonance magnétique (IRM) [04]. L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une nouvelle technologie, elle est basée sur le magnétisme qui était connu depuis très longtemps. Cependant l'IRM n'a été inventée qu'au XX<sup>ème</sup> siècle. Les premières origines de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) remontent à 1924, année où le mathématicien W. Pauli suggéra pour la première fois l'existence d'un spin nucléaire. En 1946, la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) fut découverte. C'est le phénomène physique par lequel, dans certaines conditions, certains noyaux atomiques entrent en résonance, comme peut le faire une corde de guitare. Cette résonance a lieu lorsque l'atome est placé dans un champ magnétique (aimant) et qu'il est soumis à un rayonnement électromagnétique intense d'une certaine fréquence. Bloch et Purcell ont obtenu le prix Nobel de physique de 1952 pour cette découverte. En 1969, Raymond Damadian trouve les bases de l'IRM en observant les propriétés physiques de tissus tumoraux et en les comparant à celles de tissus normaux. En 1973, le chercheur Paul Lauterbrurt obtient les premières images issues de la RMN. Au cours des années 1980, la diffusion de l'IRM s'est accentuée puisque cette technologie est inoffensive tout en fournissant des images précises et contrastées. La diffusion se poursuit dans les années 1990 avec des améliorations. Deux prix Nobel ont été décernés dans ce domaine : en 1991 à Richard Ernst, et Kurt Wütrich en 2002. Aujourd'hui, les imageurs médicaux IRM ne se basent que sur les molécules d'eau, notamment parce qu'elles sont très nombreuses dans notre organisme (70%), mais aussi parce que la RMN ne fonctionne pas sur tous les noyaux. Ici, c'est l'hydrogène qui est utilisé.

## 1.2. Présentation de la structure du cerveau

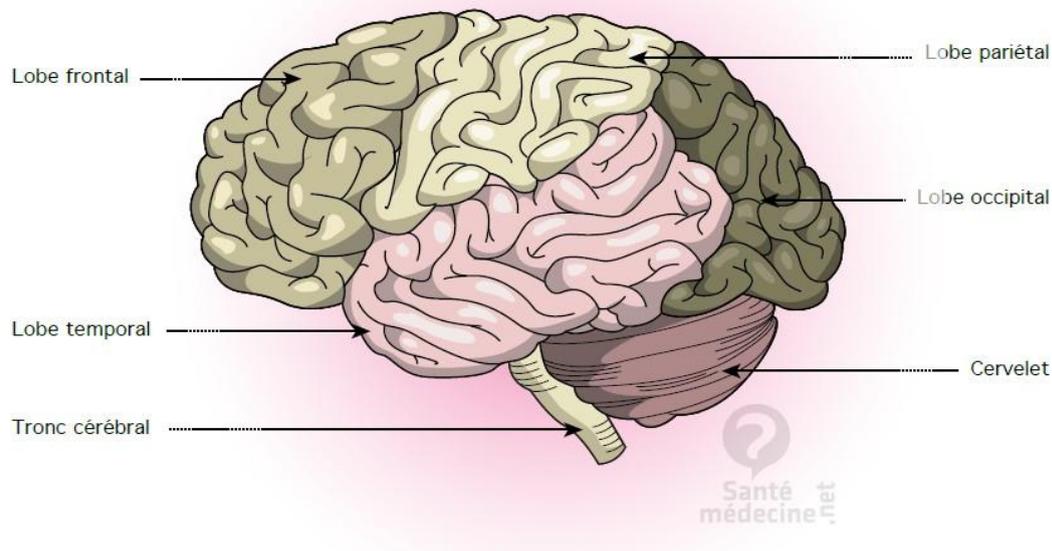
### 1.2.1. Description macroscopique

Le cerveau humain est un organe impair de forme schématiquement ovoïde à grand axe antéropostérieur, dont le volume moyen est de 1100 cm<sup>3</sup> chez la femme et de 1400 cm<sup>3</sup> chez l'homme. Le poids du cerveau varie de 1400 à 1800 gramme. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact directe avec la cavité osseuse. Il baigne dans le liquide cébrospinal à l'intérieur d'une enceinte liquidienne [24]. Il comprend plusieurs régions : les deux hémisphères cérébraux, le cervelet, en relation les uns avec les autres et avec les organes ou d'autres parties du corps. Le tronc cérébral est sous le cervelet et met en communication le cerveau avec la moelle épinière qui se trouve dans la colonne vertébrale.

Le cerveau est formé de deux hémisphères cérébraux, d'aspect plissé dont la substance blanche, interne, est recouverte d'un cortex cérébral gris, d'épaisseur variable. Trois sillons plus accentués (scissure de Sylvius, sillon de Rolando, sillon perpendiculaire), divisent chaque hémisphère en quatre lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital) comprenant chacun un certain nombre de circonvolutions (figure 1.1) [19] :

- Le lobe frontal ;
- Le lobe pariétal, séparé du lobe frontal par le sillon central ;
- Le lobe occipital, séparé du lobe pariétal par la fissure pariéto-occipital ;
- Le lobe temporal, séparé du lobe frontal par la vallée sylvienne ;

Le cerveau commande la plupart des fonctions du corps : la respiration, la contraction des muscles, les battements du cœur et les informations sensorielles : la vision, l'ouïe, toucher, l'odorat et le goût. Il est constitué de cellules nerveuses, les neurones, et de cellules qui en assurent le soutien, la protection et la nutrition, les cellules gliales. La multiplication des cellules gliales, et non de celle des neurones résultent les principaux cancers du cerveau [10].



**Figure 1.1** La position des quatre lobes dans le cerveau

### 1.2.2. Description microscopique

D'un point de vue microscopique, le tissu nerveux se compose de cellules nerveuses (neurones) et de cellules gliales (cellules de soutien et de protection) qui dérivent de l'ectoderme. Les vaisseaux et les méninges n'appartiennent pas au tissu nerveux et dérivent du mésoderme.

Le neurone est la cellule qui constitue l'unité fonctionnelle du névraxe. Les neurones sont de 10 à 50 fois plus nombreuses que les cellules gliales. Le système nerveux humain comprend environ 100 milliards de neurones. Les neurones assurent la transmission d'un signal ou ce qu'on appelle l'influx nerveux.

Le système nerveux central est constitué de la moelle épinière logée dans le canal vertébral, et de l'encéphale qui est constitué du tronc cérébral, du cervelet et du cerveau. L'ensemble flotte dans un coussin protecteur de liquide céphalorachidien (LCR).

### 1.3. Les tissus du cerveau :

Lorsqu'on observe le cerveau, on remarque que ce dernier est principalement constitué d'une substance blanche et d'une substance grise.

#### 1.3.1. La substance grise

On désigne sous le nom de substance grise la partie des tissus du système nerveux central

Composée essentiellement des corps cellulaires et de l'arbre dendritique des neurones ainsi que de certaines cellules gliales. Dans l'encéphale, la substance grise est située en périphérie, c'est-à-dire autour de la substance blanche.

### **1.3.2. La substance Blanche**

La substance blanche contient les axones qui sont les prolongements des neurones. Ces prolongements particulièrement sont entourés d'une gaine de myéline et de cellules de nature non nerveuse participant à la structure du tissu interstitiel neuronal : la névroglie. Le rôle de la substance blanche est d'assurer la conduction de l'influx nerveux.

### **1.3.3. Les méninges**

L'encéphale est entouré des couches protectrices appelées les méninges. Elles sont constituées de trois membranes successives :

- La plus interne de ces membranes est la pie-mère : fine, compacte, elle contient les structures veineuses qui ramènent le sang du cerveau vers le cœur.
- La membrane intermédiaire est l'arachnoïde, ainsi appelée en raison de sa ressemblance avec une toile d'araignée (le LCR circule entre celle-ci et la pie-mère).

La membrane la plus externe est la dure-mère : dure et résistante, elle est formée de tissu conjonctif qui protège les couches sous-jacentes des oses.

### **1.3.4. Le liquide Céphalo-rachidien :**

Le liquide cérébro-spinal (LCS) ou encore liquide céphalo-rachidien (LCR) est un liquide corporel transparent dans lequel baignent le cerveau et la moelle épinière. Il est contenu dans les méninges, plus précisément entre la pie-mère (qui recouvre le système nerveux central) et l'arachnoïde (qui tapisse le versant interne de la dure-mère). C'est également le liquide qui circule dans les quatre ventricules cérébraux, à l'intérieur du cerveau, et dans le canal central de la moelle épinière. Il est constitué de 99 % d'eau.

Le liquide céphalo-rachidien absorbe et amortit les mouvements ou les chocs qui risqueraient d'endommager le cerveau.

### **1.3.5. Lésions cérébrales**

Une lésion cérébrale est une lésion qui touche le cerveau. En général, il s'agit d'une destruction plus ou moins étendue du tissu nerveux entraînant un déficit dans la perception, la

cognition, la sensibilité ou la motricité en fonction du rôle que jouait la région atteinte dans l'architecture neurocognitive. Cette lésion peut être de nature diverse : ischémique, hémorragique, compressive par un processus extensif de type tumoral ou un hématome.

Après l'âge de vingt ans, nous perdons chaque jour des milliers de neurones. Il existe en outre un certain nombre de maladies, telles que la maladie de Parkinson, la maladie d'Alzheimer et les tumeurs du cerveau, qui augmentent cette dégénérescence cellulaire.

Les neurones peuvent aussi être endommagés par une blessure à la tête ou par un problème d'irrigation des tissus cérébraux (attaque ou accident vasculaire cérébral). Enfin, il peut arriver que les chirurgiens soient obligés de retirer une partie des tissus en procédant à l'ablation d'une tumeur cérébrale.

Lorsque des cellules d'une région spécifique sont lésées, les troubles observés correspondent aux fonctions organiques normalement assurées par cette région. Dès que la pathologie est plus diffuse et que des cellules meurent, quelle que soit leur localisation, on constate l'apparition de troubles démentiels (perte des fonctions cérébrales globales), de pertes de la mémoire, troubles de personnalité ou du comportement et du raisonnement. Ces symptômes peuvent entraîner des symptômes psychologiques tels qu'un isolement social, des modifications brusques de l'humeur, de l'anxiété, des oublis et une négligence de soi. Les sujets, victimes de ces troubles, sont généralement conscients, du moins au début ; car, à mesure que les neurones sont détruits.

Dans les cas où un nombre limité de neurones disparaissent dans une région particulière du cerveau, les manifestations sont moins graves. La nature des dysfonctionnements dépend alors de la position exacte des lésions. Toutefois, le cerveau étant un organe très complexe et aux interconnexions multiples, il n'est pas aisé de désigner une région spécifique comme responsable d'une fonction donnée.

Dans ce qui précède, nous avons présenté des généralités sur les lésions cérébrales. Dans ce qui suit, nous décrivons les tumeurs du cerveau.

#### **1.4. Imagerie par résonance magnétique**

Aujourd'hui, l'IRM est devenue un outil majeur de l'imagerie médicale moderne, permettant de réaliser des études importantes à l'échelle d'une population ou d'aider les médecins à établir un diagnostic.

### 1.4.1.Définition

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir une vue 2D, 3D, d'une partie du corps, notamment du cerveau. Elle est basée sur le principe de la résonance nucléaire (RMN). Grâce aux différentes séquences, on peut observer différents tissus avec des contrastes très élevées [12]. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) se révèle particulièrement bien adaptée à l'étude non traumatique d'organes profonds, réputés difficiles d'accès, tels que le cerveau, l'abdomen, Pelvis, etc [25].

### 1.4.2.Principe de la résonance magnétique nucléaire [03]

Le phénomène de la RMN repose sur les propriétés magnétiques des noyaux de certains atomes. En effet, un atome ayant un nombre impaire de protons possède un moment magnétique, Appelé *spin* nucléaire. En l'absence de tous champs magnétiques extérieurs, l'ensemble de ces spins est orienté de manière aléatoire, conduisant à une résultante magnétique nulle.

- La première étape pour observer le phénomène de RMN consiste à placer l'ensemble des atomes dans un champ magnétique constant  $B_0$  (définissant ainsi la direction z de l'espace).

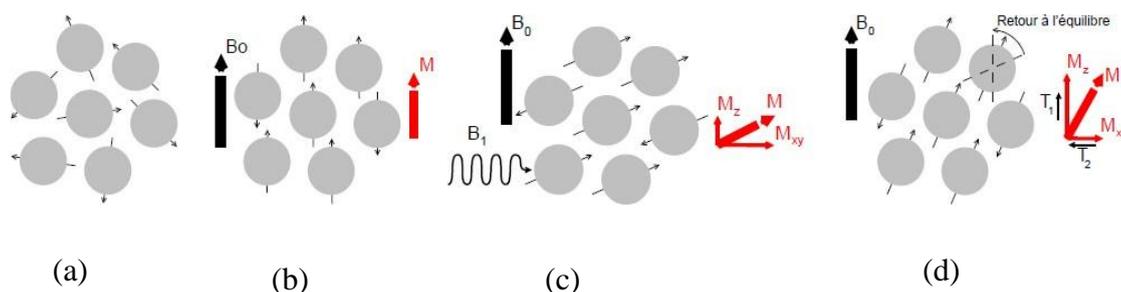
- L'ensemble des *spins* s'oriente alors suivant la direction de  $B_0$  selon deux orientations : L'un dans le sens  $B_0$  (parallèle) et l'autre dans le sens inverse (anti parallèle). Statistiquement, le nombre de *spins* orienté dans le sens  $B_0$  étant plus nombreux, la résultante magnétique  $M$  devient non nul et parallèle à  $B_0$ . Les spins atteignent alors un état d'équilibre énergétique et adoptent un mouvement de précession (changement graduel d'orientation de l'axe de rotation) autour de  $B_0$  dont la vitesse est proportionnelle à l'intensité de  $B_0$  et qui est caractérisée par la fréquence angulaire.

- La deuxième étape est l'excitation du système par un champ magnétique  $B_1$  orienté perpendiculairement à  $B_0$ . Ce champ magnétique se présente sous la forme d'ondes radiofréquence (RF) ayant la même fréquence que la fréquence de Larmor des

atomes considérés. Les atomes entrent alors en résonance, ce qui se manifeste au niveau quantique par une absorption d'énergie. L'aimantation globale  $M$  bascule alors dans la direction de  $B_1$ , ce qui se traduit par une diminution de la composante longitudinale  $M_z$  (parallèle à  $B_0$ ) et par l'apparition d'une composante transversal  $M_{xy}$ .

- L'étape de la relaxation. Une fois le signal FR est interrompu, le système restitue l'énergie absorbée pour revenir à son état d'équilibre initiale, entraînant un réalignement de l'aimantation  $M$  sur  $B_0$ . Les composantes longitudinales de  $M$  croit exponentiellement. Elle correspond au transfert de l'énergie d'un *spin* vers son environnement. La composante transversale de  $M$  décroît exponentiellement. Elle correspond à des transferts d'énergie entre spins comme on voit dans la figure (1.2).

- La dernière étape à savoir la lecture du signal, correspond à la captation par des récepteurs approprié du signal RF émis lors de la restitution d'énergie C'est ce signal qui doit être traité après transformée de fourrier, selon sa fréquence, son amplitude et sa durée, qui sont qui sont caractéristique de l'évolution de  $M$ .



**Figure1.2** Principe de la RMN.

(a) Etat initial : résultante magnétique  $M$  nulle. (b) Etat d'équilibre : orientation des spins selon  $B_0$ . (c) Phase d'excitation : émission d'un signal RF et apparition d'une composante transversale  $M_{xy}$ . (d) Phase de relaxation : disparition de la composante  $M_{xy}$  selon la contraste caractéristique  $T_2$  et croissance de la composante  $M_z$  selon la contraste caractéristique  $T_1$ .

### 1.4.3. Type d'IRM

- *IRM fonctionnel*

L'IRM fonctionnelle cérébrale (IRMf) permet d'observer le fonctionnement des tissus gros consommateurs d'oxygène en détectant l'oxygénation de l'hémoglobine dans le sang. Le changement d'état de l'hémoglobine entraîne une modification de ses propriétés magnétiques qui module le signal IRM. L'IRMf permet l'observation du fonctionnement du cerveau [11].

- **Avantage de l'IRMf**

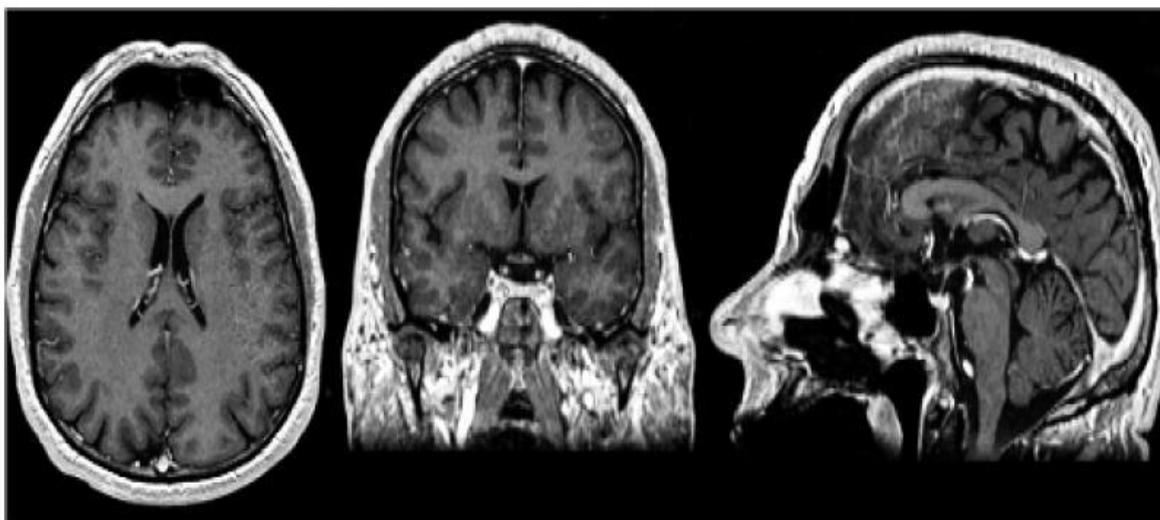
Il est devenu possible de réaliser des images RMN en des temps suffisamment brefs (jusqu'à 0.02 secondes) pour suivre certains aspects du métabolisme. Quand nous parlons, lisons, bougeons, pensons,..., certaines aires de notre cerveau s'activent. Cette activation des neurones se traduit par une augmentation du débit sanguin local dans les régions cérébrales concernées.

- **IRM anatomique**

En observant, sous l'effet d'un champ magnétique intense, la résonance des noyaux d'hydrogène, présents en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques, on peut visualiser la structure anatomique d'un organe. Cette méthode peut être utilisée pour la diagnostic de tumeurs cancéreuses ou pour localiser certaines informations [28].

#### 1.4.4. Les coupes d'un cerveau

L'orientation des coupes, qui dépend en particulier du gradient de coupe sélective, varie en fonction de la pathologie recherchée. On retrouve cependant trois orientations principales : axiale, coronale et sagittale [01].

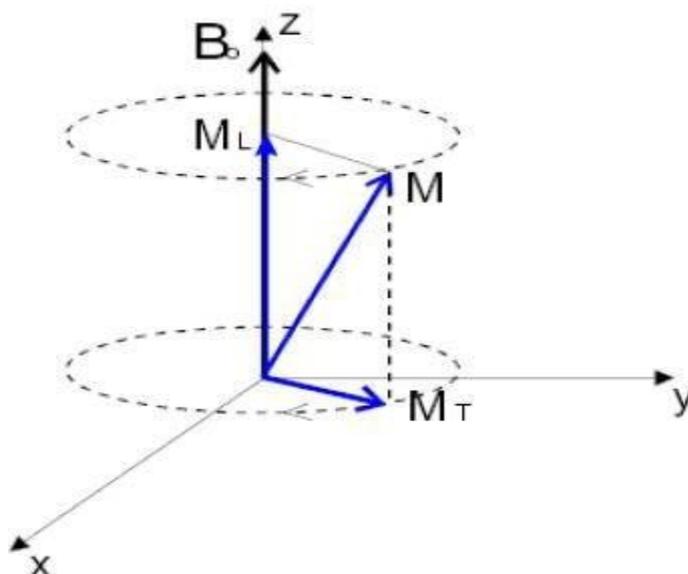


**Figure 1.3** Les coupes de cerveau : Plans axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1 [01]

- **La formation des images IRM et les différentes pondérations**  
**formation des images**

L'examen médical se base sur l'excitation des protons d'hydrogène des molécules d'eau présentes en grande quantité au corps humain. L'obtention d'une image en 2D ou 3D grâce à

L'IRM se fait discriminant les différentes parties d'une région considérée grâce à des gradients directionnels appliqués dans les trois directions de l'espace par des bobines de gradients. Tout d'abord, un gradient de coupe est appliqué afin de sélectionner la coupe que l'on cherche à acquérir. Puis, les gradients de décalage. Puis, les gradients de décalage de phase et de fréquence sont appliqués de manière à sélectionner la ligne et la colonne de la matrice dont on cherche à acquérir le signal. Une fois la matrice remplie, une transformée de Fourier inverse permet de reconstruire une image en passant du domaine fréquentiel au domaine spatial.



**Figure 1.4** Décomposition du moment magnétique  $M$  en un moment transversal  $M_T$  et longitudinal  $M_L$  lors de la résonance.

- **Les différentes pondérations**

Le contraste en IRM correspond à la traduction des signaux d'aimantation en *niveau de gris* (noir : signal faible, blanc : signal élevé). Ce contraste traduit les différences en temps de relaxation, et dans une moindre mesure, les différences en densité de protons. Les trois facteurs (modalité) T1, T2, et densité de protons interviennent toujours à des degrés divers. L'opérateur peut, par le choix des paramètres de la séquence, favoriser l'un de ces facteurs dans la génération du signal, c'est-à-dire « pondérer » la séquence. L'énergie du signal de la relaxation des spins peut être décomposée suivant un axe parallèle au champ magnétique (relaxation longitudinale ou T1) (Fig. 1.4 à gauche) ou un axe perpendiculaire au champ magnétique (relaxation transversale ou T2) (1.4 à droite). La matière grise et le liquide céphalo-rachidien. La modalité T2 ne permet pas de distinguer la matière grise de la matière blanche, mais met en évidence les lésions et le LCR [24].

- **T1 [09]**

Constante de temps caractérisant la relaxation longitudinale (retour progressif de l'aimantation le long de  $B_0$ ). Constante de temps nécessaire pour que 63 % des spins se réalignent le long du champ magnétique.

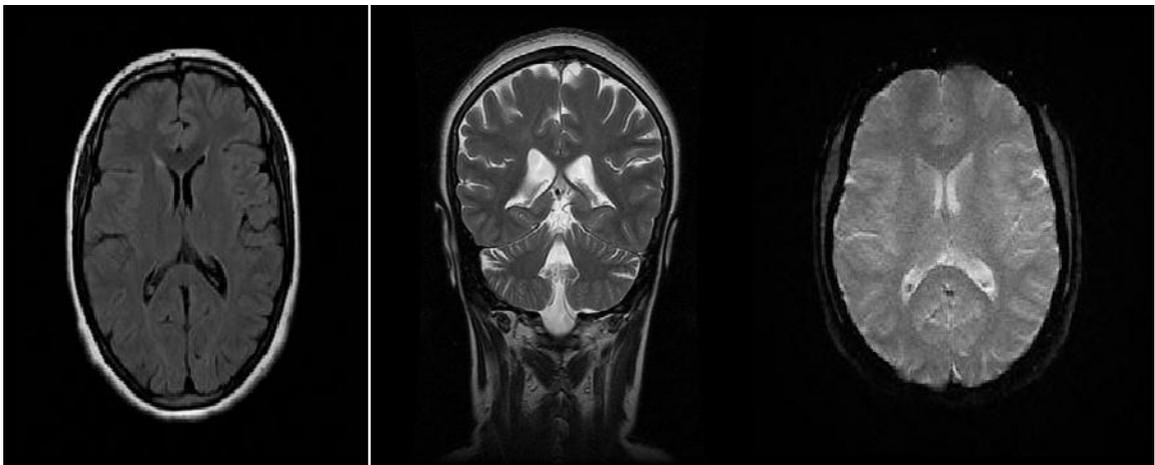
- **T2 [09]**

Relaxation transversale, mise en phase (ou déphasage) des spins. Constantes de temps avec laquelle 63 % des spins perdent leur cohérence de phase du fait des interactions spin-spin (c'est-à-dire en excluant les effets causés par les inhomogénéités de champ).

Les séquences pondérées en T2 sont considérées comme plus sensibles pour détecter au sein d'un tissu des variations de contraste liées à une pathologie évolutive à ses débuts. Les exemples ne sont pas rares de lésions évidentes en T2 alors qu'elles ne sont pas visibles sur les séquences pondérées en T1.

- **Densité de protons (dp) [05]**

C'est le nombre de protons participant au phénomène d'IRM par unité de volume. Les séquences sont acquises en écho de spin avec TR long et TE court, conduisant à des contrastes en densité de proton.



**Figure1.5** : pondération T1 à gauche, et T2 au milieu et dp à droite

### 1.5. Image Acquisée par IRM

- ✓ Le rapport signal sur bruit
- ✓ Le contraste
- ✓ La résolution spatiale

#### 1.5.1. Le rapport signal sur bruit

Le bruit correspond aux "parasites". Aléatoire, il provient du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites) et dans une moindre mesure de la chaîne de mesure (bruit "électronique"). Il vient perturber le signal émis par les protons excités de la coupe d'intérêt. Le rapport signal / bruit est fonction de la moyenne de l'intensité du signal par rapport à l'importance de la variation du bruit. C'est le facteur qui conditionne le plus la qualité de l'image par résonance magnétique. Il influencera le contraste et la résolution spatiale : le problème posé à l'opérateur est celui de la recherche du meilleur S/B avec la meilleure résolution spatiale, c'est à dire le plus petit voxel. Le rapport signal/bruit dépend de

- *facteurs non modifiables* : intensité du champ, séquence d'ondes RF, caractéristiques tissulaires.
- *facteurs modifiables* : antenne utilisée.
- *paramètres de la séquence* : taille des voxels (résolution spatiale en 3D), nombre d'excitations, bande passante de réception. [08]

#### 1.5.2. Le contraste [08]

Le contraste dépend du type de séquence utilisé, de ses paramètres et des éventuelles préparations d'aimantation employées. Le contraste sera optimisé afin de répondre aux objectifs de la séquence : étude anatomique, caractérisation tissulaire, recherche d'un œdème, de sang, de graisse ou de liquide, étude de flux vasculaire, rehaussement... Le temps d'acquisition et la qualité de l'image sont interdépendants : il faudra choisir un compromis entre ces deux paramètres lors du paramétrage d'une séquence IRM. Le contraste peut être exprimé en fonction du signal par la relation : [08]

$$c = \frac{sa - sb}{sm}$$

Où : **S<sub>a</sub>** et **S<sub>b</sub>** sont des radiométries de deux structures consécutives, **S<sub>m</sub>** est la mesure du signal moyen sur une zone homogène de l'image.

La faculté de pouvoir différencier deux tissus est ainsi plus justement appréciée par la notion de contraste sur bruit : **C/B**

### 1.5.3. La résolution spatiale

La résolution spatiale correspond à la "finesse" de l'image, c'est-à-dire à la taille du plus petit détail que l'on pourra détecter. Ainsi, plus les voxels de signal enregistrés seront petits, plus la résolution spatiale sera élevée. Le volume du voxel est défini par la dimension de la matrice (256 x 256 ou 512 x 512 etc...), le champ de vue (10 cm, 20 cm, etc...), et l'épaisseur de coupe. Donc l'augmentation de la résolution spatiale entraîne une baisse du rapport S/B, celui-ci étant proportionnel au volume du voxel. Le contrôle de la résolution spatiale par la taille du voxel est effectif si le contraste et le rapport S/B sont suffisants.

En effet, le gain en résolution spatiale peut être inefficace si l'image est trop bruitée, Ainsi, la qualité d'image est un problème permanent qui se pose à l'opérateur d'IRM.

Celui-ci est constamment à la recherche du meilleur compromis possible entre un bon rapport signal sur bruit, une résolution spatiale optimale et une durée d'examen acceptable.

Pour un contraste donné, ces trois paramètres sont liés, l'amélioration dans un domaine se faisant au détriment de l'un ou des deux autres. C'est essentiellement en jonglant avec les différents paramètres, qu'il sera possible de maintenir une qualité d'image optimale.

- Les structures adjacentes, ce qui peut les rendre invisibles ou peu distinctes.
- Le bruit : Outre les artefacts, la présence de bruit dans les images acquises, dû aux processus physiques d'acquisition ou aux propriétés des éléments visualisés, complexifie encore la tâche d'analyse des images.

## 1.6. Risques éventuels de l'IRM

Bien que l'équipement utilisé soit bruyant, l'IRM n'est pas un examen douloureux. Le patient doit s'être préalablement dépouillé de tout objet métallique (montre, bracelet, collier, carte de crédit ...). Le cas échéant, il doit également signaler le port d'une valve ou d'une pile cardiaque, d'une prothèse ou d'implants. Tous ces éléments sont en effet susceptibles de perturber le déroulement de l'examen. À noter enfin, qu'un produit de contraste peut également être injecté. Généralement bien toléré, il peut toutefois être à l'origine de manifestations allergiques sans gravité (urticaire). Les réactions plus graves sont exceptionnelles, et peuvent généralement être anticipées lors de la consultation préalable à l'examen [29].

## 1.7. Application d'IRM

L'imagerie par résonance magnétique est utilisée généralement, dans la pratique clinique pour le diagnostic, suivi de patient, l'évaluation de thérapie, et dans la cartographie du cerveau humain [23]. En effet l'IRM anatomique permet d'obtenir des images en haute résolution spatiale sur l'architecture du cerveau, l'IRM de diffusion (IRMd) sur les connexions intracérébrales l'IRM fonctionnelle est une application de l'IRM à l'étude du fonctionnement du cerveau, la spectroscopie et l'imagerie spectroscopique (IRMs) sur les processus biochimiques (métabolisme, neurotransmission). L'IRM à haut champ magnétique fournit des images de meilleure qualité et plus d'informations physiologiques [29].

## 1.8. Matériel utilisé dans l'IRM [06]

### 1.8.1. L'aimant principal

Cet aimant va produire un champ magnétique  $B_0$ . La fréquence de résonance des protons sera proportionnelle à la valeur du champ principal  $B_0$ . Le  $B_0$  peut être produit par :

- *Un aimant résistif*

C'est un électro-aimant. Un courant électrique parcourt la bobine entourant un noyau de fer doux. Ce type de bobine produira de la chaleur par effet de Joule, un champ magnétique relativement faible.

- *Un aimant supraconducteur*

Il sera basé sur le même principe mais sera refroidi à une température proche de 0°K. Il y a ainsi création d'un aimant de champ élevé avec une consommation d'électricité plus faible. C'est le type d'aimant installé aujourd'hui.

- *Un aimant permanent*

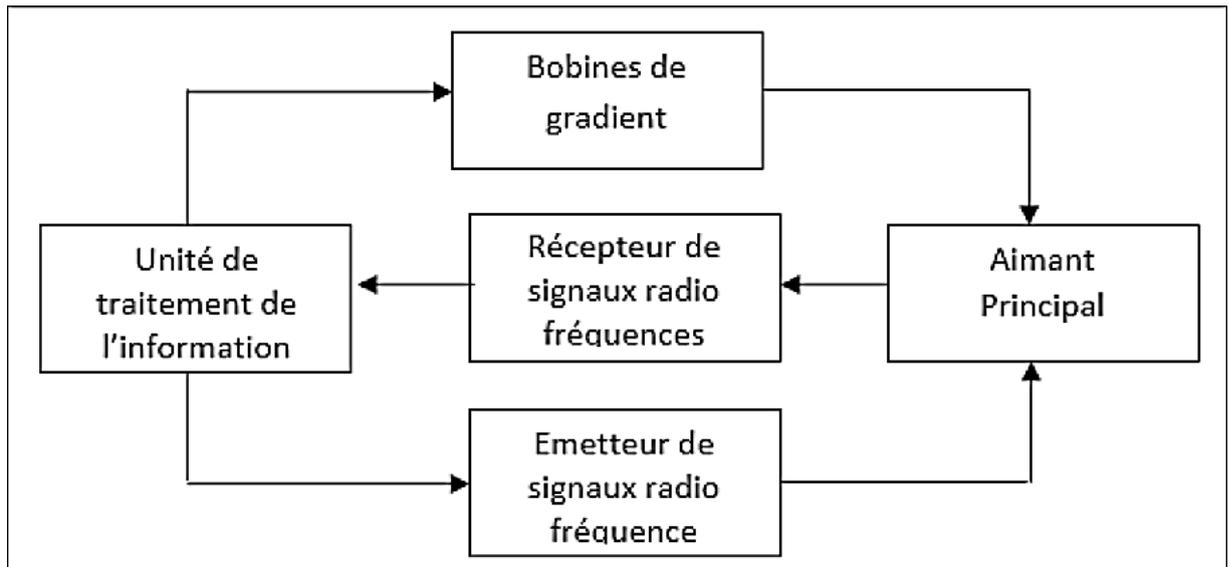
Il peut être créé par un ensemble de corps paramagnétiques. Il faut que le  $B_0$  soit très homogène : c'est un facteur de qualité de l'appareil. Cependant il ne sera jamais entièrement uniforme : il le sera à  $10^{-5}$  ou  $10^{-6}$  près. L'intensité du  $B_0$  conditionne la qualité de l'image. Le rôle du  $B_0$  est de faire entrer les protons en résonance.

### 1.8.2. Les bobines de gradient

On va superposer à  $B_0$  un gradient de champ magnétique en fonction de l'espace. Ce champ magnétique est produit par des bobines parcourues par un courant continu. Il y aura des paires de bobines : il faut deux bobines pour créer un gradient de champ et une paire par direction de l'espace. Elles réalisent une variation graduelle de champ  $B$  dans l'espace permettant un codage spatial de l'image.

### 1.8.3. Les antennes de champ radio fréquence

Les ondes radio fréquences sont constituées par un champ magnétique et par un champ électrique perpendiculaire entre eux. Ces antennes vont émettre un champ B1. Ce champ sinusoïdal, variable en fonction du temps, est de valeur assez faible. Leur rôle va être d'émettre les impulsions radio fréquences et permettre la réception du signal.



**Figure 1.6** Schéma fonctionnel de matériel utilisée

## 1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présentés l'anatomie cérébrale macroscopique et microscopique, après nous présentons la définition des tumeurs cérébrales et leur types, puis l'imagerie par résonance magnétique et leur principes physiques qui la régissent, ainsi que les principes importants de aux déférentes pondérations qu'offre cette technique d'imagerie et leur intérêt dans le cadre du diagnostic des tumeurs cérébrales.

**CHAPITRE 02**  
**SEGMENTATION DES IMAGES CEREBRALES**

## **Résumé**

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes approches de segmentation, en basant sur l'explication des méthodes C-moyenne flou (FCM).

---

## **Sommaire**

---

- 2.1 Introduction
- 2.2 La Segmentation
- 2.3 Méthodes de segmentation d'images
- 2.4 Méthode basé sur le classification
- 2.5 Conclusion

## 2.1.INTRODUCTION

L'imagerie médicale joue un rôle très important dans l'observation chez l'humain. Elle permet en effet d'observer la structure et le comportement d'organes grâce à un ensemble important de techniques d'acquisition : imagerie par résonance magnétique (IRM), scanographie par rayon X, échographie, etc. La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observé en un certain nombre de région selon un critère déterminé (couleur, texture, niveau de gris... etc.) qui pourront par la suite être traitées de manières différentes voir la figure 3.1 [07]. Dans le domaine médical, la segmentation d'images est extrêmement compliquée. En effet, pour chaque organe (cerveau, cœur, etc.), l'approche est

différente : l'outil de segmentation doit donc pouvoir s'adapter à un organe particulier, suivant une modalité d'acquisition particulière (scanners, radiographie, Imagerie par Résonance Magnétique, ...) et pour une séquence de données particulière. L'objectif est la quantification de l'information, par exemple, la volumétrie : volume d'une tumeur dans le cerveau, étude de la cavité ventriculaire cardiaque, etc. C'est à ce niveau que la segmentation de l'image est utilisée.

L'objectif de notre travail est la segmentation d'images IRM de cerveau. Nous allons présenter dans ce chapitre la problématique de la segmentation elle-même et enfin différentes méthodes de segmentation s'appliquant à cette problématique.

## 2.2.LA SEGMENTATION

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

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

Les régions doivent être disjointes.

En termes mathématiques :

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{i=1}^n = R_i = 1 \\ R_i = \emptyset \forall i = 1 \dots n \\ R_i \cap R_j = \emptyset, j \text{ avec } i \neq j \end{array} \right.$$

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

Dans un contexte médical, les régions  $R_i$  correspondent aux différentes structures anatomiques constituant les différentes régions d'intérêt. La détermination automatique du nombre de régions N est une vraie problématique [14]. Souvent, la valeur N est supposée être connue comme étant une information à priori sur les structures anatomiques en investigation.

Il est difficile de définir d'une manière absolue, une bonne méthode de segmentation. Le choix d'une technique est lié à :

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

La segmentation des IRM cérébrales présente des particularités par rapport aux d'autres domaines d'applications de la segmentation comme la segmentation des cartes routières, ou la segmentation des visages, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- L'objet à segmenter (l'anatomie du cerveau).
- Le processus d'acquisition IRM qui génère des artefacts (défauts).

### 2.3.Méthodes de segmentation d'images

La segmentation permet de distinguer les objets d'intérêt d'une image en l'isolant du fond ou des autres structures. Après la segmentation d'une image, chaque pixel se voit attribuer une région, et chaque région correspond à une partie sémantique de l'image. Les discontinuités entre les régions correspondent aux contours des objets, aux incertitudes près. Nous décrivons ci-après les principales approches à savoir, l'approche frontière, l'approche région et l'approche mixte (voir la figure 2.1).

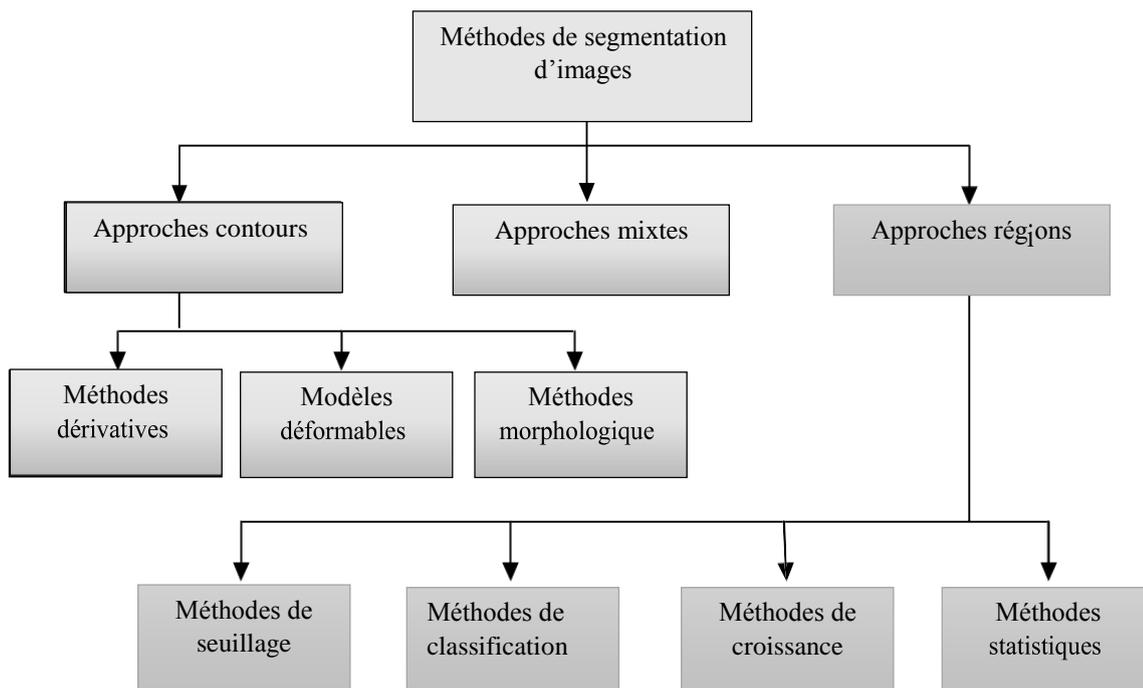


Figure 2. 1 : Les principales méthodes de segmentation

### 2.3.1. Approche contour

Les approches contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets. Les premiers modèles de segmentation s'appuient sur des détections de changement rapide d'intensité lumineuse ou de couleur, c'est-à-dire les contours de l'image. L'application de détecteurs de contours sous la forme de filtres dérivateurs permet d'obtenir les contours des objets présents dans la scène. Nous pouvons citer les approches se basant sur les différences finies comme l'opérateur de gradient, l'opérateur laplacien, les filtres de Sobel, Prewitt, Roberts ou bien des approches reposant sur des critères d'optimalité comme les filtres de Canny-Deriche. Mais ce genre de techniques est peu exploitable car elles donnent des contours non fermés, bruités ou des contours non détectés.

Exemples de masques 3x3 pour l'accentuation des contours :

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

### 2.3.2. Approche région

L'approche région cherche à regrouper les pixels en région homogènes. Elle se caractérise par la mesure d'uniformité des régions construites dans l'image. Ces régions sont construites en évaluant la similarité entre les pixels ou entre un pixel et ceux d'une région. On distingue les méthodes par croissance de régions, par division-fusion et par classification.

- **Segmentation par croissance de région**

Ce type de segmentation permet de sélectionner un pixel ou un ensemble de pixels de l'image, appelé germe, autour duquel on fait croître une région. Les régions sont construites en ajoutant successivement à chaque germe les pixels qui lui sont connexes et qui vérifient un critère de similarité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

La littérature en traitement d'images est riche en méthodes de segmentation par croissance de région. Témeau et Borel proposent un algorithme de segmentation qui combine une croissance de régions suivie d'un processus de fusion de région. Cet algorithme procède par un balayage séquentiel de l'image et considère le premier pixel comme un germe. Il tente alors de faire croître ce germe le plus longtemps possible en y agrégeant les pixels voisins.

L'avantage des méthodes de croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant une mauvaise sélection des pixels de départ, un choix de critère de similarité, aussi qu'un ordre mal adapté selon lequel les pixels voisins sont examinés, peuvent entraîner des phénomènes de sous segmentation ou de sur segmentation.

- **Segmentation par division/ fusion**

Ce type de méthode consiste à diviser l'image, considérée comme une région initiale, en région de plus en plus petites. Le principe consiste à tester le critère d'homogénéité retenu sur l'image entière. Si le critère est valide, l'image est considérée comme segmentée, si non, l'image est découpée en zones plus petites et la méthode est réappliquée sur chacune des zones nouvellement obtenues.

La division peut se faire en quatre parties, en six parties, en polygones, etc. La méthode la plus connue est la méthode de *quadtree* [26] où chaque zone est divisée par 4. L'inconvénient de ces méthodes est que deux parties adjacentes peuvent vérifier le même critère sans avoir été regroupée dans la même région.

Exemple : Homogénéité = critère sur la variance

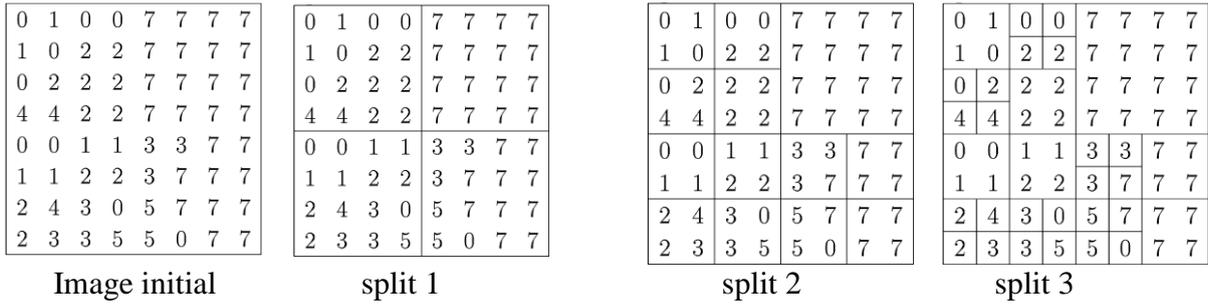


Figure 2.2 : L'homogénéité des pixels d'une image

La fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de région qui analyse une image pré segmentée [20], constitué d'un ensemble de régions. C'est une structure de données constituée d'un graphe non-orienté dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion.

• Segmentation par seuillage

Le seuillage peut aussi être déterminé en étudiant l'histogramme de l'intensité de l'image pour repérer les différents modes de la distribution de l'intensité et calculer ainsi des seuils optimaux afin de détecter les différents objets de la scène. Mais cette méthode ne fonctionne que si les objets ont une intensité homogène et de plus, qui soit différente de celle du fond. [02].

Exemple de seuillage d'histogramme multiple

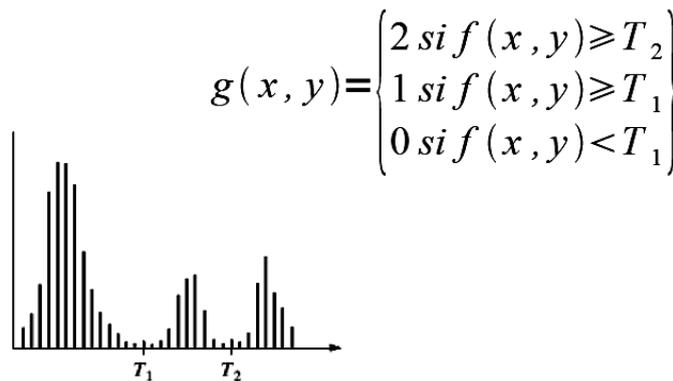


Figure 2.3 : Histogramme multiple

## 2.4. Méthodes basées sur la Classification

Cette méthode consiste à regrouper et à classer les pixels d'une image en classe en fonction de leurs propriétés

### 2.4.1. Méthodes basé sur la Classification Supervisée

Ces sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues *a priori* avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une première phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une deuxième phase pour décider de l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe. Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en  $C$  classes de tissus ( $C_1 \dots C_c$ ) par un ou plusieurs experts.

Chaque classe  $C_i$  se voit donc affecter un ensemble d'apprentissage, et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction des  $E_i$ . Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones, etc. Pour notre cas, puisqu'il s'agit de segmenter des images médicales IRM cérébrales, la classification supervisée de ces images nécessite donc 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 [16].

### 2.4.2. Méthodes basé sur la Classification non-Supervisée

- **Classification par K-Means (K-Moyens)**

L'algorithme des k-means est utilisé pour classer les objets à partir de leurs propriétés en  $k$  parties (ou clusters) en supposant que les attributs forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster  $V$  :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|$$

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

L'algorithme de K-means se résume dans les étapes suivantes :

1. Partitionnement des données en  $k$  sous-ensembles (non vides).
2. Calcul des centres des groupes de la partition courante.
3. Les données sont affectées au groupe dont leur centre est plus proche.
4. Retour à l'étape 2.
5. Arrêt lorsque les groupes sont constants.

Dans la littérature Lachman et coll. [15] ont proposé d'utiliser les statistiques de concurrence dans l'algorithme des k-means pour segmenter les tissus cérébraux. Une version adaptative de cet algorithme a été utilisée par Yan et coll. [22] pour segmenter le cerveau avec des résultats plus au moins satisfaisants.

En 2002 Bustillo[13] la variation de volume des noyaux caudés chez des patients atteints de schizophrénie.

Cet algorithme est parmi les algorithmes de segmentations les plus populaires parce qu'il est extrêmement rapide en pratique. En termes de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien en deçà de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleure partition [17] en plus l'intervention d'un expert est généralement nécessaire pour fixer le nombre K de classes.

- **L'algorithme C-moyenne Flou (FCM)**

L'algorithme Fuzzy C-means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. L'algorithme Fuzzy C-means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

L'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonctions d'erreur associées à cet algorithme qui se distinguent par des valeurs différentes prises par un paramètre réglable,  $m$ , appelé indice de flou « *fuzzy index* » et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. FCM est un cas particulier d'algorithmes basés sur la

minimisation d'un critère ou d'une fonction objectif. Dans ce cas, les données  $x_j$  ne sont plus assignés à une unique classe, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degrés d'appartenance  $u_{ij}$  du vecteur  $x_j$  à la classe  $i$ . Le but des algorithmes de classification est non seulement de calculer les centres de classe  $B$  mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenances des vecteurs aux classes [21].

Notons :

$$X = (x_j, j=1 \dots N)$$

L'ensemble des vecteurs forme de  $\mathbb{R}^p$  avec  $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp}]^T$ , et  $B = (b_1, \dots, b_c)$  un ensemble de vecteurs prototypes inconnus, où  $b_i$  caractérise la classe  $i$ .

La génération de fonctions d'appartenance consiste à construire automatiquement des fonctions permettant d'affecter chaque  $x_j$  à une ou plusieurs classes selon certains critères. Le détail des différentes contraintes imposées sur le degré d'appartenance pour chaque algorithme est décrit dans la section ci-dessous.

$$\begin{cases} \forall i \in \{1 \dots C\} \forall j \in \{1 \dots N\} u_{ij} \in [0,1] \\ \forall i \in \{1 \dots C\} 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \\ \forall i \in \{1 \dots C\} \sum_{j=1}^N u_{ij} = 1 \end{cases}$$

L'algorithme de FCM est un processus itératif qui se repose sur la recherche des valeurs prise par les centroïdes  $b_i$  des classes et par les degrés d'appartenance  $u_{ij}$  des voxels à ces classes, minimisent la fonction objective suivante :

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_j, b_i)$$

Dans la fonction (2.6),  $m > 1$  est un coefficient réglant la dureté de la partition résultante. Les formules de mise à jour de  $U$  et  $B$  sont obtenues par introduction d'un multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte de normalisation et en annulant les dérivées partielles du Lagrangien par rapport aux paramètres du modèle. Les solutions sont données par :

$$u_{ij} = \sum_{k=1}^c \left[ \frac{\left( \frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}}{\left( \frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} + 1} \right]^{-1}$$

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m}$$

L'algorithme FCM consiste donc à itérer l'étape (2.6) jusqu'à stabilisation de l'algorithme. Le critère d'arrêt des itérations, définissant cette stabilité, peut par exemple consister en l'étude de la norme de la matrice  $U$  ou en la stabilité des centres de classe sur deux itérations successives [18].

On peut résumer l'algorithme FCM comme suit :

### Algorithme FCM

**Etape 1 :** fixer les paramètres.

**Les entrées :**

- $X = (x_j, j = 1 \dots N)$  l'ensemble des vecteurs forme.
- $C$  : nombre de classes.
- $\varepsilon$ : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple  $\varepsilon = 00.000011$ ).
- : Degree de flou,  $m \in [1.5, 3]$ .

**Etape2 :** initialiser la matrice degrés d'appartenance  $U$  par valeur aléatoire dans l'intervalle  $[0,1]$ .

**Etape 3 :** mettre à jour la matrice prototype  $B$  par la relation.

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

$$J^{\text{Ancien}} \leftarrow \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_j, b_i)$$

**Etape 4 :** mettre à jour la matrice des degrés d'appartenance par la relation

$$u_{ij} \leftarrow \left[ \sum_{k=1}^c \left( \frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}$$

$$J^{\text{Nouveau}} \leftarrow \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_j, b_i)$$

**Etape 5 :** répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :

$$\|J^{\text{Ancien}} - J^{\text{Nouveau}}\| \leq \varepsilon$$

**Les sorties :**

- la matrice d'appartenance  $U$ .
- les centres de classe  $B$ .

*Utilisation de l'algorithme FCM*

L'algorithme FCM a été beaucoup utilisé pour la segmentation des images de cerveau, quels que soient la modalité et le type d'acquisition (mono ou multi-spectrale). De nombreux travaux ont notamment été effectués en imagerie par résonance magnétique. En IRM fonctionnelle, ainsi utilisé FCM pour segmenter les régions activées (simulation et aires motrices) du cerveau.

Les voxels étant représentés par leur niveau de gris, les auteurs ont montré non seulement que l'algorithme avait des performances comparables à l'analyse de corrélation standard (avec l'avantage de ne nécessiter aucune connaissance *a priori* sur le paradigme), mais aussi que FCM détectait des zones effectivement activées qui restaient silencieuses avec la corrélation [21]. En IRM traditionnelle, ont mesuré par FCM les volumes de LCS, MB et MG dans des images pondérées en  $TT2$  et en densité de proton d'hydro céphaliques et ont retrouvé les variations attendues de LCS (augmentation) et de MB (diminution), caractéristiques de cette pathologie. Ont utilisé FCM comme étape d'initialisation à un système expert pour segmenter des volumes de tumeur ou d'œdème sur des images pondérées en  $TT1$ ,  $TT2$  et en densité de protons. A partir de ces mêmes images, ont également segmenté des glioblastomes à l'aide des C-moyennes floues. Ont quant à eux utilisé FCM pour segmenter les différents tissus cérébraux sur des images pondérées en  $TT2$  et en densité de protons [27].

**2.5.CONCLUSION**

Dans cet état de l'art, nous avons présenté un certain nombre de méthodes dédiées à la classification et à la segmentation des structures cérébrales saines ou pathologiques classées selon leurs approches. La diversité des techniques est représentative de la complexité du problème de segmentation d'images IRM cérébrales, Ces difficultés sont liées, d'une part, aux objets traités et d'autre part, au particularisme des images IRM. Et nous avons présenté notre méthode d'application ce qui « C-moyenne flou» et son présentation.

**CHAPITRE 03**  
**RESULTAT ET SUMILATION**

## **Résumé**

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'évaluation de l'algorithme FCM, et on fait la discussion et la comparaison des résultats de segmentation obtenus.

---

## **Sommaire**

---

3.1. introduction

3.2. Résultat et interprétation

3.2.1 Image synthétique fantômes

3.2.2 Segmentation des images réelles

3.3. Conclusion

### 3.1. Introduction

La segmentation des images consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles homogènes appelés régions. Dans ce dernier chapitre et après l'aperçu théorique des chapitres précédents, nous présentons le côté pratique de notre application. Le but est la présentation d'un système réalisé pour segmenter les images médicales en utilisant l'algorithme FCM.

La segmentation d'une IRM par l'algorithme FCM est une technique qui consiste à décomposer une image en régions selon un critère bien déterminé (couleur, texture, niveau de gris,...).

La classification est une opération préalable à la segmentation ; elle consiste à regrouper en classes les pixels de l'image ayant les caractéristiques colorimétriques similaires. Les classes sont formées à partir des attributs des pixels. Les classes doivent être aussi distinctes que possible les unes des autres. Une région sera constituée de pixel d'une même classe mais il peut y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe.

Finalement la segmentation est complétée par l'extraction des composantes connexes et étiquetage des pixels appartenant à une même classe. C'est une opération qui consiste à attribuer à tous les pixels d'une composante connexe une même étiquette.

L'aspect graduel des niveaux de gris fait qu'un pixel n'appartient pas à une classe unique, la séparation entre classes n'est pas nette. La classification floue modélise, justement, ce problème par l'introduction des degrés d'appartenance sous l'hypothèse que chaque pixel appartient à chacune des classes avec un coefficient d'appartenance  $u_{ij}$ . La méthode FCM permet de séparer en plusieurs classes d'intensités les pixels d'une image en étiquetant chaque pixel avec le numéro de sa classe.

Les seuils de segmentation pour extraire les différentes régions de l'image à segmenter sont déterminés par l'intersection des fonctions de degré d'appartenance. Le seuillage est réalisé après comparaison des luminances aux différents seuils.

### 3.2. Résultats et interprétation :

Dans notre mémoire, nous avons utilisé le logiciel MATLAB pour réaliser ce travail. MATLAB est un logiciel interactif permettant d'effectuer des calculs numériques complexes particulièrement très utiles dans le domaine de Traitement d'images.

On a utilisé l'algorithme FCM pour la classification et la segmentation, les paramètres initiaux sont définis comme suit :

#### Initialisation :

- C : nombre de classes.
- $\varepsilon$  : seuil représentant l'erreur de convergence (critère d'arrêt),  $\varepsilon = 0.001$ .
- m : degré de flou, généralement pris entre [1.5, 3],  $m=2$ .

- Initialiser la matrice degrés d'appartenance  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0,1]$ .
- Le choix des centres initiaux des  $C$  classes sont choisis de la manière suivante. Découpage de la plage de variation des niveaux de gris de l'image en  $C$  segments (classes) ; les milieux des segments sont choisis comme étant les centres initiaux de différentes classes. Cette technique permet d'accélérer la convergence de l'algorithme FCM.

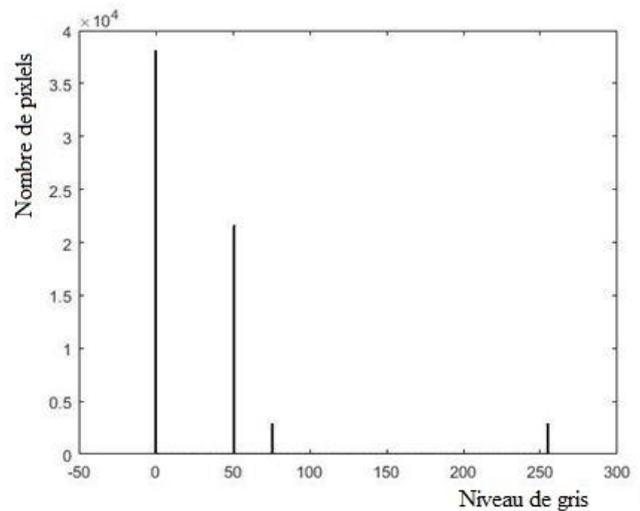
### 3.2.1. Images synthétiques fantômes

Pour valider les méthodes de segmentation du cerveau, les chercheurs ont proposé divers fantômes, qui sont devenus une référence très utilisée pour valider les algorithmes de segmentation du cerveau. Cependant ces fantômes sont relativement simples par rapport à la complexité du cerveau. Le modèle anatomique du fantôme consiste en un ensemble de volumes flous représentant des degrés d'appartenance aux différents tissus constituant l'image IRM (matières blanche, matière grise, etc.).

Nous avons utilisé la fonction MALAB phantom pour générer des images fantômes qui permet de construire une base de données IRM. Les images générées sont des images en niveaux de gris constituées d'une grande ellipse (représentant le cerveau) contenant plusieurs ellipses plus petites (représentant des caractéristiques du cerveau).



(a)



(b)

**Figure 3.1 :** (a) image synthétique fantôme, (b) Histogramme de niveau de gris

### 3.2.2. Segmentation des images réelles

Nous avons utilisé une image réelle qui est ici une base de données qui permet de construire des données IRM. Pour valider les méthodes de segmentation du cerveau, les chercheurs ont proposé divers méthodes imitant le cerveau

#### Résultat pour 3 classes :

Pour ce qui suit, nous avons fixé les paramètres suivants :

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en  $T1$  d'une personne adulte.
- Nombre de classe  $C = 3$ .

- Le degré de flou  $m = 2$ .
- Le critère d'arrêt  $\varepsilon = 0.001$ .

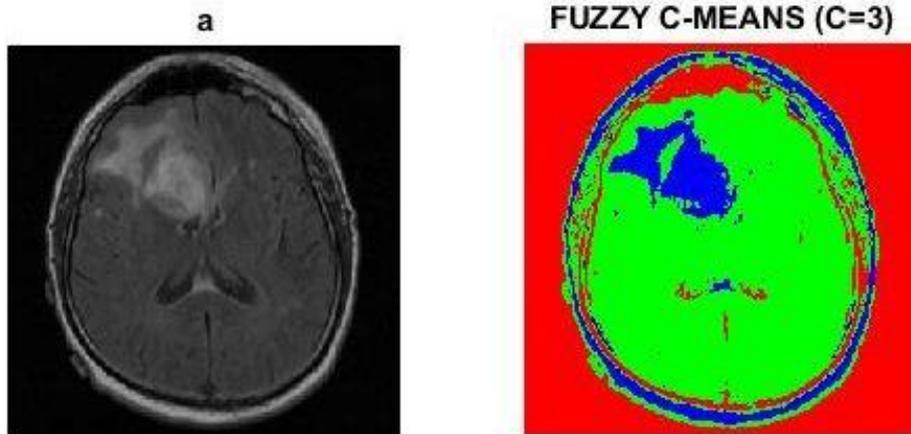


Figure 3.2 : Segmentation d'une image en 3 régions

**Commentaire :** On constate que notre image est segmentée en 3 classes, la maladie est représentée en une tache blanche dans l'image (a), et en Bleu dans l'image segmentée.

**Histogramme :**

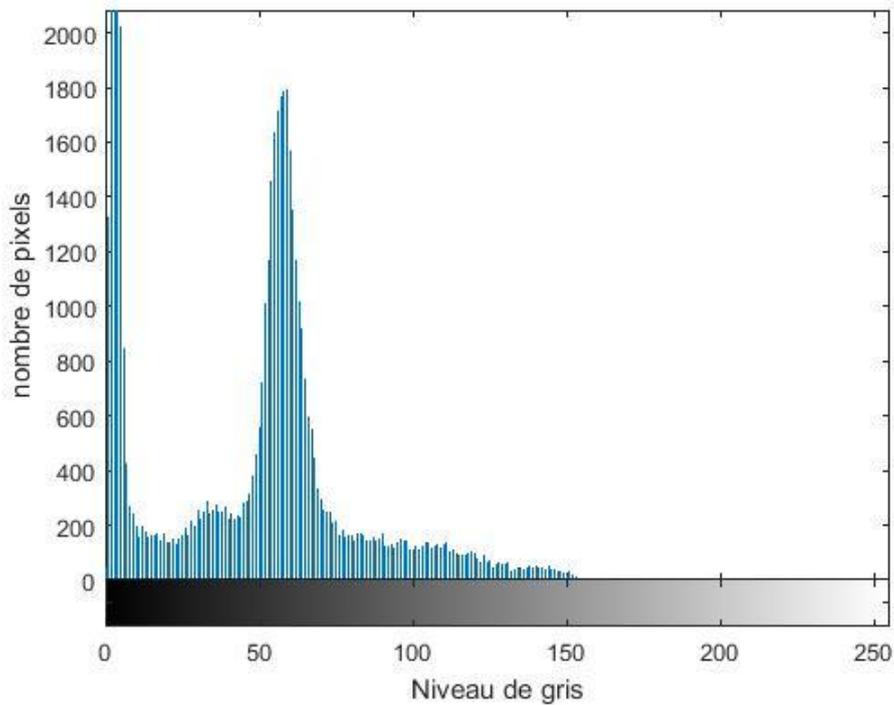
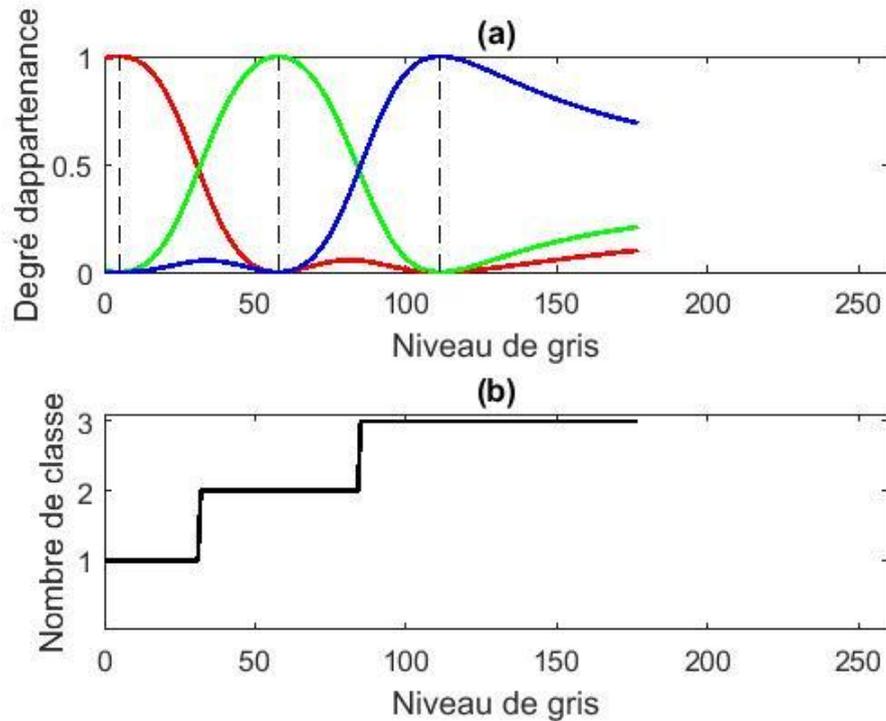


Figure 3.3 : Histogramme de l'image

La figure (3.4) montrer la degré d'appartenance et nombre de classe en fonction de niveau de gris



**Figure 3.4 :** degré d'appartenance et nombre de classe en fonction de niveau de gris

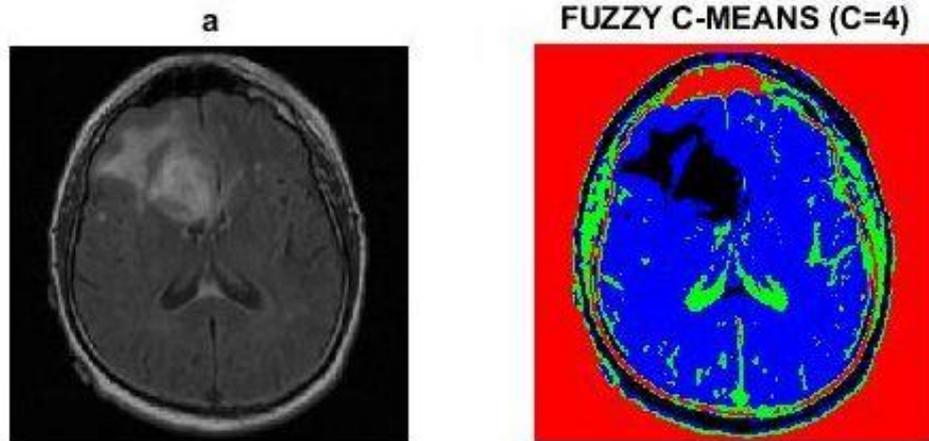
**Commentaire :** La figure 3.4 (a) montre les degrés d'appartenance correspondant aux 3 classes telles que chaque classe est représentée par une couleur et chaque couleur illustre une région de l'image segmentée.

Les seuils de segmentation pour extraire les différentes régions de l'image à segmenter sont déterminés par l'intersection des fonctions de degré d'appartenance. Le seuillage est réalisé après comparaison des luminances aux différents seuils.

**Résultat pour 4 classes :**

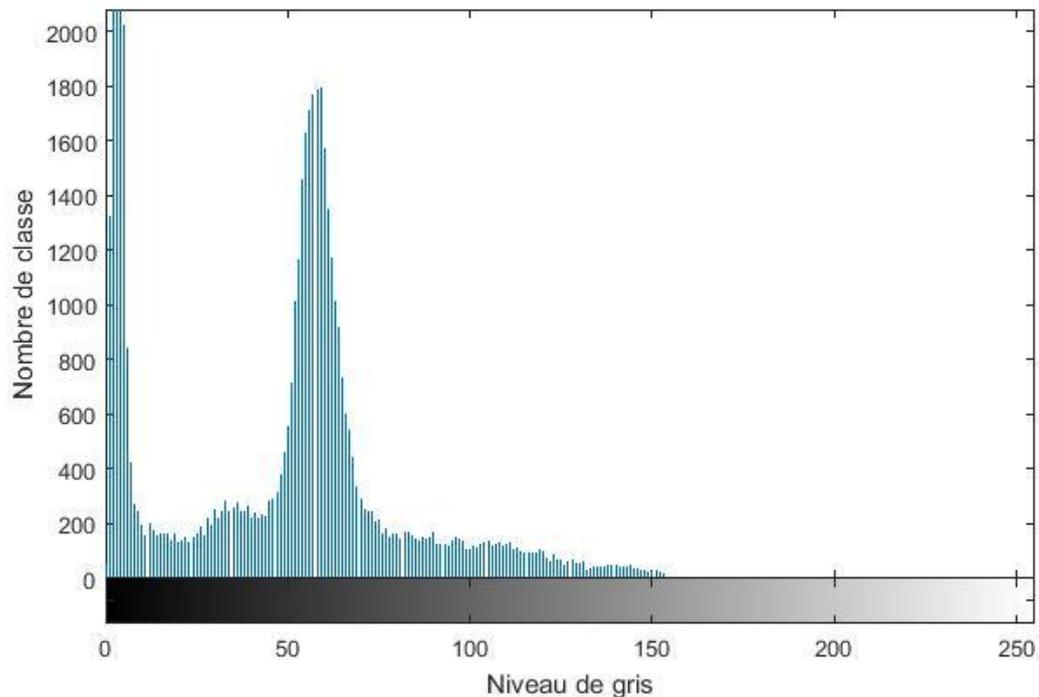
Pour ce qui suit, nous avons fixé les paramètres suivants :

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en  $T1$  d'une personne adulte.
- Nombre de classe  $C = 4$ .
- Le degré de flou  $m = 2$ .
- Le critère d'arrêt  $\varepsilon = 0.001$ .



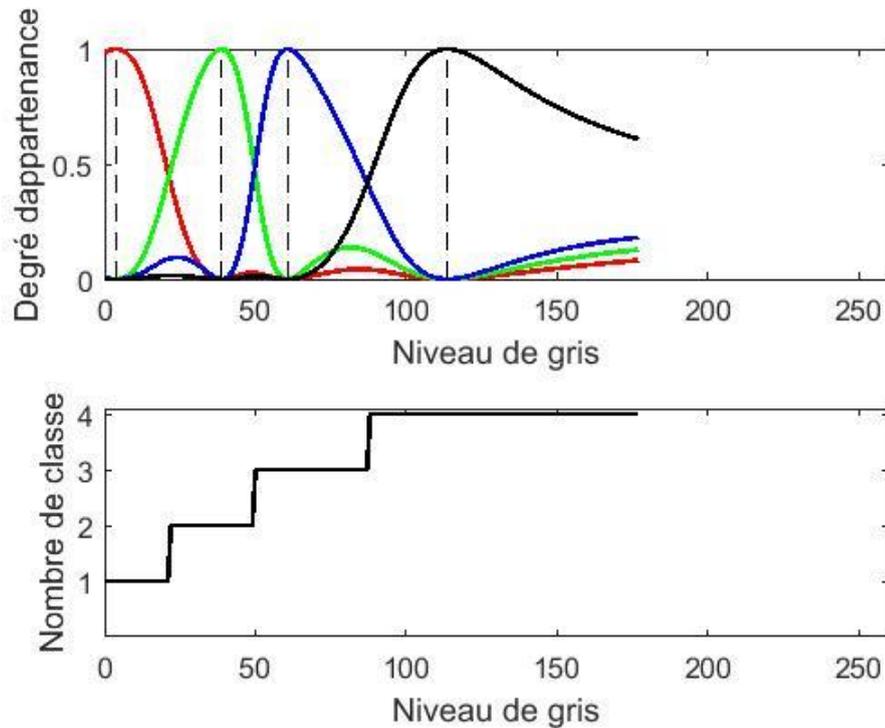
**Figure 3.5 :** Segmentation d'une image en 4 classes

**Commentaire :** On voit que notre image est segmentée en 4 classes, la maladie est représentée en une tache blanche dans l'image originale dans la figure 3.5(a), et en noir dans l'image segmentée.

**Histogramme :**

**Figure 3.6 :** histogramme de l'image de la figure (3.5)

La figure ci-dessous montre le degré d'appartenance et le nombre de classe en fonction du niveau de gris.

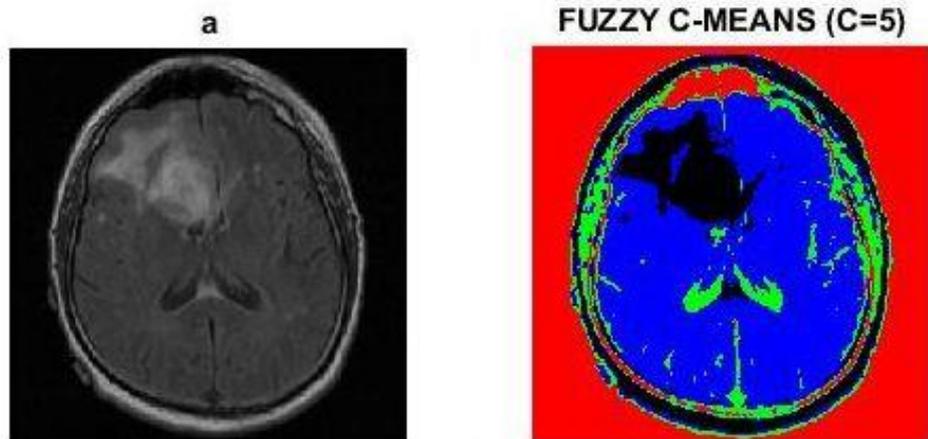


**Figure 3.7 :** degré d'appartenance et nombre de classe en fonction de niveau de gris

### Résultat pour 5 classes :

Pour ce qui suit, nous avons fixé les paramètres suivants :

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en  $T_1$  d'une personne adulte.
- Nombre de classe  $C = 5$ .
- Le degré de flou  $m = 2$ .
- Le critère d'arrêt  $\varepsilon = 0.001$ .



**Figure 3.8 :** (a) Image réelle Segmentation d'une image en 5 régions

**Commentaire :** On voit que notre image est segmentée en 5 classes, la maladie est représentée en une tache blanche dans l'image (a), et en noir dans l'image segmentée.

Histogramme :

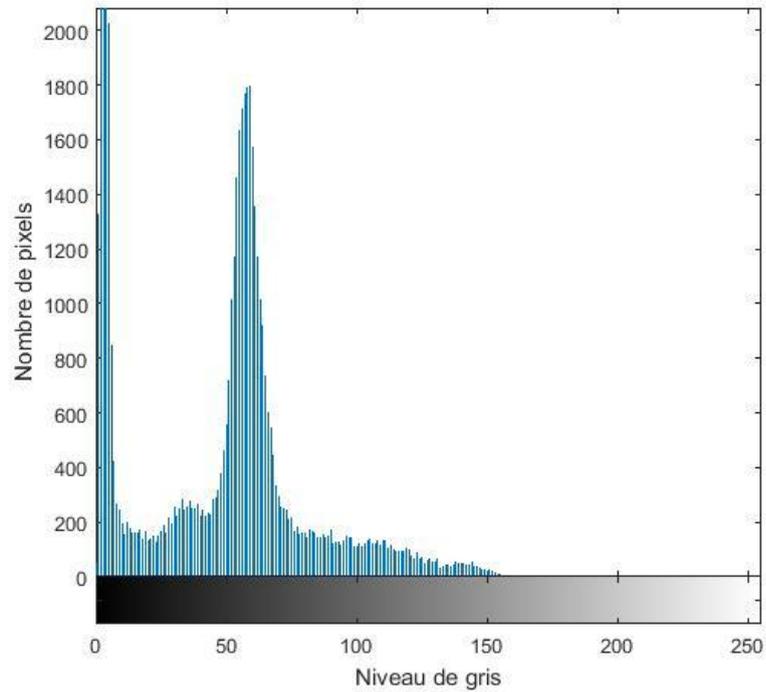


Figure 3.9 : histogramme de nombre de pixels en fonction de niveau de gris

La figure ci-dessous montrer la degré d'appartenance et nombre de classe en fonction de niveau de gris pour 5 classes

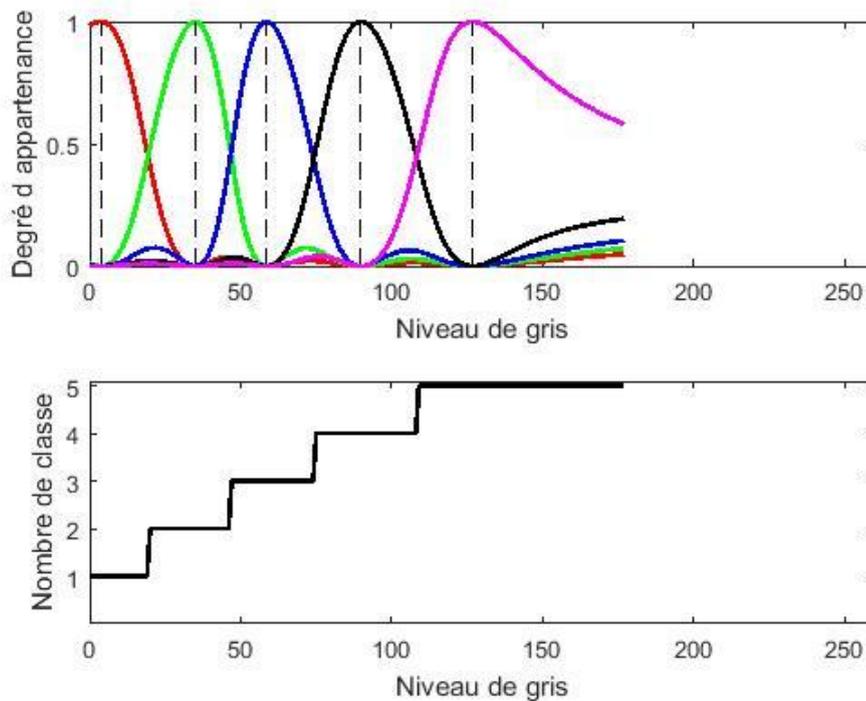


Figure 3.10 : degré d'appartenance et nombre de classe en fonction de niveau de gris

### **3.3.Conclusion**

D'après les résultats obtenus, on constate que la méthode fuzzy C-means (FCM) peut manager la segmentation des tissus cérébraux de bonne manière. Ça dépend de la coupe choisi pour l'image étiquetée, les modalités utilisés la segmentation, et les paramètres à fixer pour la méthode utilisée.

Plusieurs améliorations sont à envisager : agir sur l'étape de l'initialisation afin d'avoir une meilleure estimation des centres de classes. Voir la possibilité d'intégrer d'autres propriétés statistiques d'ordre supérieur du voisinage du pixel considéré.

# Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons abordé le problème de segmentations d'images. Plus précisément, nous nous sommes focalisés à la segmentation d'images par classification, précisément de la méthode de segmentation FCM.

Nos système a été pour objectif d'évaluer une méthode de segmentation C moyenne floue et l'appliquer sur les images médicales.

On a tout d'abord présentés l'anatomie cérébrale et la technique d'imagerie par résonance magnétique, ainsi que les principes importants de la formation de l'image. 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.

On a implémenté et appliquer la méthode « C\_moyenne floue », en utilisant les données étiquetées nécessaires pour la démarche de procédure de segmentation.

Les résultats obtenus sur des images IRM en vue d'une segmentation des tissus du cerveau en classes, montrent que l'algorithme des Fuzzy C\_Means est une l'algorithme de référence des méthodes de classification floue de pixels donne des résultats proches à la réalité, mais les résultats ne sont pas toujours excellents avec toutes les images, et la qualité d'image résultante dépend à la fois de données étiquètes et des données non étiquetées. Plus que les données étiquetées sont bien construites plus que la segmentation est mieux.

# Bibliographies

---

- [01] Capelle-Laizé, A. S. (2003). *Segmentation d'images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence* (Doctoral dissertation, Poitiers).
- [02] Herbulot, A. (2007). *Mesures statistiques non-paramétriques pour la segmentation d'images et de vidéos et minimisation par contours actifs* (Doctoral dissertation).
- [03] Caldairou, B. (2012). *Contributions à la segmentation des structures cérébrales en IRM foetale* (Doctoral dissertation, Strasbourg).
- [04] Sabrine, B. R., & Meryem, K. (2010). Segmentation des tumeurs cérébrales par la ligne de partage des eaux sur des images IRM. *mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du: Diplôme de Master en Électronique Biomédicale, 2011.*
- [05] Le Bihan, D. (2012). *Le cerveau de cristal: ce que nous révèle la neuro-imagerie*. Odile Jacob.
- [06] BOULARAS, A. (2016). *Segmentation semi supervisée des images médicale IRM par méthode floue* (Doctoral dissertation, FACULTE DES MATHEMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE-UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA).
- [07] Germond, L. (1999). *Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale* (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble D).
- [08] Laguel, H. (2010). *Déploiement sur une plate-forme de visualisation d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM autour d'un système multi-agents* (Doctoral dissertation).
- [09] Helmi, H., Teck, D., Lai, C., & Garibaldi, J. M. (2012). Semi-supervised techniques in breast cancer classification. In *12th Annual Workshop on Computational Intelligence (UKCI)*.
- [10] <http://arc-cancer.net> ,consulté le 15-05-2016.
- [11] <http://www.cnrs.fr/imagerie-biomédicale>, consulté le 24/05/2016.
- [12] [http://www.tumeur.tronccerebral.com/traitements\\_8\\_biopsie\\_.html](http://www.tumeur.tronccerebral.com/traitements_8_biopsie_.html) , consulté le 16-05-2016.
- [13] Bustillo, J. R., Rowland, L. M., Lauriello, J., Petropoulos, H., Hammond, R., Hart, B., & Brooks, W. M. (2002). High choline concentrations in the caudate nucleus in antipsychotic-naive patients with schizophrenia. *American Journal of Psychiatry*, 159(1), 130-133.
- [14] Bolon, P., Chassery, J. M., Cocquerez, J. P., Demigny, D., Graffigne, C., Montanvert, A., ... & Maître, H. (1995). *Analyse d'images: filtrage et segmentation*.
- [15] Yeh, J. Y., & Fu, J. C. (2008). A hierarchical genetic algorithm for segmentation of multi-spectral human-brain MRI. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1285-1295.
- .

# *Bibliographies*

---

- [16] Lezoray, O., & Charrier, C. (2004). 3-Segmentation d'images couleur par coalescence non supervisée d'histogrammes 2D et fusion de régions selon la théorie de Dempster-Shafer. *Traitement du signal*.
- [17] Aurdal, L. (1997). *Analysis of multi-image magnetic resonance acquisitions for segmentation and quantification of cerebral pathologies* (Doctoral dissertation, PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications)..
- [18] Detyniecki, M. (2006). Fusion et Fouille de données Multimédia.
- [19] Willmann, L. (1989). Étude de l'évolution des tumeurs cérébrales en IRM. *cahiers d'IRM, Masson*.
- [20] Fontaine, M. (2001). *Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels* (Doctoral dissertation, ANRT [diff.]).
- [21] Lehamel, M. (2011). *Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals* (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
- [22] Yan, M. X., & Karp, J. S. (1994, November). Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm. In *Proceedings of 1994 IEEE Nuclear Science Symposium-NSS'94* (Vol. 4, pp. 1529-1533). IEEE.
- [23] Cabezas, M., Oliver, A., Lladó, X., Freixenet, J., & Cuadra, M. B. (2011). A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images. *Computer methods and programs in biomedicine*, 104(3), e158-e177.
- [24] Wiest-Daesslé, N. (2009). *Imagerie du tenseur de diffusion pour l'étude de pathologies cérébrales* (Doctoral dissertation, Rennes 1).
- [25] Nacher, P. J. (2009). Magnetic resonance imaging: from spin physics to medical diagnosis. In *The Spin* (pp. 159-193). Birkhäuser Basel.
- [26] Horowitz, J. L., & Pavlidis, T. Picture segmentation by a direct splitand-merge procedure. In *Proc. of the 2nd ICPR* (p. 424).

# ***Bibliographies***

---

[27] Barra, V. (2000). *Fusion d'images 3D du cerveau-Etude de modèles et applications*

(Doctoral dissertation, Université d'Auvergne-Clermont-Ferrand I)..

[28] [www.cea.fr](http://www.cea.fr) 2003, direction de la communication bâtimentsiège 91191 Gif.

[29] [www.sfrnet.org](http://www.sfrnet.org):Société française de radiologie, site consulté le 24 Mai 2016.

## ملخص

تهدف تجزئة صور الدماغ للرنين المغناطيسي لتحديد مختلف الأنسجة و الهياكل التشريحية، خاصة في المجال الطبي (تخطيط عمليات الجراحة العصبية، تتبع تطور حجم الهياكل...) من علم الأعصاب (التحديد الكمي لتقلب التباين بين الأفراد، إسقاط بيانات الرنين المغناطيسي الوظيفي). نهدف في هذا الموضوع الى الحصول على صور دماغ أكثر دقة و ذلك بتوظيف معلومات قبلية حول الصور المراد تجزئتها و توظيفها في تطبيق خوارزمية C-moyenne flou (FCM) semi-supervisé.

**كلمات مفتاحية :** تجزئة الصور، التصوير الطبي بالرنين المغناطيسي ، خوارزمية semi supervised FCM.

## Abstract

Segmentation of brain image of anatomic IRM is designed to locate different tissues and anatomical structures that make up the brain. It is at the heart of many applications, both in the clinical area (planning neurosurgical operations, monitoring the evolution of the volume of structures ...) and neuroscience (quantification of inter individual variability, support for the projection data fMRI ...). In this work we represented an approach of segmentation which makes possible to give with exactitude different structures in brain image, by using preliminary information about the image to be segmented and apply it in application of semi-supervised Fuzzy C-Means algorithm (ssFCM).

**Key words:** image segmentation, medical imagery IRM, semi-Supervised FCM.

## Résumé

la segmentation des images IRM cérébrales anatomiques vise à localiser les différents tissus et structures anatomiques qui composent cerveau. Elle est au cœur de nombreuses applications, tant dans le domaine clinique (planification d'opérations neurochirurgicales, suivi de l'évolution du volume des structures , ...) que des neurosciences (quantification de la variabilité interindividuelle, support pour la projection des données IRMf. Dans ce travail nous représentons une approche de segmentation qui permet de donner avec exactitude les différents structures de cerveau , en utilisant des informations préalable aux images à segmenter et l'employerà appliquer la méthode semi-supervisé C-moyenne flou (ssFCM).

**Mot clé:** Segmentation des images, imagerie médicale IRM, semi-supervisé FCM