

Ordre...../F.S.S.A/UAMOB/2017

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOAND OULHADJE-BOUIRA



Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées
Département : Génie Electrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

Mme. Azouza Naouel

En vue de l'obtention du diplôme de **Master** en :
Sciences et sciences appliquées

Filière : **Imagerie et instrumentation biomédicale**

Option : **Instrumentation biomédicale**

Thème :

Segmentation par classification floue : application à l'imagerie par résonance magnétique

Devant le jury composé de :

Mme MADI Saida	MAA	UAMOB	Présidente
Mr CHELBI Salime	MAA	UAMOB	Encadreur
Mr BENZAUI Amir	MAB	UAMOB	Examinateur
Mr GASMI Ridha	MAA	UAMOB	Examinateur

Année Universitaire 2017/2018

Remerciements

Je remercie tout d'abord le bon dieu pour m'avoir donnée le courage et la santé pour accomplir ce travail.

Ce travail n'aurait pas pu aboutir à des résultats sans l'aide et les encouragements de plusieurs personnes que je remercie.

Je ne pourrai omettre de remercier les personnes les plus importantes dans ma vie, qui n'ont pas hésité à m'apporter tout le soutien durant toute cette période, mes chers parents et mon marie farid , Un grand merci à vous pour votre soutien.

Mes vifs remerciements accompagnés de toute ma gratitude vont ensuite à mon encadreur chelbi salim, pour ses conseils judicieux, sa disponibilité et pour m'avoir suivie et orientée.

J'adresse mes remerciements à tout le membre de département de génie électrique, Enseignant et responsables sans exception.

Enfin, que tous ceux qui m'ont aidés et encouragés de près ou de loin dans la concrétisation de ce projet, trouvent ici ma gratitude et mes sincères remerciements.

Dédicace

*À mes très chers parents qui sont la lumière qui éclaire
ma vie.*

À mon mari, et sa très chère famille

À mes frères et mes sœurs

À tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !

*Qu'ils trouvent dans ce modeste travail l'expression
de ma reconnaissance, mon amour, mon amitié et mon
estime.*



Table des matières

Introduction Générale	1
Chapitre I : Introduction à l'imagerie par résonance magnétique	
Introduction	3
I.1 : Notion générale de l'image	3
I.1.1 : Définition de l'image	3
I.1.2 : Image numérique	4
I.1.3 : Image en niveaux de gris.....	4
I.1.4 : Histogramme d'une image	5
I.1.5 : Image couleur.....	6
I.1.6 : Chaîne de traitement d'image.....	6
I.2 : Imagerie par résonance magnétique.....	8
I.2.1 : principe de l'imagerie par résonance magnétique.....	8
I.2.2 : formation des IRM	9
I.2.3 : Les différents IR.....	10
I.2.3.1 : IRM anatomique.....	10
I.2.3.2 : IRM fonctionnelle.....	10
I.2.4 : Observation de cerveau.....	10
I.3 : Anatomie cérébrale.....	12
I.3.1 : Le cerveau.....	12
I.3.2 : Le cervelet.....	12
I.3.3 : Le tronc cérébral.....	13
I.4 : Les composants de cerveau.....	13
I.4.1 : La matière blanche.....	14

Table des matières

I.4.2 : Matière grise.....	14
I.4.3 : Le liquide céphalo_rachidien.....	14
I.5 : Les artefacts.....	14
I.5.1 : Les artefacts liés au mouvement.....	15
I.5.2 : Le bruit.....	15
I.5.3 : Le volume partiel.....	15
I.6 : Conclusion.....	16
Chapitre II : Segmentation d'images par classification non supervisé	
Introduction.....	17
II.1 : Définition de segmentation.....	17
II.2 : Différentes approches de segmentation.....	18
II.2.1 : Approche contour.....	18
II.2.1.1 : Méthode dérivative.....	18
II.2.2 : Approche régions.....	19
II.2.2.1 : Segmentation par seuillag.....	19
II.2.2.2 : Croissance de région.....	20
II.2.2.3 : Méthode de fusion-diffusion.....	20
II.2.3 : Approche par classification de pixels.....	21
II.2.3.1 : principe de classification de pixe.....	22
II.2.3.2 : Classification supervisées.....	23
II.2.3.3 : Classification non Supervisées (Automatiques).....	23
II.2.3.4 : Les k-moyennes ou k-means.....	23
II.2.3.4.1 : Algorithme des k-means.....	24

Table des matières

II.2.3.4.2 : Avantages.....	25
II.2.3.4.3 : Inconvénients.....	25
II.2.3.5 : Les c-moyennes flous ou fuzzy c-means (FCM).....	25
II.2.3.5.1 : L'algorithme de segmentation flou FCM.....	26
II.2.3.5.2 : Contraintes liées à la classification par les c-moyennes flous.....	27
II.2.3.6 : Segmentation par FCM_S.....	27
II.2.3.6.1 : Algorithme des FCM-S.....	28
II.3 : Conclusion.....	28
Chapitre III : Application sur les images IRM	
Introduction.....	30
III.1 : Base de données utilisée.....	30
III.2 : Résultat.....	30
III.3 : Segmentation d'une image IRM sans bruit.....	30
III.4 : Segmentation d'une image IRM bruitée.....	33
III.5 : Critère d'évaluation.....	39
III.5.1 : Le MCR (Miss-Classification-Rate).....	39
III.5.2 : Indice de Jaccard.....	40
III.6 : Le temps d'exécution.....	40
III.7 : Conclusion.....	41
Conclusion et perspectives.....	42

Liste des figures

Figure I.1: Image numérique stocke les intensités lumineuses des pixels dans une matrice.....5

Figure I.2 : Image cérébrale et son histogramme.....6

Figure I.3 : Chaîne de segmentation d'image.....7

Figure I.4: Signal FID recueilli par les bobines réceptrices.....9

Figure I.5 : Plan de coupe en imagerie médicale.....11

Figure I.6 : Les axes de coupe pour la visualisation de cerveau.....12

Figure I.7 : Les composants de cerveau.....13

Figure I.8 : Effet de volume partiel16

Figure II.1 : Illustration de la détection de contours par une méthode dérivative.....19

Figure II.2 : Exemples d'histogrammes.....20

Figure II.3 : La segmentation par division-Fusion.....21

Figure II.4 : Principe de la classification.....22

Figure II.5 : Voisinage d'un pixel.....28

Figure III.1 : Image médicale originale.....31

Figure III.2 : Résultats de la segmentation par les K-means.....31

Figure III.3 : Résultat de la segmentation par les FCM.....32

Figure III.4 : Résultat de la segmentation par les FCM_S1.....32

Figure III.5 : Résultat de la segmentation par les FCM_S2.....33

Figure III.6 : Résultat de la segmentation par les K-means d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....34

Figure III.7 : Résultat de la segmentation par les FCM d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....35

Figure III.8 : Résultat de la segmentation par les FCM-S1 d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....35

Figure III.9 : Résultat de la segmentation par les FCM-S2 d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....36

Figure III.10 : Résultat de la segmentation par les K-Means d'une image avec un bruit Gaussien.....37

Figure III.11: Segmentation par le FCM d'une image avec un bruit Gaussien.....37

Figure III.12: Résultat de la segmentation par le FCM-S1 d'une image avec un bruit

Liste des figures et tableaux

Gaussien.....38

Figure III.13: Résultat de la segmentation par le FCM-S2 d'une image avec un bruit

Gaussien.....38

Liste des tableaux

Tableau III.1 : MCR des différentes classes issues des différentes méthodes.....39

Tableau III.2 : L'indice de Jaccard des différentes classes40

Tableau III.3 : Temps d'exécution en secondes.....41

Introduction générale

Introduction générale

L'imagerie médicale est en constante évolution ces dernières années, elle fournit un nombre croissant de données. En effet, les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images se sont récemment multipliées pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative des images et faciliter leur interprétation, La segmentation d'images est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. De ce fait, nombreux chercheurs ont travaillé sur le développement de méthodes et d'algorithmes plusieurs approches de segmentation sont apparues depuis quelques années. Parmi elles on trouve : approches contours, approches régions, segmentation d'image par classification des pixels ...etc.

Dans ce travail nous intéressent à la segmentation par approche classification, elle consiste à déterminer des procédures permettant de rassembler l'ensemble des pixels de l'image en un nombre limité de classes correspondant aux grands éléments structuraux de l'image. La classification peut se faire de deux manières : la première suppose l'existence de certains pixels dont l'appartenance aux classes. La seconde dit non supervisée, vise à regrouper automatiquement des pixels de l'image en classes. Nous allons présenter un ensemble d'algorithmes qui rependat à cette dernière tel que les k-means et d'autres algorithmes qui s'appuient sur les concepts de la logique floue comme le c-moyenne floue ou Fuzzy C-Means (FCM) Un troisième algorithme connu sous le nom des FCM_S, qui intègre la disposition spatiale des pixels. Ces techniques de classification seront appliquées sur des images médicales.

Nous nous intéressons à l'étude du cerveau humain en utilisant l'imagerie par résonance magnétique (IRM) qui est un outil clinique parmi d'autres existants, ce moyen permet l'observation in vivo de la zone cérébrale. Elle fournit une quantité d'informations différentes sur les tissus cérébraux grâce à la variété des séquences d'excitation disponibles. Toutes les techniques de segmentation présentées dans ce travail tout en utilisant ces données consiste à délimiter les tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien).

Introduction générale

Ce mémoire est divisé en trois chapitres :

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

Nous avons ensuite présentés dans le deuxième chapitre, les méthodes de segmentation d'images, où nous avons décrit un certain nombre de méthodes classiques de segmentation, soit par approche contour ou par approche région. Nous avons choisi la segmentation par classification de pixels pour laquelle nous avons étudié chaque technique et son algorithme que nous avons appliqué sur une image IRM cérébrale.

Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats par les algorithmes que nous avons implémentés à savoir, k-moyenne Fuzzy C-means ainsi que FCM avec ses deux variantes spatiales FCM-S1 et FCM-S2, nous avons présenté les différents résultats de segmentation suivis d'une comparaison.

Le manuscrit se termine par une conclusion générale et des perspectives dans les prochains travaux.

Chapitre I

I. Introduction

L'imagerie médicale est en constante évolution ces dernières années, elle fournit un nombre croissant de données. Ce volume important de données doit ensuite être analysé par des experts en utilisant divers méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images qui sont récemment multipliées afin faciliter leurs interprétations. Ces méthodes doivent prendre en considération d'une part la quantité des données à analyser et d'autre part, la complexité structurelle des images IRM.

Le présent chapitre est organisé en deux parties : la première, c'est une présentation de quelques notions de base de l'imagerie, dans lequel nous allons voir la définition de l'image en générale et les étapes de la chaîne d'acquisition.

La deuxième partie est une explication du principe des images à résonance magnétique et ainsi le principe de leurs acquisitions suivies d'un aperçu sur l'anatomie cérébrale qui correspond aux données sur lesquelles nous avons travaillé.

I.1 Notions générales de l'image

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui [1]. Dont la structure anatomique de notre appareil visuel est d'une complexité considérable, mais les stades premiers de l'acquisition des stimuli visuels schématiquement simples. Suit à une transformation optique réalisée dans la partie antérieure du globe oculaire, le flot lumineux est projeté sur la rétine, où une image rétinienne se forme. La membrane rétinienne est tapissée de millions de cellules, appelées photorécepteurs, qui réagissent aux différentes longueurs d'ondes de la lumière. cette étude pourrait représenter un raccourci pour comprendre les systèmes de vision artificielle qui consiste à reproduire les processus visuels au moyen de machines.

I.1.1 Définition de l'image

Une image est plutôt difficile à décrire d'une façon générale. Une image est une représentation du monde. En traitement d'image, la majorité du temps, on considère qu'il s'agit d'une fonction mathématique de $R \times R$ dans R où le couplet d'entrée est considéré comme une position spatiale, le singleton de sortie comme l'intensité (couleur ou niveaux de gris) du phénomène physique. Il arrive cependant que l'image soit dite "3D" donc la fonction est de

$R \times R \times R$ dans R . Les images couleurs peuvent être représentées soit par trois images représentant les trois couleurs fondamentales, soit par une image de $R \times R$ dans $R \times R \times R$.

I.1.2 image numérique

Avant de s'intéresser à l'image numérisée, il semble bon de revenir sur la notion d' image. au sens étymologique, le mot « image », découlant du latin *imago*, désigne la représentation visuel d'un objet par différents moyens ou supports (dessin, photographie, peinture, sculpture ...).

Une image numérisée correspond à une image acquise, puis traitée de façon à être stockée sous forme binaire (succession de bits à 0 ou 1) [2]. Pour qu'une image puisse être traitée par ordinateur, il faut qu'elle soit disponible sous format numérique, c'est-à-dire échantillonnée et quantifiée [3]. Cette transformation induit une adaptation de la représentation mathématique du signal mesuré. Pendant de nombreuses années, ce sont les techniques issues de la théorie de l'échantillonnage de Shannon qui ont assuré cette adaptation [4].

une image numérique est définie par:

- le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur.
- la valeur que peut prendre chaque pixel. Elle est représentée par un scalaire dans le cas d'images en niveau de gris et par un vecteur à trois composantes Rouge, Vert et Bleu dans le cas d'images couleur. Ces valeurs sont incluses dans N .

I.1.3 Image aux niveaux de gris

Une image peut être définie comme une fonction bidimensionnelle $f(x, y)$, où x et y sont les coordonnées spatiales (plan), f est l'amplitude à tout couple de coordonnées (x, y) appelée l'intensité ou niveau gris de l'image à ce point. Alors que x , y et les valeurs d'amplitude de f sont tous finis, des quantités discrètes. Nous appelons cette image une image numérique. Le domaine du traitement numérique de l'image se réfère au traitement des images numériques au moyen d'un ordinateur numérique [5]. Notez qu'une image numérique est composée d'un nombre fini d'éléments, dont chacun a un endroit particulier et une valeur. Ces éléments sont appelés pixel, de l'anglais "picture element", il est souvent considéré l'équivalent du point dans le monde continu. Un pixel regroupe les deux transformations appliquées à l'image réelle: il est repéré par un jeu de coordonnées entières

(coordonnées x et y) et un niveau de gris (amplitude de f) quantifié qui lui est associé. Utilisés sous forme de mosaïque, les pixels, vus de loin, donnent l'impression d'une image continue. Par convention, le pixel origine(0,0) est en général en haut à gauche figure (1)(a)

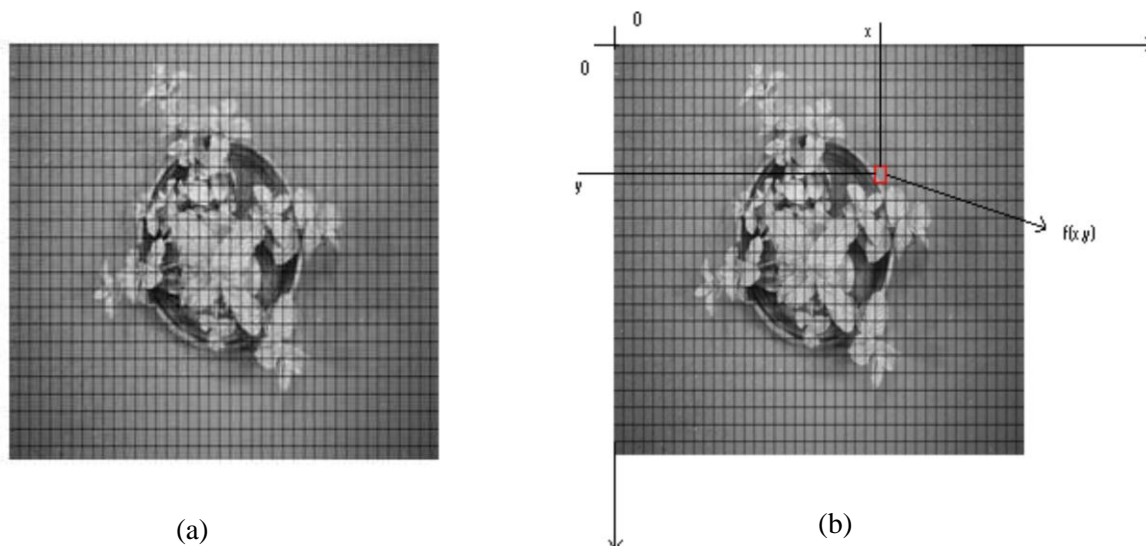


Figure I.1 : image numérique stocke les intensités lumineuses des pixels dans une matrice[1]

La qualité d'une image numérique dépend d'une part de sa résolution, c'est le nombre de pixels dans l'image, ainsi que de la quantification de l'intensité lumineuse, le nombre de bits utilisés. Pour des images en niveaux de gris, l'intensité d'un pixel est codée sur un octet et il y a donc $2^8=256$ nuances de gris possibles.

I.1.4 Histogramme d'une image

L'histogramme d'une image est la représentation d'une fonction discrète qui, à chaque valeur de l'image, associe le nombre de pixels ayant cette valeur. Chaque image numérique (niveau de gris ou couleur) peut être présentée par un graphique sous la forme d'une courbe qui met en valeur la répartition des pixels d'une image selon leur luminosité, offrant ainsi une visualisation de l'exposition d'une photo. En abscisse de celui-ci, on trouve, classées de la plus faible à la plus élevée, toutes les valeurs numériques de l'échelle de quantification. En ordonnée, on trouve le nombre de pixels auquel est attribuée la même valeur. Plus l'échelle de quantification utilisée est étendue et plus la forme de l'histogramme est complexe [6].

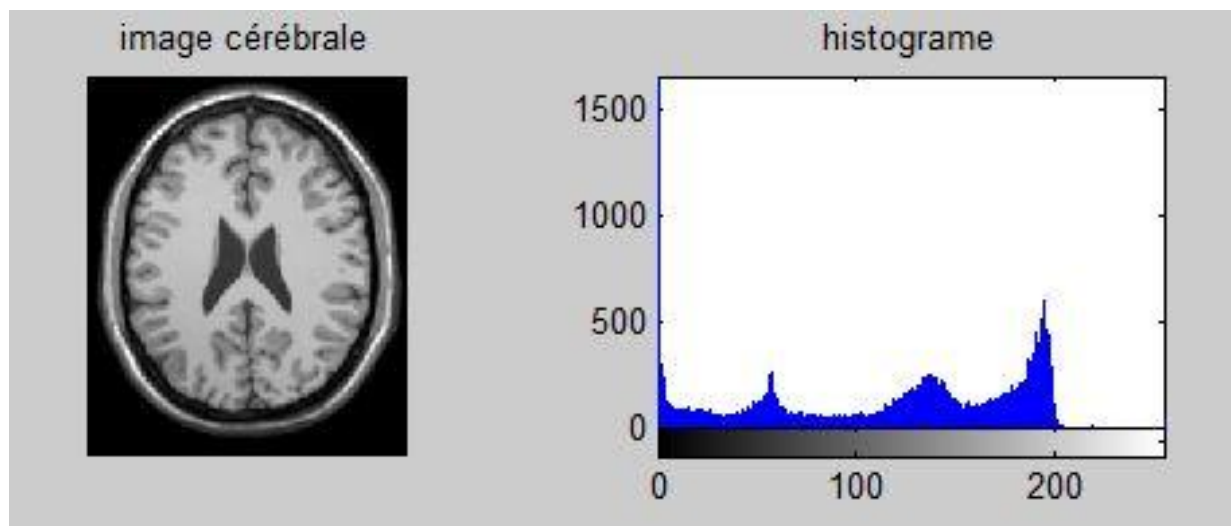


Figure I.2 : image cérébrale et son histogramme

I.1.5 Image couleur

Généralement les images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite $3 \times 8 = 24$ bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle $[0 \dots 255]$ [1]. Il en résulte qu'une image en couleurs est en pratique trichrome et elle est représentée par trois fonctions $f_1(x, y)$, $f_2(x, y)$ et $f_3(x, y)$ traduisant les intensités des trois composantes au point (x, y) . L'acquisition d'une scène colorée nécessite donc en fait 3 acquisitions et le résultat est un ensemble de 3 matrices de nombres f_{1ij} , f_{2ij} et f_{3ij} [7].

Si possible de convertir l'image RVB en niveau de gris selon plusieurs méthodes la plus simple est de faire $gris = \frac{bleu + vert + rouge}{3}$ c'est l'équivalent d'affecter la couleur gris à chacune des trois composants RVB.

I.1.6 Chaîne de traitement

Une chaîne de traitement commence par l'acquisition de données physiques sous la forme d'une image, qui est soit numérique obtenue par des systèmes d'acquisition numériques (caméra CCD, capteur CMOS...) ; Ou bien analogique d'où la nécessité de passer par l'étape de numérisation avant tout traitement.

La chaîne de traitement est composée de trois étapes essentielles:

1. l'étape de prétraitement qui consiste à améliorer la qualité de l'image acquise. Il peut s'agir d'éliminer le bruit ou de rehausser le contraste.
2. l'étape de segmentation qui sera détaillée dans la suite de ce travail. Cette étape peut être suivie par une étape de post traitement (étape facultative) qui consiste à raffiner la segmentation afin d'améliorer les résultats obtenus.
3. l'étape d'interprétation qui consiste à extraire l'information sémantique de l'image en identifiant les différents objets qui la constituent.

Il faut noter que les résultats de la deuxième étape (la segmentation) conditionnent très fortement le résultat de la troisième étape (l'interprétation), Ceci peut engendrer parfois des erreurs. Par conséquent, des méthodes d'évaluation de la segmentation sont généralement utilisées afin de quantifier les résultats obtenus pour une meilleure interprétation de l'image.

Dans ce travail nous avons opté pour la segmentation par approche classification qui se décompose à son tour en trois étapes suivant la figure I.3.

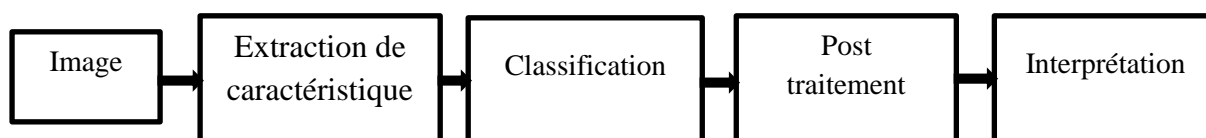


Figure I.3 :Chaîne de segmentation d'image[2]

- **Extraction de caractéristiques :** l'image est représentée dans l'algorithme de segmentation par son vecteur caractéristique, nommé souvent vecteur d'attributs .Ce vecteur peut être formé par les niveaux de gris de l'image, des mesures locales (moyens, variance,...ets), coordonnées spatiales des pixels ...ets.

- **Classification ou (clustering) :** est le processus de regroupement d'objets similaires en une classe (cluster) unique, et les objets dissimilaires en des classes différentes. ceci selon un critère de similarité donné.
- **Post traitement :** visualisation, stockage... etc.
- **Interprétation :** vise à étiqueter les régions détectées dans l'étape de segmentation.

I.2 Imagerie par Résonance Magnétique

La technique de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) a été mise au point en 1973 par Lauterbur et Damadian c'est la technique d'imagerie médicale d'apparition récente, non invasive et sans effets secondaires permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps, notamment du cerveau. L'imagerie par résonance magnétique, qui exploite les propriétés magnétiques des tissus, est certainement l'imagerie qui permet la meilleure distinction entre tissus sains et tissus pathologiques[8]. Elle permet la meilleure caractérisation des tissus, c'est donc la modalité la plus adaptée pour observer les tissus et les structures du cerveau.

I.2.1 Principe de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement depuis une soixantaine d'années dont le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 par Bloch et Purcell. Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique datent des années 1973. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979.

Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Le principe consiste à mesurer l'aimantation des tissus biologiques et à reconstruire une image à partir de ces aimantations [9]. Cette dernière est induite par l'hydrogène, qui s'y trouve en abondance dans le corps humain placés dans un champ magnétique. Les atomes possèdent un moment angulaire intrinsèque nommé spin auquel est lié un moment magnétique pouvant être assimilé à un aimant. Sans perturbation extérieure ces aimants élémentaires sont orientés de façon aléatoire dans toutes les directions.

Si on applique un champ magnétique \vec{B}_0 constant et homogène, ils s'orientent selon des directions privilégiées. Si on applique en plus un champ magnétique tournant \vec{b}_1 perpendiculaire au premier, un phénomène de résonance des noyaux de l'échantillon étudié

intervient. Lorsqu'on supprime ce second champ, les atomes vont retourner à l'état initial en émettant un signal RMN (Résonance Magnétique Nucléaire)[10].

I.2.2 Formation des IRM

Pour constituer une image IRM, on soumet le patient à un champ magnétique \vec{B}_0 et à une onde radiofréquence \vec{b}_1 de fréquence égale à la fréquence de précession des protons. Sous l'effet de cette onde, les protons basculent d'un angle α , généralement de 90° ou de 180° par rapport à M_0 . À l'arrêt de l'impulsion, le retour à l'équilibre s'établit : il y a réduction rapide du moment Transversal M_T et repousse du moment longitudinal M_L . Pendant ce retour à l'équilibre, le proton continue à précesser et induit un champ magnétique FID (Free Induction Decay). C'est ce signal qui est recueilli par les bobines de réception puis transformé en signal électrique, voire **figure I.4**.

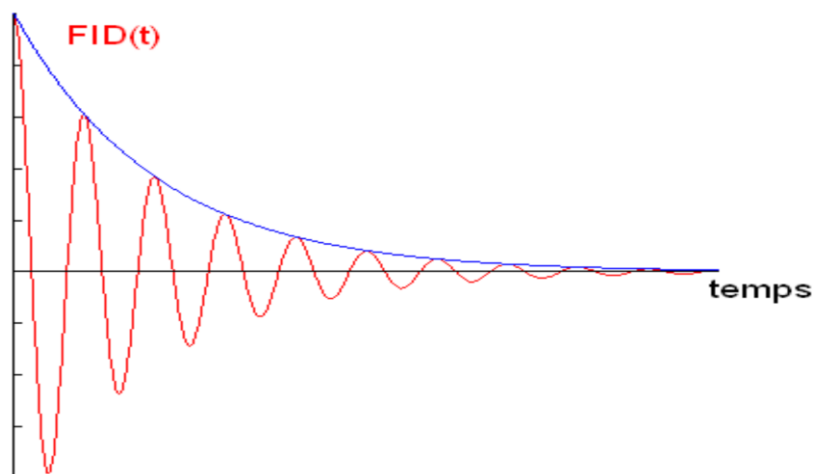


Figure I.4 : Signal FID recueilli par les bobines réceptrices[3]

L'image numérique IRM représente ainsi la répartition spatiale d'une grandeur physique, chaque élément d'une coupe correspond à la représentation de l'aimantation nucléaire d'un volume de l'espace exploré. Ces éléments sont habituellement appelés pixels quand on considère individuellement une coupe et voxels quand on considère le volume constitué de l'empilement des coupes [8].

I.2.3 Les différents IRM

Il existe deux techniques pour l'acquisition de l'IRM :

I.2.3.1 IRM anatomique

En médecine, on applique souvent le RMN aux noyaux d'hydrogène, élément présent en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques. C'est la structure anatomique que l'on visualise ainsi, et on parle alors d'IRM anatomique.

I.2.3.2 IRM fonctionnelle

Avec le développement de techniques ultrarapides d'acquisition et de traitement de données, il est devenu possible de réaliser des images RMN en des temps suffisamment brefs pour suivre certains aspects du métabolisme. On parle alors d'IRM fonctionnelle. En imagerie cérébrale on applique la résonance magnétique à l'hémoglobine dont les propriétés magnétiques diffèrent légèrement selon que cette molécule est liée ou non à l'oxygène. On accède donc à l'activité cérébrale en réalisant des images où est visualisé le contraste entre les régions riches en oxyhémoglobine et les régions du flux sanguin.

I.2.4 Observation de cerveau

L'observation des coupes axiales, frontale et sagittale sont des coupes de cerveau approximativement parallèles, respectivement, au plans qui comprennent nez oreilles au plans de visage et au plans symétrie de la tête, ces coupes sont orthogonales deux à deux, comme montre la figure ci-dessous :

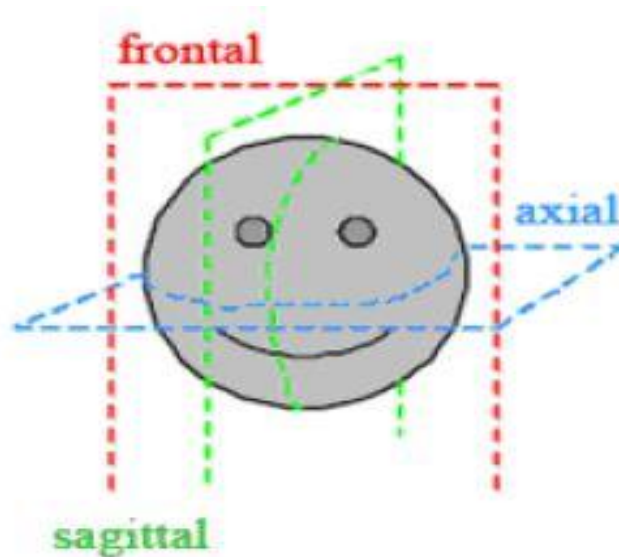


Figure I.5 :plan de coupe en imagerie médicale[4]

- **Coupes axiales**

Ces coupes correspondent quasiment à un plan horizontal .En imagerie par résonance magnétique .elles correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principale.

- **Coupes sagittales**

Ces coupes sont des plans parallèles au plan inter hémisphérique .ils s'agit des vues latérales de cerveau.

- **Coupes coronales(ou frontales)**

Ce sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales.

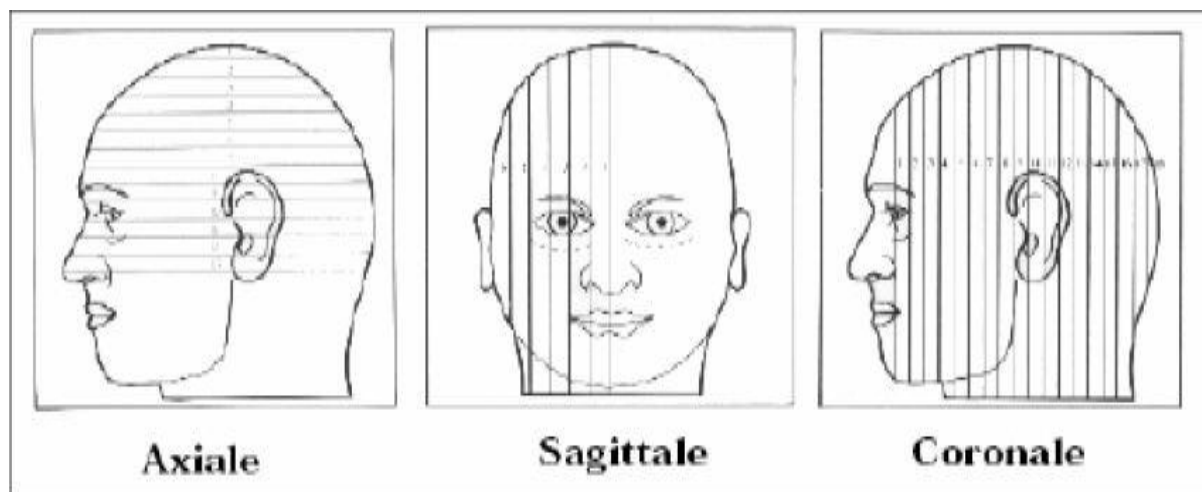


Figure I.6 :les axes de coupe pour la visualisation de cerveau[5]

I.3 Anatomie cérébrale

L'encéphale est la partie du système nerveux qui loge dans la boîte crânienne et repose à la base du crâne. Son poids moyen est de 1400 à 1800 grammes [11]. Il est enveloppé et protégé par des membranes appelées méninges. Il comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral (**Figure1.7 (a)**).

I.3.1 Le cerveau

Le cerveau appartient au système nerveux central, situé dans la boîte crânienne, c'est un organe essentiel qui assure la régulation de toutes les fonctions vitales. Il est composé de deux hémisphères, droit et gauche, connectés entre eux par le corps calleux composé de substance blanche (axones gainés de myéline). Divisés en lobes, les hémisphères sont les parties les plus développées chez les mammifères[12].

I.3.2 Le cervelet

Le cervelet 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 contracter).

Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements du corps [13].

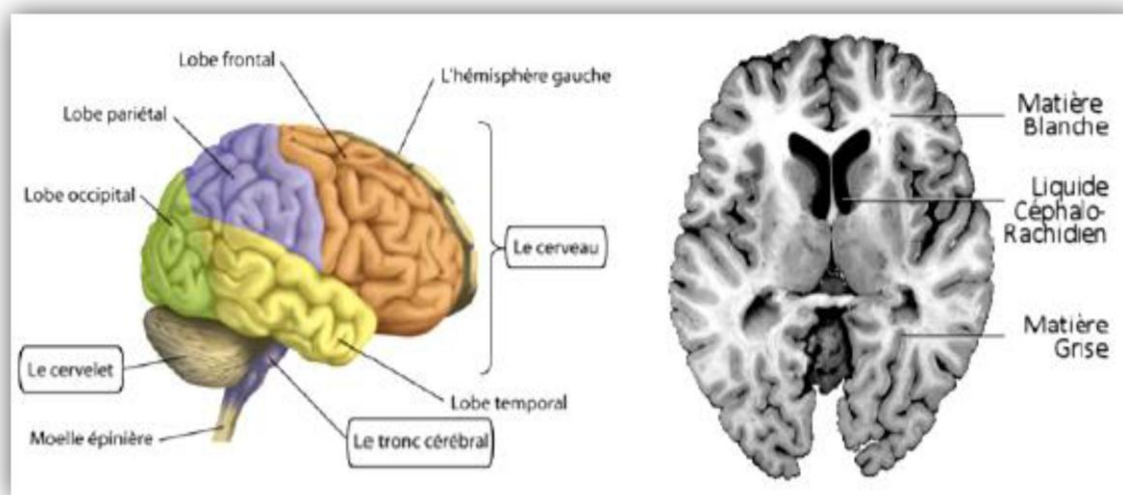
I.3.3 Le tronc cérébral

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 sensibles, ainsi qu'un centre de contrôle de la douleur [14].

I.4 Les composants de cerveau

Si on fait une coupe du cerveau comme ce qui montré dans la figure (I.4.b), on remarque un ruban gris qui borde la surface. C'est la substance grise ou cortex. Les neurones envoient leurs prolongements, ou axones, vers l'intérieur du cerveau. Comme ces prolongements apparaissent plus clairs sur la coupe, ils constituent ce qu'on appelle la substance blanche. Ces axones relient une région cérébrale à une autre, se dirigent vers l'extérieur pour acheminer les commandes motrices ou amènent au cerveau les informations sensorielles (vision, audition, tact pour l'essentiel chez l'homme).

Les régions motrices, qui commandent nos mouvements, et les régions tactiles, qui ressentent le contact sur la peau, se trouvent au centre de la tête de chaque côté du grand sillon qui sépare les régions frontales à l'avant et les régions pariétales à l'arrière (le sillon central). Ces grands faisceaux sensoriels et moteurs sont croisés, c'est-à-dire que l'hémisphère gauche commande le côté droit du corps, et reçoit les informations tactiles du côté droit.



(a) L'encéphale

(b) Une coupe de cerveau

Figure I.7 : Les composants de cerveau[6]

Le cerveau est composé de matières : la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien.

I.4.1 La matière blanche

La matière blanche MB (ou substance blanche) se situe dans la partie interne du cerveau. Elle contient les axones qui sont les prolongements des neurones. Ces prolongements particulièrement sont entourés d'une gaine de myéline pour en accélérer la conduction. Le rôle de la substance blanche est d'assurer la conduction de l'influx nerveux .

I.4.2 Matière grise

MG ou (substance grise) c'est la partie des tissus du système nerveux central contient le corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structures : le cortex et les noyaux[10]. Le cortex est caractérisé par de nombreuses fissures appelées sillons. Sur la face intérieure du cortex se trouve la matière blanche et sur la face extérieure circule la matière grise. Les noyaux, constitués essentiellement de matière grise, sont des structures plus compactes au centre du cerveau.

I.4.3 Le liquide céphalo_rachidien (LCR) (ou liquide cérébro_spinale, LCS)

C' est un liquide corporel transparent dans lequel baignent le cerveau et le cervelet, 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. D'un volume moyen de 150 ml ,il est absorbé par le système veineux cérébral et continuellement renouvelé [15].Ses principaux rôles sont :

- La protection mécanique du système nerveux central contre les chocs.
- La protection contre les infections.
- Le transport des hormones entre les différentes régions éloignées du cerveau.

I.5 Les artefacts

L'IRM, comme toutes les autres techniques d'imagerie médicale, n'échappe pas à la constitution de fausses images : les biais ou les artefacts, ces derniers peuvent déformer l'image anatomique réelle et / ou simuler un processus pathologique.

I.5.1 Les artefacts liés au mouvement

L'artéfact de mouvement est un des artéfacts les plus fréquemment rencontrés. Il se constitue lorsqu'il y a translation dans l'espace du segment étudié au cours de l'acquisition. Il y a deux types de mouvements rencontrés :

- Les mouvements périodiques: Ce sont les mouvements de la respiration, les battements cardiaques et les flux sanguins.
- Les mouvements aperiodiques: Ce sont les mouvements du patient, les mouvements oculaires, la déglutition, le péristaltisme digestif et le flux du liquide cérébro-spinal.

Ils ont pour conséquence la dispersion du signal : image floue de la structure en mouvement.

I.5.2 Le bruit

Comme tout dispositif de mesure physique, les données sont entachées de bruit. Il provient à la fois du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites) et de la chaîne de mesure (convertisseurs analogique-numérique, antenne, etc). La perturbation par le bruit est généralement quantifiée par le rapport signal sur bruit (RSB), fonction de l'amplitude du signal observé par rapport à l'importance de la variation du bruit. Ce rapport, et donc la qualité de l'image, peut être amélioré en considérant différentes antennes, un champ magnétique \vec{B}_0 plus intense, une matrice de résolution moins fine, ou encore une multiplication des mesures. Néanmoins, il restera toujours un bruit dans l'image reconstruite finale. On peut considérer que le bruit dans l'image suit une distribution Ricienne qui, avec un rapport signal sur bruit suffisant (typiquement $RSB > 3$), peut être approximé par un bruit gaussien .

I.5.3 Le volume partiel

La notation de volume partiel n'est pas propre à l'IRM, mais concerne toutes les techniques d'imagerie. Ces artéfacts sont liés à la résolution des images. Ainsi, au niveau d'une interface entre deux tissus, dans la direction de la sélection de coupe, l'utilisation de coupe fine permet de bien séparer les tissus. En revanche, une coupe plus épaisse contient, à la fois, les deux tissus : le signal résultant sera alors une moyenne du signal des tissus, d'où une perte d'information en termes de contraste. Il en résulte également une perte de la résolution spatiale puisque le signal des petites structures va être moyenné avec celui des structures adjacentes, ce qui peut les rendre invisibles ou peu distinctes.

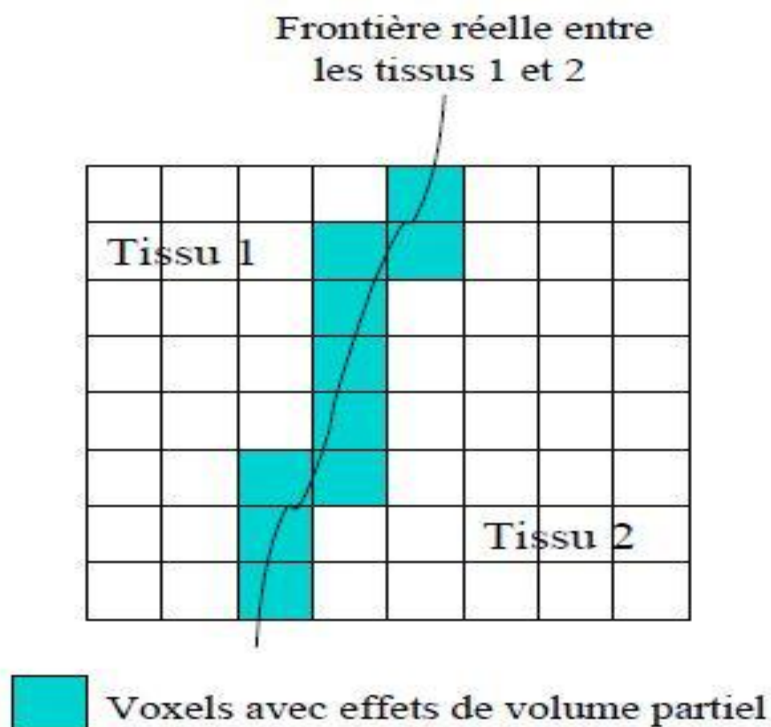


Figure I.8 : Effet de volume partiel[4]

I.6 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté quelques notions de bases concernant l'imagerie et nous avons parlé sur l'image numérique, ces caractéristiques ainsi que les différentes étapes constituant un système d'analyse d'image. Et enfin nous avons décrit le principe de base de l'imagerie par résonance magnétique suivi d'un aperçu sur l'anatomie cérébrale qui fera l'objet des images utilisées durant ce travail.

Dans le prochain chapitre, nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement la segmentation d'images IRM cérébrales.

Chapitre II

II. Introduction

Les méthodes de segmentation d'images par classification sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles. En effet, de nombreuses méthodes ont été modifiées et testées afin d'obtenir celles qui s'adaptent le mieux pour la segmentation d'image. Dans ce contexte la classification permet de regrouper des pixels possédant les mêmes propriétés et les partitionner dans des classes bien définies. La classification, qu'elle soit supervisée ou non, a toujours été un outil fort employé dans le domaine de l'analyse et du traitement des images numériques, en particulier à des fins de segmentation ou d'interprétation [16].

Ce chapitre est consacré à étudier les méthodes des k-moyennes (k-means), c-moyennes floues (fuzzy c-means) et une variante du FCM qui intègre la contrainte spatiale des pixels de l'image. Nous présentons quelques notions théoriques et les algorithmes utilisés dont nous introduisons les résultats obtenus dans le prochain chapitre.

II.1 Définition de segmentation

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à décomposer complètement ou partiellement une image en régions selon un critère déterminée (couleur, texture, niveau de gris,...) ces régions possèdent une corrélation forte avec les objets d'intérêt à détecter dans l'image [9]. Elle permet ensuite de visualiser et de quantifier ces objets. La définition formelle de la segmentation comme traitement de bas niveau date de l'année 1974 [17] et propose de partitionner l'image I en un ensemble R_i disjoints et connexes appelés régions tels que :

- $\forall i R_i \neq 0$
- R_i est connexe
- $p(R_i)$ vrai $\forall i$
- $p(R_i \cup R_j)$ faux
- $\forall i, j R_i \cap R_j = 0$
- $I = \bigcup R_i$

La qualité de la segmentation, c'est à dire, la précision de la localisation et la non confusion des régions, a un impact direct sur les performances de l'application. Malgré les nombreuses recherches qui ont eu lieu dans le passé sur les méthodes de segmentation, le problème de la segmentation reste toujours mal posé, car on ne sait jamais dire quelle est la segmentation idéale.

II.2 Différentes approches de segmentation

La segmentation fait référence aux notions de base de différence et de similarités perçues par le système visuel humain. En effet, c'est une étape essentielle en traitement d'images dans la mesure où elle conditionne l'interprétation qui va être faite sur ces images. De nombreux algorithmes ont ainsi été proposés durant les dernières décennies [18]. Ils sont généralement fondés sur des principes différents. Nous proposons dans cette section de parcourir, de manière non exhaustive, différentes approches présentes dans la littérature. Dans ce travail on va se contenter des trois catégories suivantes : Approches basées contour, Approches basées région, et Approches basées classification.

II.2.1 Approche contour

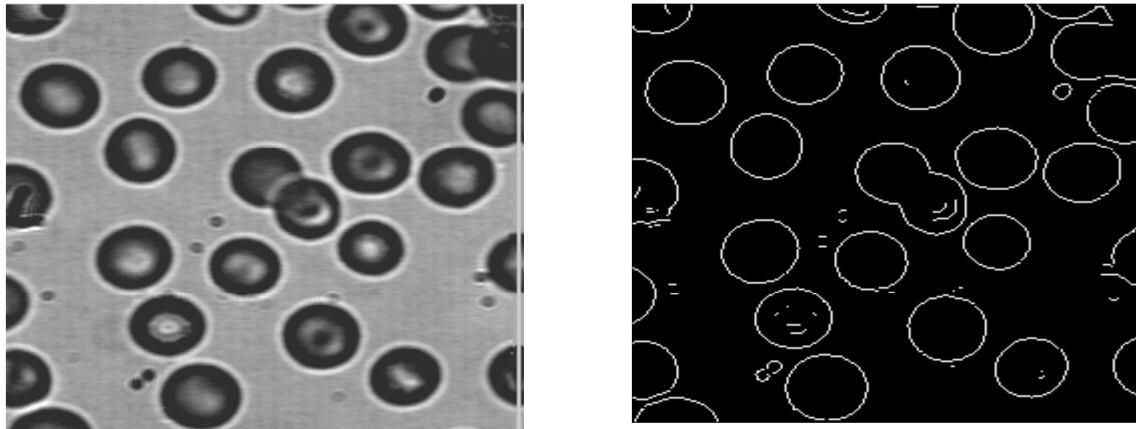
Dans une image, les variations (d'intensité, de couleur, de texture...) représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet observé. Dans un grand nombre de cas, ces variations des propriétés sont des informations importantes pour les opérations de la segmentation. Un contour est une zone de transition séparant deux régions homogènes due à des discontinuités de profondeur et de réflectance de la scène observée [19]. Elles constituent les frontières de régions correspondant à des bords ou parties d'objets de la scène [20]. De telles méthodes existent depuis longtemps et elles sont les premières méthodes à base de géométrie. Elles ont été développées au milieu des années 80 [21].

Les contours extraits ne sont généralement pas fermés ou bien continus, il est souvent nécessaire d'associer une méthode de suivi ou de fermeture de contours selon le résultat escompté.

II.2.1.1 Méthode dérivative

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique, le principe des méthodes dérivatives repose sur la détection d'une transition d'un signal à partir de sa dérivée. On peut citer dans ce cas, les opérateurs du premier ordre les plus courants : Robert [22], de Prewitt [23], de Sobel [24].

Les opérateurs de deuxième ordre, le laplacien-gaussien, dans le cas de filtrage, on peut citer le filtre de Canny [25] et de [26], [27].



(a) Image originale

(b) contour détectés

Figure II.1 : Illustration de la détection de contours par une méthode dérivative[7]

II.2.2 Approche régions

La segmentation consiste à faciliter l'interprétation automatique d'une image de façon similaire à une interprétation humaine. Historiquement [28], elle a été inspirée du système de perception visuel humain qui utilise les notions de similarité et de différence afin de localiser et délimiter les objets d'une scène.

La segmentation en régions est un traitement intermédiaire qui à partir de l'image originale ou de l'image filtrée, s'attache à reconstruire les régions qui correspondent aux objets présents dans l'image, la segmentation transforme l'image en une image où chaque pixel est caractérisé par un label correspondant à la région à laquelle il appartient. Une fois les régions reconstruites, l'étape d'analyse tente en générale de les décrire à l'aide d'attributs qui permettent de reconnaître les objets contenus dans l'image .

II.2.2.1 Segmentation par seuillage

Le seuillage est la technique de segmentation la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image [29]. Elle est l'opérateur qui associe à chaque point de l'image une classe de luminance. Le seuillage est réalisé après comparaison des luminances à un ou plusieurs seuils.

Cette technique tente de déterminer les classes de pixels par l'analyse des histogrammes monodimensionnels, le plus souvent les seuils sont déterminés à l'aide de ces analyses localement ou globalement à l'image ou au volume [30]. Dans le cas d'une image composée d'une ou plusieurs régions de même type, et d'un fond visuellement différent, l'histogramme est bimodal et il est possible de séparer les régions du fond par un simple seuil qui se situe sur

la vallée entre les deux modes (**figure II.2 (a)**). Si l'image est constituée de régions ayant des caractéristiques différentes, son histogramme est multimodal (**figure II.2 (b)**), tels que chacun des modes correspond à une région. Le seuillage est alors défini comme le problème de trouver le minimum entre deux modes adjacents c'est-à-dire les vallées. Les pixels ayant des niveaux de gris entre deux vallées sont alors assignés à la même région.

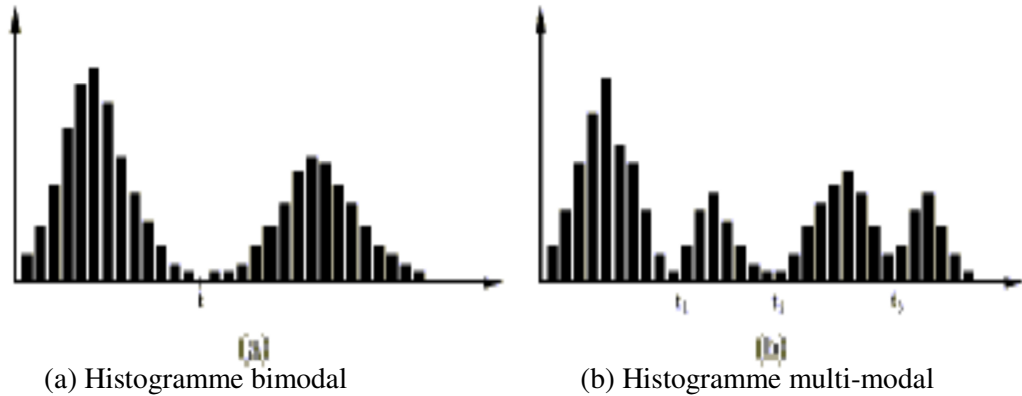


Figure II.2 : Exemples d'histogrammes

D'une manière générale, le choix de seuils d'histogramme peut se faire de deux manières différentes. Dans la première, les seuils sont déterminés globalement pour tous les points de l'image, tandis que dans la seconde les seuils sont calculés localement à partir de petites fenêtres de focalisation [31].

II.2.2.2 Croissance de région

Les méthodes de croissance de région, également appelées approches ascendantes, est une technique qui consiste à agréger les pixels aux régions selon un double critère d'homogénéité et d'adjacence [3]. Les points voisins du germe sont successivement examinés; s'ils vérifient le critère d'agrégation, ils sont inclus à la région et deviennent à leur tour un germe; dans le cas contraire, ils sont rejetés. Le critère est le plus souvent un critère local basé sur les niveaux radiométriques des points. Le processus s'arrête lorsque tous les pixels adjacents aux régions ont été affectés.

II.2.2.3 Méthode de fusion-diffusion

Le point commun de ces méthodes est qu'elles commencent avec une partition initiale non homogène de l'image (habituellement la partition initiale est l'image elle-même). Elles continuent la division jusqu'à ce que des partitions homogènes soient obtenues [32].

Après la phase de division, elle reste souvent plusieurs petits fragments de régions qui ont été connectées. La phase de fusion accomplit cela, en associant les régions voisines. En se basant sur les conditions d'homogénéité, la fusion des régions continue jusqu'à ce qu'un maximum de segments connecté soit obtenu. Cette méthode est effectuée par un algorithme de « division fusion » pour les images en niveau de gris. Cet algorithme est décomposé en deux étapes [33] :

1. Dans la première étape, chaque bloc (correspondant à un nœud du tétra-arbre) est analysé de sorte à savoir s'il doit être divisé en quatre sous blocs et ce jusqu'à ce que chaque sous-bloc respecte un prédicat d'homogénéité.
2. Dans une deuxième étape, une fusion de blocs adjacents possédant des caractéristiques colorimétriques identiques est réalisée.

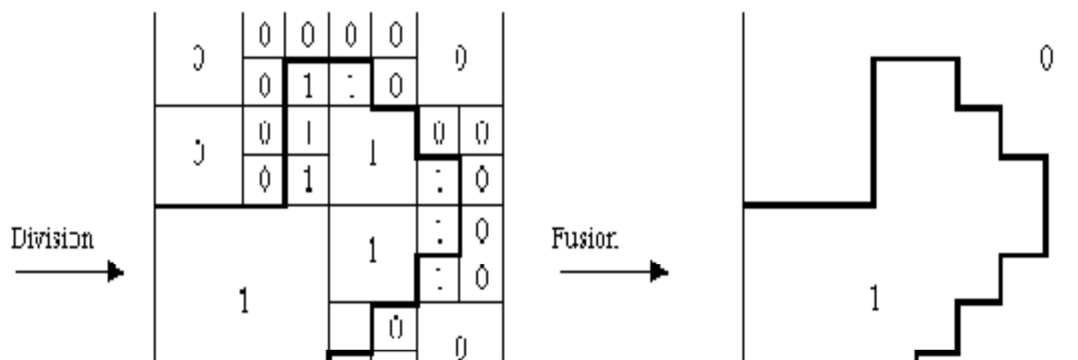


Figure II.3 : La segmentation par division-Fusion[8]

II.2.3 Approche par classification de pixels

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 [34]. Une image couleur ou multi spectrale sera considérée comme un ensemble non ordonné de vecteurs et chaque pixel sera affecté à une classe unique indépendamment de ces voisins[35]. 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 (valeur entière).

La classification ne peut répondre à tout type de problème de segmentation puisque tous les critères de de définition de la segmentation explicités en introduction ne sont pas respectés dans l'absolu, notamment en ce qui concerne la loi de connexité.

II.2.3.1 principe de classification de pixels

Les problèmes de classification s'attachent à déterminer des procédures permettant d'associer une classe à un objet (individu). La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets 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 se décline essentiellement en deux variantes selon Bezdek[36]: la classification dite supervisée et la classification dite non supervisée (automatique).

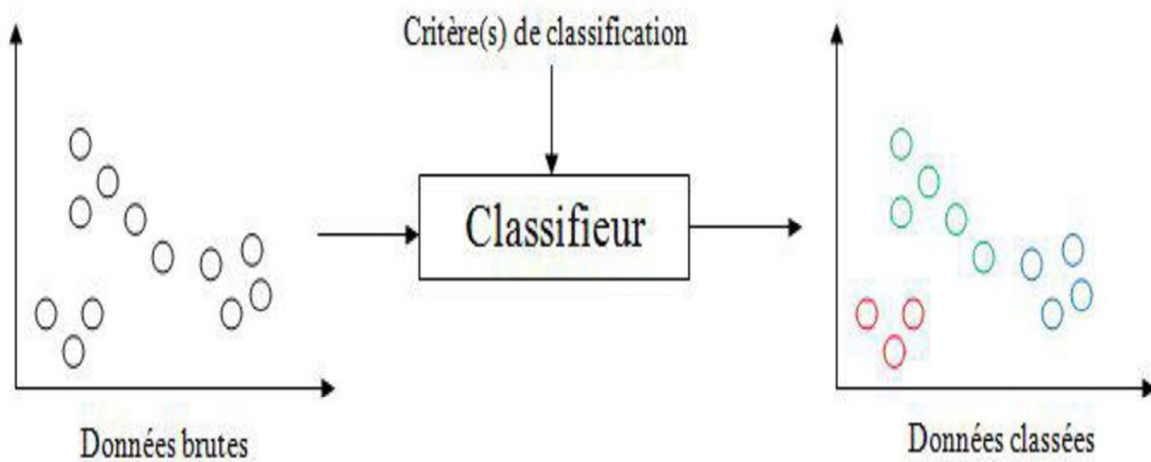


Figure II.4 : principe de classification[5]

II.2.3.2 Classification supervisées

La classification de pixels supervisée appelée aussi classification de pixels avec apprentissage consiste à définir une fonction de discrimination effectuant un découpage de l'espace de représentation à partir d'une connaissance a priori de l'image. Ce type de classification nécessite la création d'une base d'apprentissage faisant intervenir une segmentation de référence. La taille de cette base d'apprentissage doit être choisie avec précaution.

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 E_i , et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction des E_i [37].

II.2.3.3 Classification non Supervisées (Automatiques)

Pour pouvoir classer des données, il faut dans un premier temps extraire des caractéristiques qui sont ensuite utilisées par un algorithme de classification. La classification non supervisée appelée aussi classification de pixels sans apprentissage, consiste à 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 ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image.

Nous allons à présent détailler deux des algorithmes de classification de pixels non Supervisée à savoir :

- L'algorithme des k-moyennes ;
- L'algorithme des C-moyennes floues.

II.2.3.4 Les k-moyennes ou 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. La méthode est basée sur une notion de similarité entre enregistrements.

C'est une méthode non supervisée qui prend comme représentant de chaque classe son centre de gravité. Les centres sont recalculés à chaque nouvelle affectation d'un élément à une classe [38], c'est une méthode qui a pour objectif de partitionner l'espace des attributs en K classes (K connu).

A partir d'une partition initiale on améliore itérativement la partition de l'espace en minimisant la variance intra-classe, cette technique utilise comme critère d'évaluation d'une partition la distance quadratique moyenne [29].

Le principe des k-means est de minimiser la fonction objectif :

$$j(x, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c \|x_i - v_k\|^2 \quad (1)$$

avec :

- c est le nombre de classe.
- N est le nombre de données .
- v_k est le centre de classe i .
- $\| \cdot \|$: est la norme euclidienne qui mesure la similarité entre un pixel et un autre .

Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (1), la mise à jour des centres des classes v se fait avec l'équation (2) :

$$v_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2)$$

avec :

- n est le nombre de donnée de chaque classe.

II.2.3.4.1 Algorithme des k-means

Etape1 : Choisir aléatoirement les C centres initiaux $v_1, v_2, v_3, \dots, v_c$ à partir des point

$$\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$$

Etape2 : Assigner x_i $i = 1 \dots N$ à la classe k ; $k=1 \dots c$ si :

$$\|x_i - v_k\| \leq \|x_i - v_p\| \quad ; p = 1, \dots, c \text{ avec } : i \neq p$$

Etape 3 :Mettre à jour les centres des classes par la formule (2).

Etape4 :Répéter de l'étape 2et3 jusqu'à atteindre la convergence : $v_{k=1}^* = v_k$; $k = 1, \dots, c$.

II.2.3.4.2 Avantages

- Apprentissage non supervisé : la méthode des k -moyennes et ses variantes ne nécessitent aucune information sur les données. La segmentation peut être utile, pour découvrir une structure cachée qui permettra d'améliorer les résultats de méthodes d'apprentissage supervisé (classification, estimation, prédiction).
- Applicable à tous type de données : en choisissant une bonne notion de distance, la méthode peut s'appliquer à tout type de données (mêmes textuelles).

II.2.3.4.3 Inconvénients

- Problème du choix de la distance : les performances de la méthode (la qualité des groupes constitués) sont dépendantes du choix d'une bonne mesure de similarité ce qui est une tâche délicate surtout lorsque les données sont de types différents.
- Le choix des bons paramètres : la méthode est sensible au choix des bons paramètres, en particulier, le choix du nombre k de groupes à constituer. Un mauvais choix de k produit de mauvais résultats. Ce choix peut être fait en combinant différentes méthodes, mais la complexité de l'algorithme augmente.
- L'interprétation des résultats : il est difficile d'interpréter les résultats produits, en d'autres termes, d'attribuer une signification aux groupes constitués.

II.2.3.5 Les c-moyennes flous ou fuzzy c-means (FCM)

Bezdek a généralisé le critère J_2 proposé par Dunn à toute une famille d'algorithmes qu'il a appelée C-moyennes floues. Le nombre de groupes est désormais désigné par C (et non plus K). L'algorithme des C-moyenne floues effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonction 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. Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objectif.

$$J_m(\mathbf{u}(\cdot), \mathbf{v}) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 \quad (3)$$

avec :

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], 1 \leq j \leq N, 1 \leq i \leq c$$

Les centres et les degrés d'appartenance sont, pour une valeur de m donnée, calculés à l'aide des deux formules suivantes :

$$U_{ij} = \sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad (5)$$

II.2.3.5.1 L'algorithme de segmentation flou FCM

Etape 1 : fixer les paramètres :

- a. **c** : Le nombre de classe.
- b. **\mathcal{E}** : Le seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple $\mathcal{E} = 0.001$).
- c. **m** : Le degré de flou, généralement $m = 2$.

Etape 2 : Initialiser la matrice de degrés d'appartenance U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0, 1]$.

Etape 3 : calculer le prototype v par la relation (5).

Calculer $j_m(u(\cdot), v)$ par la relation (3).

Etape 4 : mettre à jour la matrice de degrés d'appartenance par la relation (4).

Calculer $\bar{j}_m(u(\cdot), v)$ par la relation (3).

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

$$|\bar{j}_m(u(\cdot), v) - j_m(u(\cdot), v)| < \mathcal{E}$$

II.2.3.5.2 Contraintes liées à la classification par les c-moyennes flous

- Résultat de segmentation dépendant de l'étape d'initialisation des centres des classes.
- Blocage de la méthode dans des minima locaux.
- Les algorithmes FCM souffrent du manque de prise en compte d'informations spatiales et fournissent des classifications moins efficaces en présence du bruit.

II.2.3.6 Segmentation par FCM_S

La fonction objective est donner par :

$$J_m(\mathbf{u}(\cdot), \mathbf{v}) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mathbf{u}_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mathbf{u}_{ij}^m(x) \|\bar{x}_j - v_i\|^2 \quad (6)$$

Avec :
$$\sum_{i=1}^c U_{ij} = \mathbf{1}, U_{ij} \in [0 \ 1] \quad , \mathbf{1} \leq j \leq N, \mathbf{1} \leq i \leq C$$

Les centres des classes sont donner par :

$$U_{ij} = \frac{(\|x_{i-v_k}\|^2 + \alpha \|\bar{x}_{i-v_k}\|^2)^{-\frac{1}{(m-1)}}}{\sum_{k=1}^c (\|x_{i-v_k}\|^2 + \alpha \|\bar{x}_{i-v_k}\|^2)^{-\frac{1}{(m-1)}}} \quad (7)$$

$$V_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mathbf{1}(U_{ij})^m (x_j + \alpha \bar{x}_j)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(U_{ij})^m} \quad (8)$$

Le calcul de la **moyenne** \mathbf{x} des voisins représentés par la fenêtre **3x3** donne la première variante de l'algorithme Spatial FCM appelé FCM_S1 et le calcul de la médiane des voisins \mathbf{x} donne la seconde variante FCM_S2.

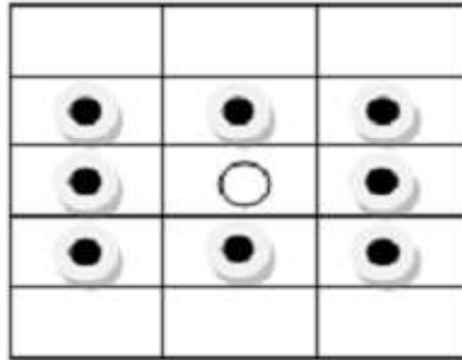


Figure II.5 : Voisinage d'un pixel[9]

Analogie à l'application du FCM avec un vecteur d'attributs {niveau de gris, moyenne} (ou {niveau de gris, médiane}).

II.2.3.6 .1Algorithme des FCM-S

Etape 1 : fixé les paramètres suivantes

C : nombre de classes

ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple $\varepsilon=0.001$)

m : degré de flou, généralement $m=2$.

Etape 2 : Initialiser la matrice de degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0 1]$.

Etape 3 : calculer le prototype v par la relation (8).

Calculer $J_m(u(.), v)$ par la relation (6). On utilisant la médiane (\tilde{x}_j) pour FCM_S2 ou la moyenne (\bar{x}_j) pour le FCM_S1.

Etape 4 : mettre à jour la matrice degrés d'appartenance par la relation (7).

Calculer $\tilde{J}_m(u(.), v)$ par la relation (6).

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

$$|\tilde{J}_m(u(.), v) - J_m(u(.), v)| < \varepsilon$$

II.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur les différentes approches utilisées pour la classification : supervisées et non supervisées et pour la segmentation d'images : les approches basées contour, basées région et les approches basées classification. Nous avons vu que la segmentation (clustering) permet de regrouper des objets (individus ou variables) en un nombre limité de groupes ou de classes (segmentes, ou cluster). La classification consiste à grouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent au niveau de gris, en dessous ensembles de classes .Nous avons présenté les différents méthodes de segmentation les plus utilisée pour la segmentation des images médicales. Dans notre travail, nous nous intéressons aux techniques de classification automatique k-moyenne Fuzzy C-means ainsi que FCM spatiale.

Dans le suivant chapitre nous allons appliquer tous ces techniques sur des image IRM de cerveau humain.

Chapitre III

III. Introduction

L'étude du cerveau humain est un problème ardu et reste un sujet de recherche de forte actualité. Une des modalités d'imagerie les plus couramment utilisées, à laquelle nous nous sommes intéressés dans le cadre de ce travail, est l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), afin délimiter différentes régions correspondant aux différents tissus et structures, nous allons appliquer les différents techniques de segmentation dite non supervisé vue dans le chapitre précédent sur une base de données constituée d'images cérébrales (IRM) **Brainweb**, de l'institut neurologique de l'Université McGill de Montréal .

III.1 Base de données utilisée

Nous avons utilisé un fantôme qui est ici une base de données de synthèse qui permet de construire des données IRM. Pour valider les méthodes de segmentation du cerveau, les chercheurs ont proposé divers fantômes imitant le cerveau. Cependant ces fantômes sont relativement simples par rapport à la complexité du cerveau. Depuis quelques années, le centre d'Imagerie cérébrale de l'Institut Neurologique de l'Université McGill à Montréal, met à la disposition de la communauté des chercheurs le fantôme dénommé Brainweb [41], qui est devenu une référence très utilisée pour valider les algorithmes de segmentation 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, LCR, peau, crâne ,etc.). Les images utilisées sont de pondération **T1**, de dimension(181x217x181).

III.2 Résultats

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

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en $T1$ d'une personne adulte.
- Nombre de classe $K = 4$ (MB, MG, LCR et l'arrière-plan).
- Le degré de flou $m = 2$.
- Le critère d'arrêt $\varepsilon = 0.001$.

III.3 Segmentation d'une image IRM sans bruit

Après avoir obtenu une classification de l'image IRM sans bruit avec les différents algorithmes, nous procédons à une extraction des classes correspondant aux tissus (MB, MG, LCR) afin de les comparer avec une vérité terrain (segmentation de référence des différents

tissus) :

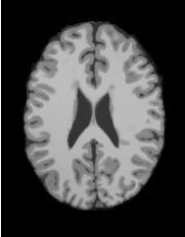
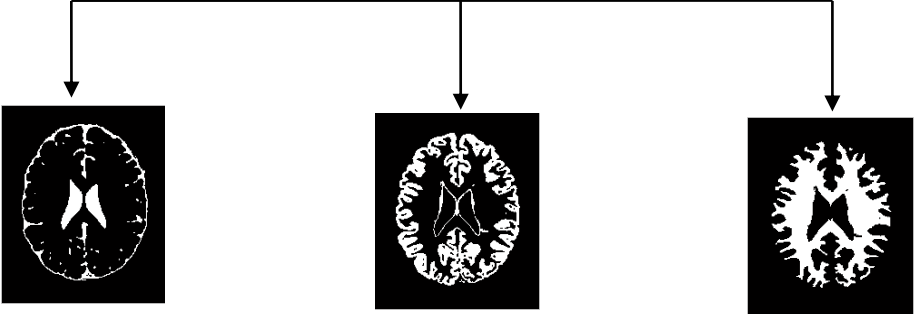


Figure III.1 : Image médicale originale



Image segmentée



LCR

MG

MB

Figure III.2: Résultat de la segmentation par les K-Mean

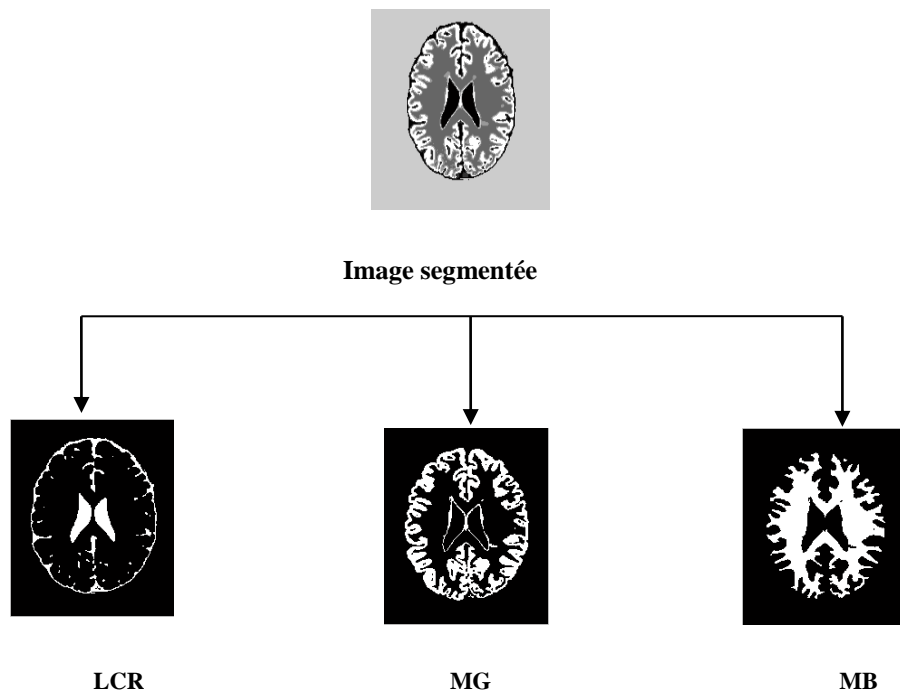


Figure III.3 : Résultat de la segmentation par les FCM.

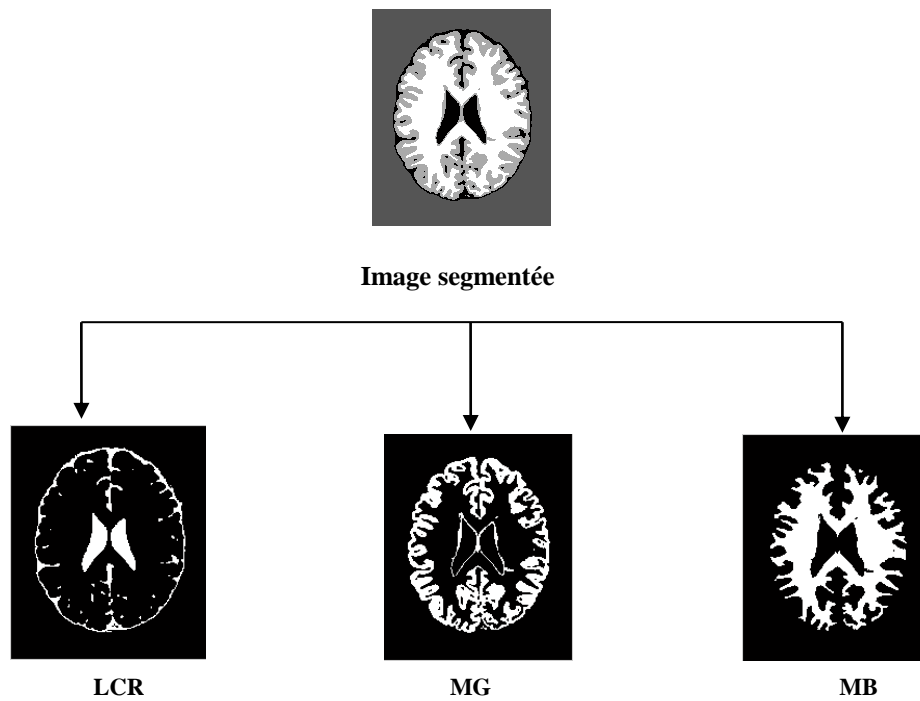


Figure III.4 : Résultat de la segmentation par les FCM_S1.

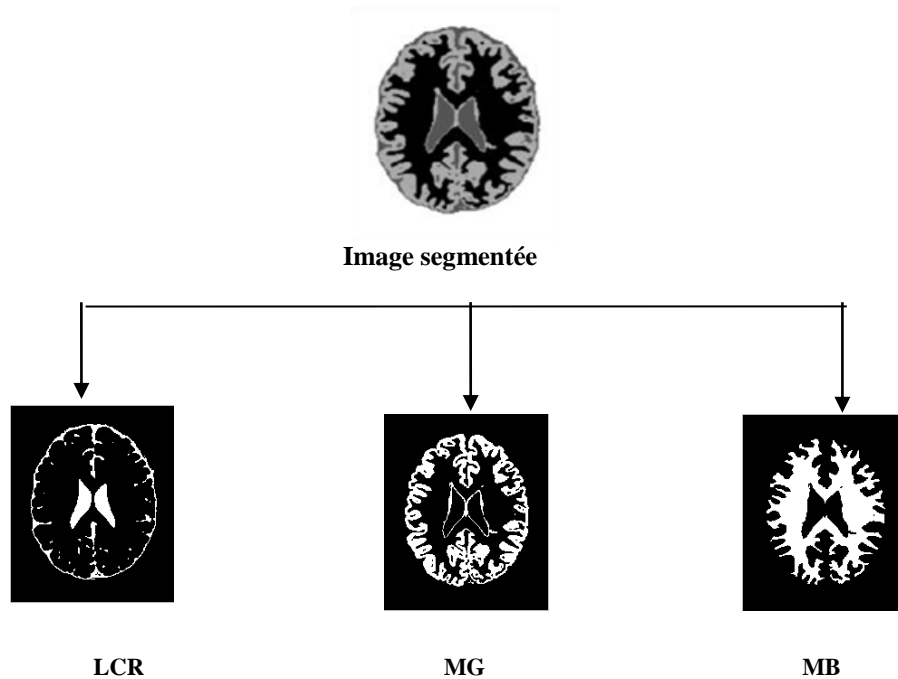


Figure III.5 : Résultat de la segmentation par les FCM_S2.

Les **figures (III.2) à (III.5)** illustrent les résultats de la segmentation de l'image originale **figure (III.1)** en utilisant les différents algorithmes, à savoir : K-Means, FCM, FCM-S1 FCM-S2.

Vu les résultats obtenus, nous remarquons bien que les algorithmes nous donnent un bon résultat, c'est une image segmentée de l'image originale en 4 classes; (LCR, MG, MB ainsi que l'arrière-plan qui est ignoré dans notre étude). Nous constatons visuellement que les résultats sont presque identiques pour les quatre algorithmes.

III.4 Segmentation d'une image IRM bruitée

Dans le but de faire une différence entre les quatre précédents algorithmes, nous avons noyé l'image originale dans du bruit avant de la segmenter. Les résultats de la segmentation sont illustrés ci-dessous :

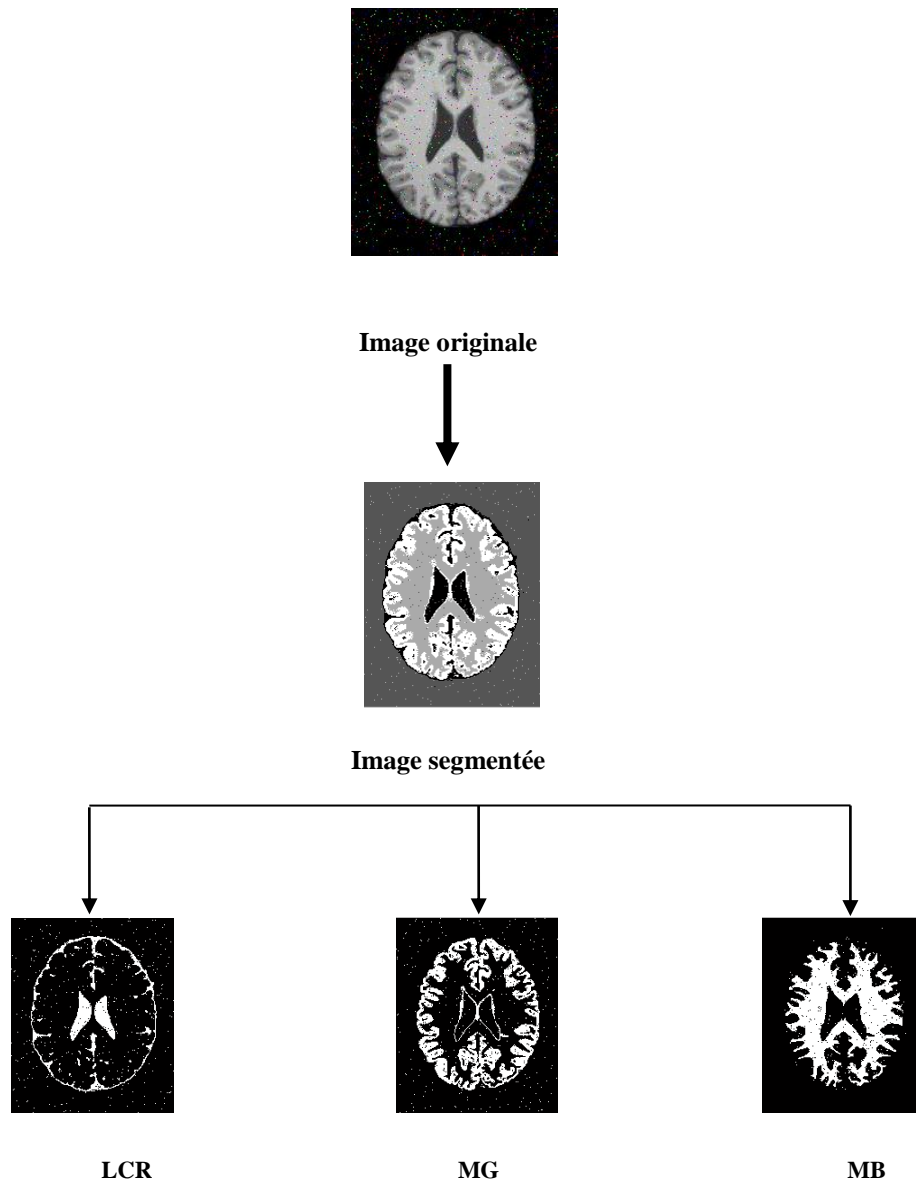
a) Bruit Salt&Pepper de variance $\sigma = 0.0$ 

Figure III.6. Résultat de la segmentation par les K-means d'une image bruitée avec Salt & Pepper.

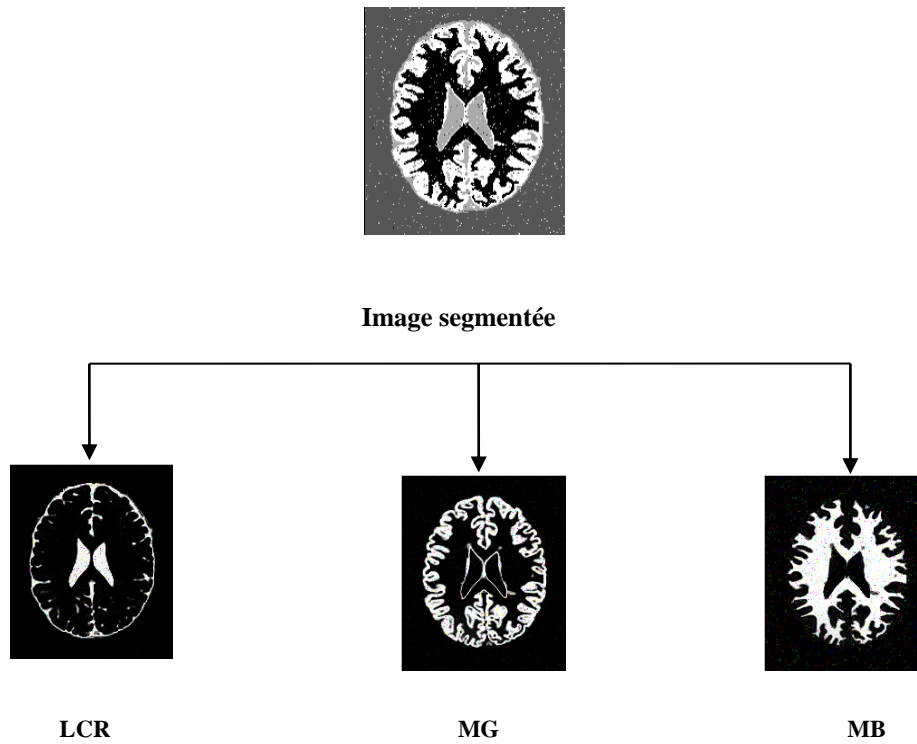


Figure III.7 : segmentation par les FCM d'une image bruitée avec Salt & Pepper.

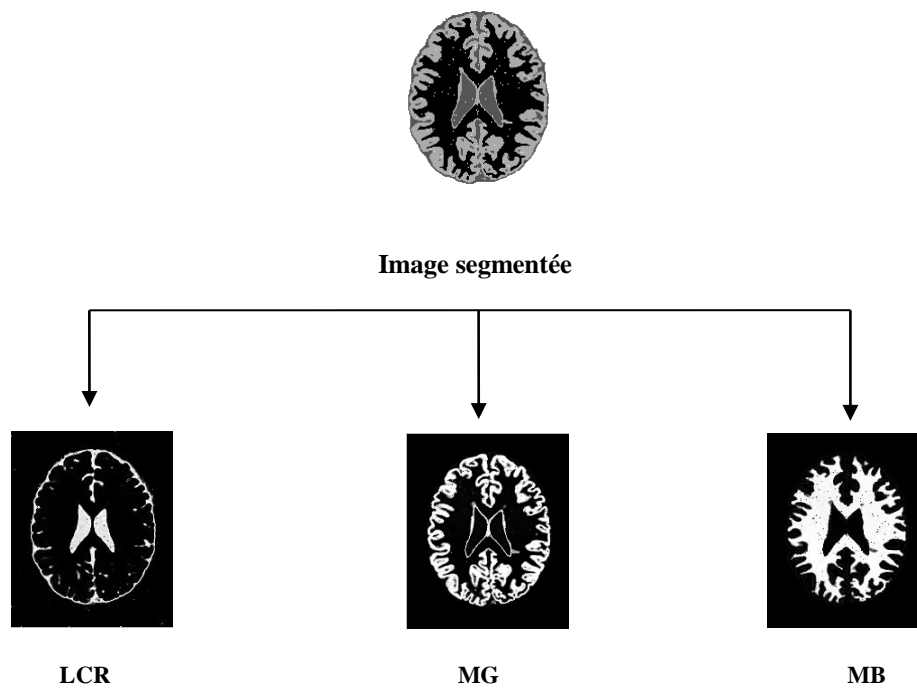


Figure III.8 : Résultat de la segmentation par les FCM-S1 d'une image bruitée avec Salt & Pepper.

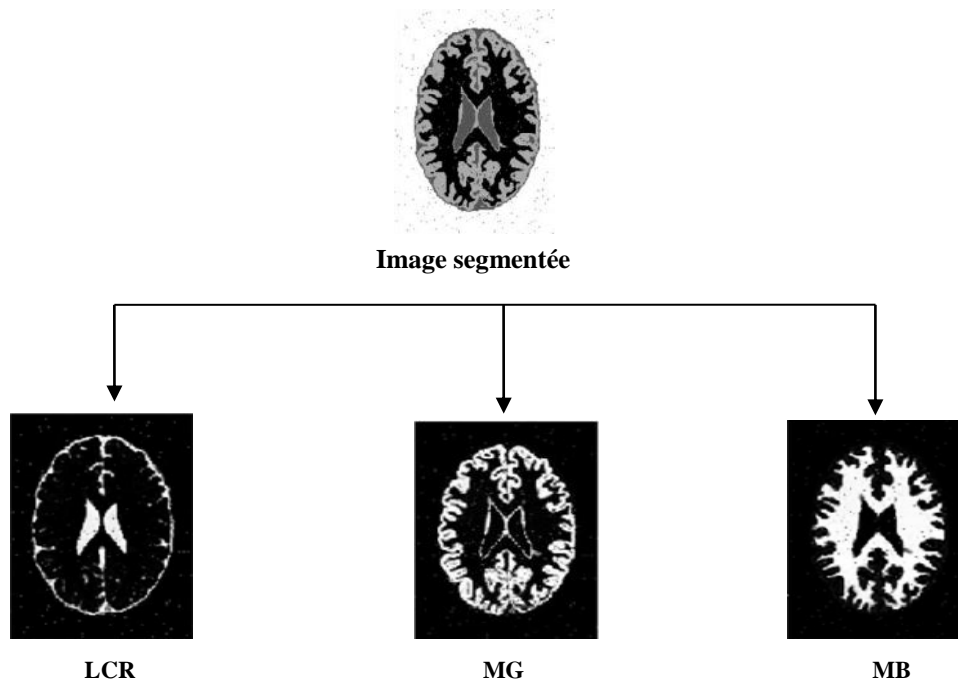


Figure III.9 : Résultat de la segmentation par les FCM-S2 d'une image bruitée avec Salt & Pepper.

b) bruit Gaussien de moyenne nulle ($m=0$) et de variance $\sigma = 0.02$

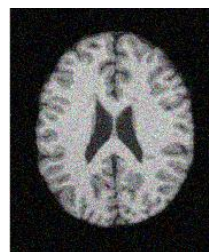


Image originale



Image segmentée

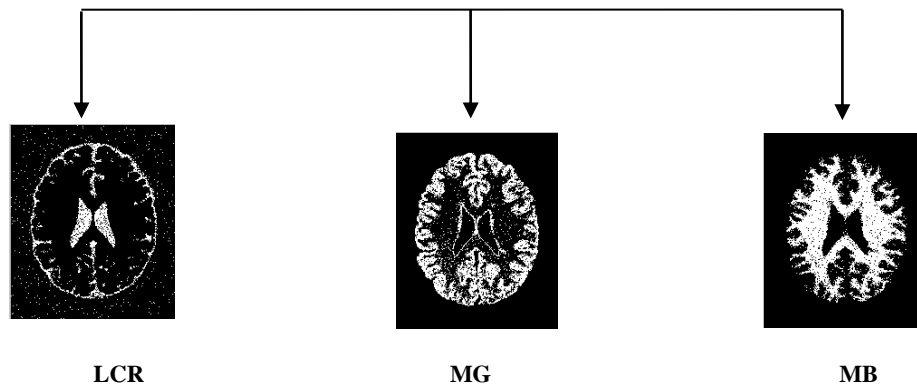


Figure III.10 : Résultat de la segmentation par les K-Means d'une image avec un bruit Gaussien.

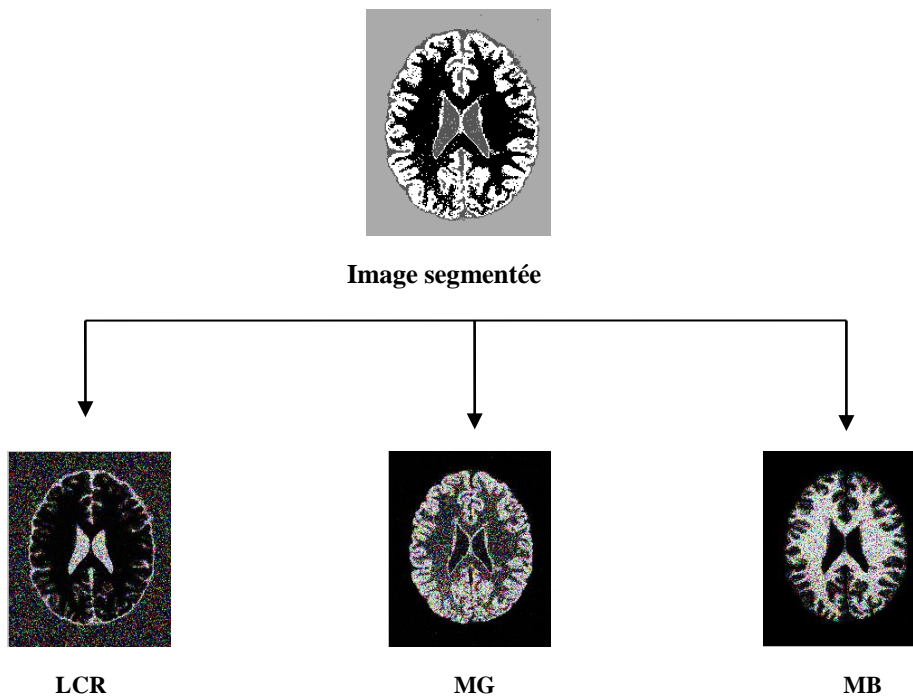


Figure III.11 : Résultat de la segmentation par le FCM d'une image avec un bruit Gaussien.

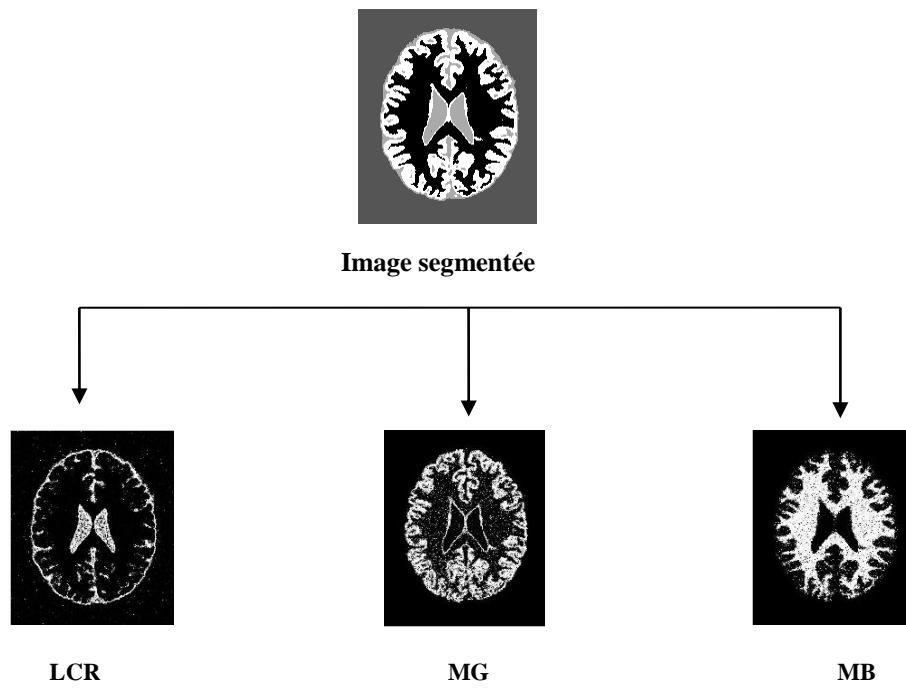


Figure III.12 : Résultat de la segmentation par le FCM-S1 d'une image avec un bruit Gaussien.

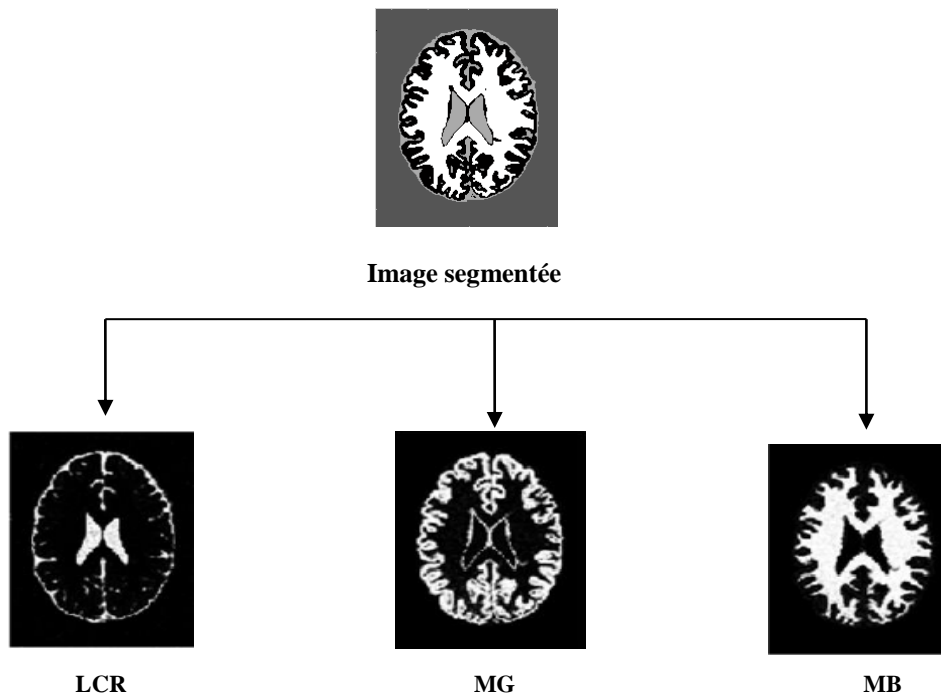


Figure III.13 : Résultat de la segmentation par le FCM-S2 d'une image avec un bruit Gaussien.

Les résultats retrouvés en utilisant l'image originale et ceux trouvés en utilisant l'image bruitées (un bruit gaussien ou Salt and Pepper) sont très différents pour les algorithmes appliqués. Les deux variantes du FCM-S (FCM-S1 et FCM-S2) n'ont pas apportés une amélioration pour la segmentation de l'image bruitée.

III.5 Critère d'évaluation

Afin de bien différencier et estimer quantitativement les résultats de segmentation obtenus, nous avons utilisé deux paramètres :

III.5.1 Le MCR (Miss-Classification-Rate)

Est le taux de pixel mal classés.

$$MCR = \frac{\text{nombre de pixels mal classés}}{\text{nombre total des pixels}}$$

Le **tableau III.1** montre le taux des pixels mal classés après segmentation des tissus cérébraux des images présentées précédemment (image originale et bruitées par un bruit Gaussien et Salt & Pepper).

	Image originale Sans bruits			Image originale bruitée Salt & Pepper			Image originale bruitée Gaussien		
	LCR	MB	MG	LCR	MB	MG	LCR	MB	MG
K-Means	0.0789	0.1173	0.1412	0.1722	0.2429	0.2909	0.1465	0.1513	0.1792
FCM	0.0787	0.1169	0.1408	0.0781	0.1234	0.1417	0.1818	0.1500	0.1750
FCM-S1	0.0768	0.1169	0.1401	0.0986	0.1248	0.1491	0.1220	0.1220	0.1441
FCM-S2	0.0769	0.1165	0.1396	0.0817	0.1193	0.1423	0.1210	0.1210	0.1449

Tableau III.1 : MCR des différentes classes issues des différentes méthodes.

Nous remarquons que la méthode de segmentation des K-means pour l'image originale donne des résultats très satisfaisant, en effet l'erreur de classification du LCR est 7.89 % mais elle élevée pour les images bruitées, 17.22% et 14.65% respectivement pour l'image bruitées par salt and paper et le bruit gaussien. Pour les autres classes, matière blanche et matière grise la classification est meilleure pour l'image bruitée.

Les méthodes FCM, FCM-S1 et FCM-S2 ont permis de segmenter les trois classes existantes avec des taux d'erreurs inférieurs par rapport à ceux de la méthode des K-means.

Cependant, les taux d'erreurs pour les trois classes des tissus obtenus par l'algorithme FCM-S2 sont inférieurs à ceux des deux autres.

II.5.2 Indice de Jaccard

c'est un indice qui permet de comparer deux images, à savoir, l'image segmentée notées A, et l'image vérité terrain notée B. Le coefficient de Jaccard $J(A;B)$ mesure le recouvrement entre A et B. Les meilleures performances sont obtenues pour des valeurs élevées de cet indice qui est défini par :

$$Jaccard = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (9)$$

Le **tableau III.2** montre la valeur de l'indice de Jaccard des différentes méthodes de segmentation des tissus cérébraux des images présentées précédemment (image originale et bruitées par un bruit Gaussien et Salt & Pepper).

	Image originale			Image originale bruitée Salt & Pepper			Image originale bruitée Gaussien		
	LCR	MB	MG	LCR	MB	MG	LCR	MB	MG
K-Means	0.2467	0.6020	0.4153	0.1702	0.0106	0.1685	0.1312	0.4926	0.3582
FCM	0.2455	0.6016	0.4203	0.2418	0.5835	0.4179	0.1088	0.4956	0.3609
FCM-S1	0.2531	0.6014	0.4231	0.1978	0.5783	0.4137	0.2431	0.5857	0.4096
FCM-S1	0.2465	0.6023	0.4275	0.2363	0.5963	0.4228	0.2387	0.5824	0.4059

Tableau III.2 : L'indice de Jaccard des différentes classes issues des différentes méthodes.

Les **tableaux III.2** montrent que l'algorithme FCM-S2 donne de meilleurs résultats et surpasse les autres algorithmes, en particulier, en présence du bruit.

III.6 Le temps d'exécution

Les temps d'exécution des quatre algorithmes implémentés sont représentés dans le **tableau III.3**

Image originale				Image bruitée Bruit Gaussien				Image bruitée Bruit Salt & pepper			
Kmeans	FCM	FCM S1	FCM S2	Kmeans	FCM	FCM S1	FCM S2	Kmeans	FCM	FCM S1	FCM S2
0.5442	0.5679	1.4946	1.2206	0.6939	1.3768	2.8518	3.0485	0.4845	0.4524	1.4435	1.6784

Tableau III.3. Temps d'exécution en secondes.

Tableau III.3 montre très bien que le temps d'exécution de l'algorithme des K-means est très inférieur par rapport à ceux des autres algorithmes et cela pour la simplicité à sa mise en œuvre. Cependant, le temps d'exécution du FCM, FCM-S1 et FCM-S2 est important suite aux opérations réalisées afin d'y répondre au problème de bruits existants dans les images à segmenter.

III.5. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons testé l'ensemble des méthodes de segmentation qui visent à classifier l'encéphale en trois classes (MB, MG, LCR) sur des images médicales (images IRM cérébrale), ensuite nous avons présenté et interprété les résultats de chaque méthode.

Nous avons d'abord appliqué les algorithmes sur une image sans bruit, ensuite nous avons affecté cette image à deux types de bruits pour vérifier les performances des algorithmes développés. D'après les résultats expérimentaux obtenus, les algorithmes de k-means et FCM sont sensibles au bruit car ces deux derniers souffrent du manque de prise en compte de certaines informations en présence des artefacts. Les deux algorithmes de FCM_S résistent mieux aux inhomogénéités d'intensité comparés à FCM. Le calcul des caractéristiques statistiques du voisinage a induit une meilleure classification, car cet algorithme, en prenant compte de l'influence du voisinage, agit comme un filtre moyenneur (pour FCM_S1) et médian (pour FCM_S2) sur l'image.

Conclusion générale

Conclusion et perspectives

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. C'est un ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer son aspect visuel ou d'en extraire des informations jugées utiles.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode de segmentation d'images médicales, plus particulièrement des images IRM du cerveau. Notre méthode consiste à extraire les différentes principales matières composantes le cerveau à savoir, la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo rachidien. En effet, il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation. Dans notre travail, nous intéressons aux quatre types d'algorithmes qui ne dépendent d'aucune connaissance a priori ou dite des méthodes de classification non supervisées.

En conclusion, en utilisant les deux indices à savoir, Le MCR (Miss-Classification-Rate) et l'indice de Jaccard, la segmentation par la méthode des K means appliquée sur les images IRM en vue de les tissus du cerveau en trois classes aboutit des résultats plus au moins satisfaisants en comparant avec les autres méthodes. Ces dernières, combinent la logique floue et la notion d'appartenance. L'inconvénient de l'algorithme des FCM réside à sa sensibilité au bruit et à l'écartement de la notion spatiales des pixels, c'est pour cela il y a apparition de la famille d'algorithmes FCM-S avec ces deux variantes qui utilise l'information spatiales des pixels dans leurs classification afin de donner un meilleur résultat.

En fin en perspective, nous pouvons combiner plusieurs algorithmes de segmentation en coopérant entre eux pour pallier aux problèmes individuels de chacun, tout en surpassant aux contraintes liées la métrique utilisée comme la distance euclidienne et l'initialisation des centres de classes et cela pour améliorer la qualité de segmentation.

Bibliographie

- [1] O. ASSAS, "classification floue des images", Thèse de doctorat en science à l'université de Batna, 2013.
- [2] A. Capri, "Caractérisation des objets dans une image en vue d'une aide à l'interprétation et d'une compression adaptée au contenu: application aux images échographiques", Thèse de doctorat en science à l'université D'orléans , 2007.
- [3] R. Zennouhi, " Contribution à la segmentation des images couleurs par classification des pixels dans l'espace HSV et application de l'imagerie pour la détection du stress hydrique chez *Mentha spicata* L", Thèse de doctorat en électronique à L'université de Rabat, 2013.
- [4] C. Rabaud, "Une nouvelle approche de mise en correspondance stéréoscopique dense par méthodes possibilistes", Thèse de doctorat en informatique à L'université Montpellier II, 2005.
- [5] RC. Gonzalez, RE. Woods, "*Digital Image Processing*", Reading, MA: Addison-Wesley, 1993.
- [6] Baptiste, Henri, Aimé Decoupigny , "Le Développement des technologies numériques d'imagerie médicale en France. Etude bibliographique et résultats d'une enquête au près d'une échantillon de cliniques vétérinaires", Thèse de doctorat en science à l'université d'Alfort, 2011.
- [7] A. Marion, "Acquisition Et Visualisation Des Images", Eyrolles, 1997.
- [8] A. Capelle , "Segmentation d'images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence", Thèse de doctorat en science à L'université de Poitiers, 2002.
- [9] W. Dou, "Segmentation d'images multispectrales basée sur la fusion d'informations : application aux images IRM", Thèse de doctorat en science à L'université de CAEN, 2006.
- [10] S. Bricq, "Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et d'détection de lésions ", Thèse de doctorat en électronique à L'université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2008.
- [11] B. Abdelmadjide, " analyse et segmentation d'images multi spectrales :application au images MSG", Thèse de doctorat en électronique à l'université Mouloude Mamri TiziOuzou , 2013.
- [12] Futura sciences : magazine française, cerveau,
<http://www.futurasciences.com/magazines/sante/infos/dico/d/biologie-cerveau-3125>, 2014.
- [13] L. Willmann, "Étude de l'évolution des tumeurs cérébrales en IR". Cahiers d'IRM, Masson, 1989.

Bibliographie

- [14] H. Khotanlou, "Segmentation 3D de Tumeurs et de Structures Internes du Cerveau en IR", Thèse de Doctorat en science à L'école Nationale Supérieure de Télécommunications, 2008.
- [15] Y. Morin, "Larousse médicale", Edition Larousse, 2006.
- [16] S. Lefèvre, "Une nouvelle approche pour la classification non supervisée en segmentation d'image", Thèse de doctorat en électronique à l'université de Strasbourg, 2002.
- [17] M. Naoui, "Segmentation d'images par modèle statistique de déforme et d'apparence : problématiques et contributions", Thèse de doctorat en science à l'université D'oran 1. 2007.
- [18] J. Cocquerez and S. Philips, "Analyse d'Images : Filtrage et Segmentation", Masson, 1995.
- [19] T. Pavlidis, " Why progress in machine vision is so slow", Pattern Recognition Letters, Vol.13, pp. 221-225, 1992.
- [20] H. Rami, " Contribution au développement de descripteurs LBP pour le suivi d'objet en mouvement", Thèse de doctorat en électronique à l'université Rabat, 2016.
- [21] Ch. Serief, "Extraction automatique de points d'intérêt à base de la transformée en contourlets non sous échantillonnée pour le recalage des images", Thèse de doctorat en science à l'université Mentouri Constantine, 2009.
- [22] L.G. Roberts, "Machine Perception of Three-Dimensional Solids", MIT Press: Cambridge, pp. 159–197, 1965.
- [23] J.M.S Prewitt, " Picture Processing and Psychophysics", chapter Object Enhancement and Extraction, Academic Press: New York, pp. 75–149, 1970.
- [24] I. Sobel, "Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing", Computer Graphics and Image Processing, Vol.8, pp. 127–135, 1978.
- [25] J. Canny, "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, N°6, pp: 679-698, 1986.
- [26] R. Deriche, "Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge - +detector", International Journal of Computer Vision, Vol. 8, pp: 167-187, 1987.
- [27] R. Deriche. "Fast algorithms for low level vision". IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12 ; pp : 78-87 , 1990.
- [28] G. Sarah, "Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique: application aux images microscopiques," Thèse de doctorat en science à l'université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2010.

Bibliographie

- [29] A.Nakib, "Conception de méta heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images : Application à des images biomédicales ", Thèse de doctorat en science à l'université Paris 12-Valde De Marne,2008.
- [30] Ch .Lamiche , " Fusion et fouille de données guidées par les connaissances :application à l'analyse d'image " , Thèse de doctorat en science à L'université Mohammed Khider –Biskra, 2013.
- [31] S. Ouadfel, " Contributions à la Segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles ",Thèse de doctorat en informatique à l'université Hadj Lakhdar de Batna, 2006.
- [32] A. Trémiau & P. Colantoni, "Regions adjacency graph applied to color image segmentation". IEEE Transactions on Image Processing, Vol, 9 N° 4, pp : 735–744, 2000.
- [33] C. Meurie , "Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions " , Thèse de doctorat en informatique à l'université De Cean , 2005.
- [34] A. K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn, " Data clustering: a review. ACM Computing Surveys", Vol. 31, N° 3, pp : 264-322, 1999.
- [35] A. Clément, "Algorithmes et outils informatiques pour l'analyse d'images couleurs: Application à l'étude de coupes histologiques de baies de raisin en microscopie optique", Thèse de doctorat en science à l'école doctorale d'angers, 2002.
- [36] J. C. Bezdek, "Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms", Kluwer Academic Editions, 1981.
- [37] H. Zouaoui, A. Moussaoui, "Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'images IRM cérébrales", Thèse de doctorat en informatique à l'université Mohammed Bougra de Boumerdes , 2008.
- [38] M. Moghranie, " Segmentation coopérative et adaptative d'images multi composantes : application aux images CASI " , Thèse de doctorat en science à l'université De Rennes 1, 2007.
- [39] Dunn, C. Joseph, "A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters", International Journal of Computer Vision ,pp. 32-57, 1973.
- [40] A. Moussaoui , A .Taleb-Ahmed , & N. Frahta, "Clustering par fusion floue de données Application à la segmentation d'images IRM " , Thèse de doctorat en électronique à l' université Ferhat Abbas de Sétif , 2000.
- [41] Base de données Brainweb <http://www.bic.mni.mcgill.ca/cgi>

Bibliographie

Bibliographie Des Images

- [1] R. Zennouhi, "Contribution à la segmentation des images couleurs par classification des pixels dans l'espace HSV et application de l'imagerie pour la détection du stress hydrique chez *Mentha spicata* L", Thèse de doctorat en science à L'université Mohammed V-Agdal , 2013.
- [2] G. Sarah, "Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique: application aux images microscopiques", Thèse de doctorat en science à l' université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2010.
- [3] A. Capelle , "Segmentation d'images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence", Thèse de doctorat en science à L'université de Poitiers, 2002.
- [4] S. Bricq, "Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et d'détection de lésions ", Thèse de doctorat en science à L'université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2008.
- [5] N. Aissou & A. Benckaci, "Méthode coopérative pour la segmentation d'image :Application à l'imagerie médicale", Mémoire de Master en science à l'niversité Abderrahmane Mira-Bejaia, 2016.
- [6] B. Syah, "Une approche hybride pour la segmentation de tumeurs en IRM cérébrales", Thèse de doctorat en science à l'université Badji Mokhtar –Annaba, 2015.
- [7] A. Capri, " Caractérisation des objets dans une image en vue d'une aide à l'interprétation et d'une compression adaptée au contenu :application aux images échographiques", Thèse de doctorat en science à l'université D'orléans, 2007.
- [8] C. Meurie, "Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions ", Thèse de doctorat en informatique à l'l'université De Cean , 2005.
- [9] N. Nasri, K. Mokrani "Segmentation d'images par FCM modifié considérant le contexte spatiale", Thèse de doctorat en électronique à l'université de Ouargla, 2013.

Résumé

Ce mémoire concerne le problème de la segmentation des images IRM cérébrales, il s'agit précisément d'utiliser et d'implémenter plusieurs méthodes de classification automatiques pour tirer parti des complémentarités entre différentes méthodes ou opérateurs et augmenter ainsi la robustesse du processus de segmentation. Tout l'enjeu de cette coopération se base sur la segmentation par classification de pixels afin d'extraire une information utile et pertinente pour la segmentation. Notre approche coopère entre l'algorithme des k-means, le FCM (Fuzzy CMeans), ces deux méthodes ne se base que sur la valeur des pixels de ce fait il reste très sensible aux bruits et aux inhomogénéité dans l'image. Afin d'y remédier et rendre l'algorithme plus robuste face aux imprécisions et aux bruits, les algorithmes qui incorporent l'information spatiale dans leurs fonctions objectives pourrait améliorer la qualité de la segmentation à savoir, l'algorithme FCM-S1 qui utilise l'approche moyenneur des pixels sélectionnés par une fenêtre de taille adéquate. Le second algorithme FCM-S2 utilise l'approche médian de notre fenêtre coulissante.

L'ensemble des méthodes proposées ont été évaluées sur une base de données expérimentales composées d'images IRM téléchargées dans des sites spécialisés. Les résultats sont validés par des images de référence et illustre que les techniques proposées qui intègrent l'information spatiale donnent de meilleure performance de segmentation.

abstract

This thesis concerns the problem of the segmentation of cerebral MRI images. It is precisely to cooperate several automatic classifiers to take advantage of the complementarities between different methods or operators and thus increase the robustness of the segmentation process. The whole issue of this cooperation is based on segmentation by pixel classification in order to extract useful and relevant information for segmentation. Our approach cooperates between the algorithm of the k-means, the FCM (Fuzzy CMeans) it is only based on the value of the pixels of this fact it remains very sensitive to the noises and the inhomogeneity in the image and in order to make the As a more robust algorithm for inaccuracies and noise, algorithms that incorporate spatial information into their objective functions could improve the quality of segmentation (FCM-S1 and FCM-S2).

The set of proposed methods were evaluated on an experimental database composed of simulated MRI images. The results show that the proposed techniques that integrate spatial information give better segmentation performance.