

République Algérienne Démocratique et populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Abderrahmane MIRA – Bejaia
Faculté de Technologie
Département de Génie électrique

Projet de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme Master

Filière : Electronique

Option : Télécommunication

Thème :

Segmentation d'image par classifieurs flous:
Application à l'Imagerie par Résonance
Magnétique (IRM)

Présenté par :

M^{elle} ACHAT Thinhinane

M^{elle} BENHAMAUCHE Fatima

Encadré par :

Mr. MEKHMOUKH Abdenour

Mr. ALLICHE Abdenour

Promotion 2015

REMERCIEMENTS

Nous remercions Dieu, le tout puissant de nous avoir accordé santé, volonté, courage et patience qui nous ont été utiles tout le long de notre parcours.

Nous tenons à remercier nos encadreurs Mr. MEKHMOUKH Abdenour et Mr. ALLICHE Abdenour, pour leurs conseils et orientations tout au long d'élaboration de ce travail et pour leurs aides précieuses.

Nous tenons également à remercier Mr. BERRAH Smail pour avoir accepté de présider le jury, ainsi que, l'examineur Mr. MOKRANI Karim, pour l'honneur qu'ils nous font en participant à l'évaluation de ce travail.

Enfin, nous adressons nous remerciment à Mr. LAOUCHEDI Makhlouf docteur à l'hôpital central de l'armée, et Mr. BENAMIROUCHE Nadir doctorant à l'université de Bejaia, pour leur soutien et leur bonne volonté à l'aide.

DÉDICACES

Avec gratitude, amour et respect je dédie ce modeste travail à mes chères parents, ma mère et mon père qui m'ont fournis au quotidien un soutien et qui peuvent être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et privations pour m'aider à avancer, à ma grande sœur et mon grand frère qui ne cesse d'être pour moi des exemples de persévérance, à mes trois petites sœurs puis à toutes ma famille et mes amis

DEDICACES

Au terme de toutes ces années d'étude, je dédie ce modeste travail en signe de respect, de reconnaissance et de remerciement à ma très chère mère, mon très cher père, mes frères et mes sœurs, à tous les membres de ma famille qui m'ont soutenu durant toutes ces années et à tous mes amis.

BENHAMOUCHE Fatima

Table des matières

Introduction Générale.....	1
Chapitre I : Introduction à la segmentation d'images	
I. Introduction.....	3
I.1 Notion d'image.....	3
I.1.1 Définition de l'image.....	3
I.1.2 Définition de l'image numérique.....	4
I.1.3 Image en niveaux de gris.....	4
I.1.4 Histogramme d'une image.....	4
I.1.5 Image couleur.....	5
I.1.6 Topologie de l'image.....	5
I.1.7 Chaîne de traitement d'images.....	6
I.2 Définition de la segmentation d'image.....	7
I.3 Différentes approches.....	7
I.3.1 Approche contours.....	8
I.3.2 Approche régions.....	8
I.3.3 Approche par classification de pixels.....	8
I.4 Conclusion.....	8
Chapitre II: Segmentation par classifieurs non supervisés	
II. Introduction.....	9
II.1 Segmentation par classification.....	10
II.1.1 Méthodes supervisées.....	10
II.1.2 Méthodes non supervisées.....	10
II.2 Les K-moyennes ou K-means.....	11
II.2.1 L'algorithme des K-means.....	12
II.2.2 Contraintes liées à la classification par K-means.....	12
II.3 Les C-moyennes floues ou Fuzzy C-Means (FCM).....	13
II.3.1 L'algorithme des FCM.....	14
II.3.2 Contraintes liées à la classification.....	14
II.4 Les C-moyennes floues avec contraintes spatiales FCM_S.....	14
II.4.1 L'algorithme des FCM_S1 et FCM_S2.....	16
II.5 Résultats et discussions.....	16
II.5.1 Choix de nombre K de classes.....	18
II.5.2 Immunité au bruit.....	22
II.6 Conclusion.....	23

Table des matières

Chapitre III : Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

III.	Introduction	24
III.1	L'anatomie cérébrale	24
III.1.1	Le cerveau	25
III.1.2	Le cervelet	25
III.1.3	Le tronc cérébral.....	26
III.2	Les tissus du cerveau	26
III.2.1	La matière blanche (MB).....	27
III.2.2	La matière grise (MG).....	27
III.2.3	Les méninges	28
III.2.4	Le liquide céphalo-rachidien (LCR).....	28
III.3	L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	29
III.4	L'observation du cerveau	29
III.5	Résultats et discussions	31
III.5.1	Présentation de la base de données utilisée (Brainweb)	31
III.5.2	Résultats	31
III.5.2.1	Etude d'image sans Bruit.....	31
III.5.2.2	Etude de l'influence du bruit	32
III.5.3	Critère d'évaluation	35
III.5.4	Temps d'exécution	37
III.6	Conclusion.....	38
	Conclusion et Perspectives.....	39

La liste des Figures

FigureI.1: Une image avec son histogramme.....	5
FigureI.2: Les voisinages de gauche à droite : 4-voisinage sur réseau rectangulaire, 8-voisinages sur réseau rectangulaire, 6-voisinage sur réseau hexagonal.....	6
FigureI.3 : Chaîne de segmentation d'image.....	6
FigureII.1 : Principe de la classification.....	9
FigureII.2: Images synthétiques avant la segmentation utilisées pour les tests.....	17
Figure II.3 : La segmentation de l'image synthétique 1 par les différentes méthodes.....	17
Figure II.4 : La segmentation de l'image synthétique 2 par les différentes méthodes.....	18
Figure II.5 : Résultats de la segmentation par les K-means pour $K = 4, K = 5, K = 6$	19
Figure II.6: Résultats de la segmentation par les FCM pour $k = 4, k = 5, k = 6$	20
Figure II.7: Résultats de la segmentation par les FCM_S2 pour $k = 4, k = 5, k = 6$	21
Figure II.8 : Image Synthétique 1.....	22
Figure II.9: Résultats de la segmentation pour un bruit Gaussien.....	22
Figure III.1 : Le système nerveux central humain.....	25
Figure III.2 : Image illustre l'encéphale.....	26
Figure III.3 : Structures anatomiques de la matière grise.....	27
Figure III.4 : Coupe du cerveau mettant en évidence les trois matières principales.....	29
Figure III.5 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.....	30
Figure III.6: coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal (de gauche à droite).....	30
Figure III.7: Résultat de la segmentation par K-means.....	31
Figure III.8 : Résultat de la segmentation par FCM.....	32
Figure III.9 : Résultat de la segmentation par FCM_S2.....	32

La Liste des Figures et des Tableaux

Figure III.10 : Résultat de la segmentation par les K-means d'une image avec un bruit Gaussien.....	33
Figure III.11 : Résultat de la segmentation par les FCM d'une image avec un bruit Gaussien.....	33
Figure III.12 : Résultat de La segmentation par les FCM_S2 d'une image avec un bruit Gaussien.....	33
Figure III.13 : Résultat de la segmentation par les K-means d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....	34
Figure III.14 : Résultat de la segmentation par les FCM d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....	34
Figure III.15 : Résultat de la segmentation par les FCM_S2 d'une image bruitée avec Salt & Pepper.....	34
Figure III.16 : MCR pour différentes classes (MB, MG, LCR) obtenues par K-means,FCM,et FCM_S2.....	37

La liste des Tableaux :

Tableau III.1 : MCR pour différentes classes (MB, MG, LCR) obtenues par K-means, FCM, et FCM_S2.....	35
Tableau III.2 : Les temps d'exécutions.....	38

Introduction Générale

La segmentation d'image est un vaste sujet d'étude. Elle fait partie des grands thèmes de recherches. Une multitude de méthodes de segmentation sont proposées dans la littérature mais il n'est pas aisé de choisir une meilleure technique pour la segmentation d'une image. Comme pour de nombreuses tâches de segmentation dans le cadre du traitement d'images, la variabilité d'une image à l'autre représente une limite de la performance de subtilité de la segmentation. Plusieurs méthodes existent dont on distingue : les méthodes de segmentation par contours, en régions homogènes et les méthodes par classification.

Nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par approche classification. Cette dernière fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels. Nous allons présenter quelques algorithmes qui répondent à la classification non supervisées tel que l'algorithme des 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) qui reste comme une méthode de référence pour la segmentation d'images médicales. 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.

L'étude du corps humain et son investigation par l'image est un problème ardu et reste un sujet de recherche de forte actualité. Aujourd'hui, le diagnosticien dispose d'un arsenal de modalités. 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). Elle permet en outre la réalisation d'études du cerveau et l'acquisition d'images sur les quelles différents contrastes sont possibles. L'une des opérations primordiales pour tout traitement de ces images ; est la segmentation qui consiste à délimiter les tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien).

Ce travail est partitionné en trois chapitres :

Nous entamons le premier chapitre par les notions de base de l'image puis de brèves descriptions des méthodes de segmentation trouvées dans la littérature.

Introduction Générale

Le second chapitre sera consacré, en grande partie, pour la présentation des algorithmes cités précédemment et les résultats obtenus sur des images synthétiques.

Ensuite, nous aborderons dans le troisième chapitre quelques généralités dans le domaine médical dont nous décrirons l'anatomie cérébrale et appliquer les méthodes décrites dans le second chapitre afin de segmenter des images cérébrales IRM et de réaliser une classification des différents tissus cérébraux.

Enfin, une conclusion générale nous permet d'analyser les résultats obtenus et envisager quelques perspectives pour la suite de ce travail.

I. Introduction

Ce premier chapitre, introduit des notions de base sur l'image et quelques techniques pour son traitement. En outre, nous nous intéressons aux fondements de l'image qui entretenaient une correspondance dans le cadre de notre travail. Par la suite, la deuxième partie sera consacrée à la présentation d'une chaîne de traitement d'image, ensuite une définition de la segmentation d'image sera introduite, puis nous relatons les différentes approches utilisées pour la segmentation d'une image.

I.1 Notion d'image

La vue nous permet de réaliser une large diversité de tâches. L'image est un modèle naturel des données d'entrée de notre système visuel [1] dont la structure anatomique de notre appareil visuel est d'une complexité considérable, mais les stades premiers de l'acquisition des stimuli visuels sont schématiquement simples. Suite 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'onde 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

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, sculpture, le dessin, la photographie, le film...etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [2].

I.1.2 Définition de l'image numérique

Une image est un signal bidimensionnel (2D) ou tridimensionnel (3D). Or, afin de pouvoir réaliser des traitements informatiques sur une image, celle-ci doit être absolument numérique ou numérisée. La numérisation d'une image consiste à convertir les valeurs continues du signal de cette dernière i (son état analogique) en des valeurs discontinues I qui correspond à une structure de données informatiques. Ainsi, 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 couleurs. Ces valeurs sont incluses dans \mathbb{N} . [3]

I.1.3 Image en niveaux de gris

En général, les images en niveaux de gris sont des images de profondeur 8 bits donc chaque pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle $[0 \dots 255]$, où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). Ce type d'image est fréquemment utilisé pour reproduire des photos en noir et blanc ou du texte.

Dans plusieurs applications professionnelles de photographie et d'impression ainsi qu'en médecine et astronomie, 8 bits par pixel n'est pas suffisant, pour cela il existe d'autres types d'images en niveaux de gris de profondeur 12, 14 ou 16 bits.

I.1.4 Histogramme d'une image

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est 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. Un simple exemple est représenté sur la figure I.1. [4]

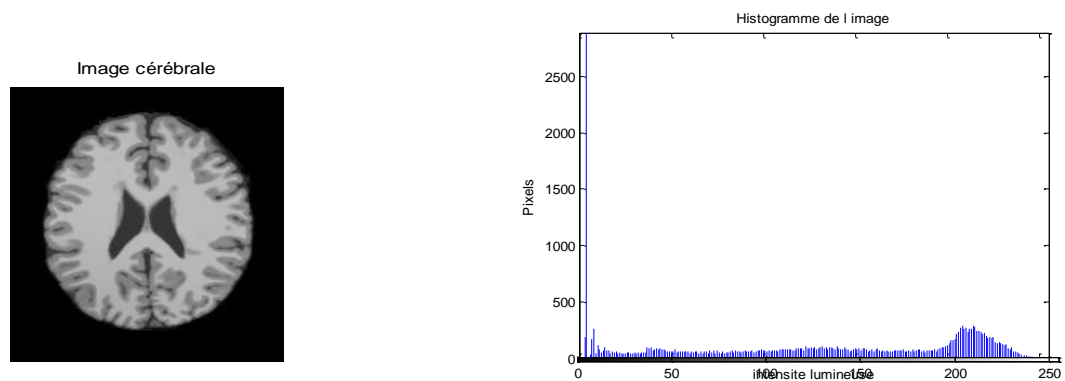


Figure I.1: Une image avec son histogramme

I.1.5 Image couleur

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs donne une nouvelle couleur. La plupart des 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 $3 * 8 = 24$ *bits* pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle [0 ... 255].

On peut convertir une image RVB en niveaux de gris selon plusieurs méthodes la plus simple est de faire $gris = \frac{bleu+vert+rouge}{3}$ c'est équivalent d'affecter la couleur gris à chacune des trois composantes RVB.

I.1.6 Topologie de l'image

Dans le cadre du traitement d'images, le problème de la représentation des données est un point essentiel. Parmi les différents modèles de représentation d'images, nous pouvons distinguer en particulier les modèles considérant uniquement les données de l'image (pixels ou voxels) qui sont utilisés dans de nombreuses opérations de traitements d'images. Cependant, ces modèles ne représentent pas efficacement toutes les informations d'une image. La notion d'appartenance d'un élément de l'image à une zone, ou région, n'est pas mise en évidence par ces types de modèles. C'est pourquoi les modèles topologiques sont apparus dans les années 1970 avec l'apparition du premier modèle : les graphes d'adjacences de

régions. Cependant, les graphes d'adjacences de régions ne représentant pas toutes les informations souhaitées pour mettre en œuvre des opérations d'analyse d'images, divers modèles ont été proposés de manière à les compléter et représenter ainsi de manière exhaustive les informations d'une image. On distingue deux types de voisinage, rectangulaire et hexagonal.

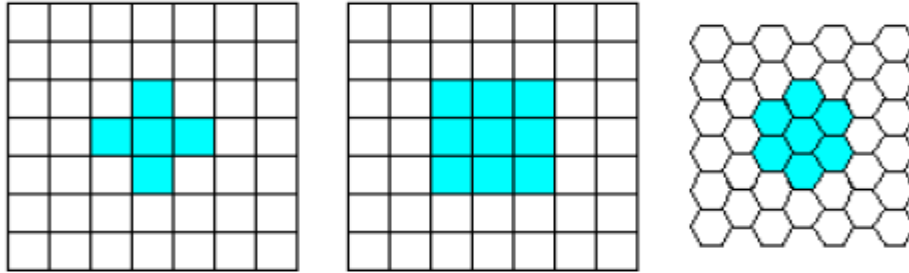


Figure I.2: Les voisinages de gauche à droite: 4-voisinage sur réseau rectangulaire, 8-voisinage sur réseau rectangulaire, 6-voisinage sur réseau hexagonal.

I.1.7 Chaîne de traitement d'images

Le processus de traitement d'image se décompose en plusieurs étapes :

- **Acquisition d'une scène (image) :** permet de discrétiser l'image réelle afin d'être traitée par l'ordinateur.
- **Prétraitement :** permet d'améliorer la qualité de l'image acquise.
- **Segmentation :** La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de région.

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

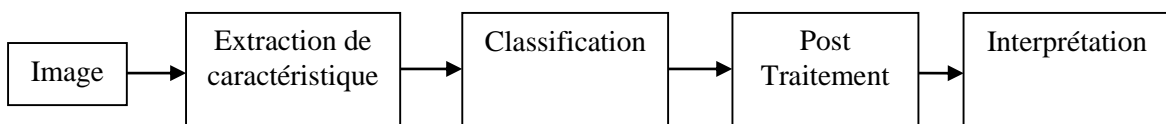


Figure I.3 : Chaîne de segmentation d'image

- **Extraction de caractéristique** 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 (moyenne, variance,...etc), coordonnées spatiales des pixels...etc.

- **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** : consiste à étiqueter les régions détectées dans l'étape de segmentation.

I.2 Définition de la segmentation d'image

En analyse d'image, on distingue les traitements de **bas-niveau** et les traitements de **haut-niveau**. Cette distinction est liée au contenu sémantique des entiers traitées et extraites de l'image. Les traitements de bas-niveau opèrent, en général, sur les grandeurs calculées à partir des valeurs attachées à chaque point de l'image sans faire nécessairement la liaison avec la réalité qu'elles représentent. A l'opposé, les traitements de haut-niveau s'appliquent à des entiers de nature symbolique associée à une représentation de la réalité extraite de l'image, ils sont relatifs à l'interprétation et à la compréhension de l'image exprimée avec des mots du vocabulaire de l'application.

La segmentation est un traitement de bas-niveau [5] qui consiste à partitionner une image A en sous-ensembles \mathcal{R}_i , pour pouvoir en extraire les objets qui la composent (régions, contours, ...etc.).

I.3 Différentes approches

Le choix d'une méthode de segmentation est lié à plusieurs facteurs [6]. Comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contours, textures, ...etc.) et bien évidemment les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel, type, mémoire vive et physique disponible).

En effet dans la littérature, plusieurs manières de catégoriser les méthodes de segmentation d'images ont été proposées : Shankar [7] les a classées en quatre classes : a) Approche par contours b) Approche Pixels c) Approche régions d) Approche hybride. Ameer [8] en deux

classes principales: Approche frontières et approche régions. Guo [9], aussi en deux classes : couleur et texture.

I.3.1 Approche contours

De façon générale, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. La détection de contours consiste à repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse.

Les méthodes de détection de contours donnent de bons résultats quand les contours de l'image sont bien définis. Cependant, dans le cas des images bruitées ou faiblement contrastées, les méthodes contours nécessitent une étape supplémentaire afin de fermer les bords des régions.

I.3.2 Approche régions

Les approches régions ont pour but de mettre en évidence les régions homogènes de l'image. Il s'agit de rechercher des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires basées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixels, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture.

I.3.3 Approche par classification de pixels

Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs.

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions fondamentales d'image et les techniques de traitements d'image dont nous avons introduit les méthodes de segmentation qui sont traitées dans la littérature vus leur importance pour l'extraction des informations qualitatives de l'image, tel que notre travail va porter sur la segmentation par approche classification.

II. Introduction

A nos jours, la littérature compte une multitude de techniques de classification avec une large gamme d'application vue leur capacité d'assurer la classification des données dans des domaines multidimensionnels. Ces méthodes permettent de regrouper des objets en classes plus homogènes dont les éléments (pixels, voxels) ont des propriétés d'appartenance communes. 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.

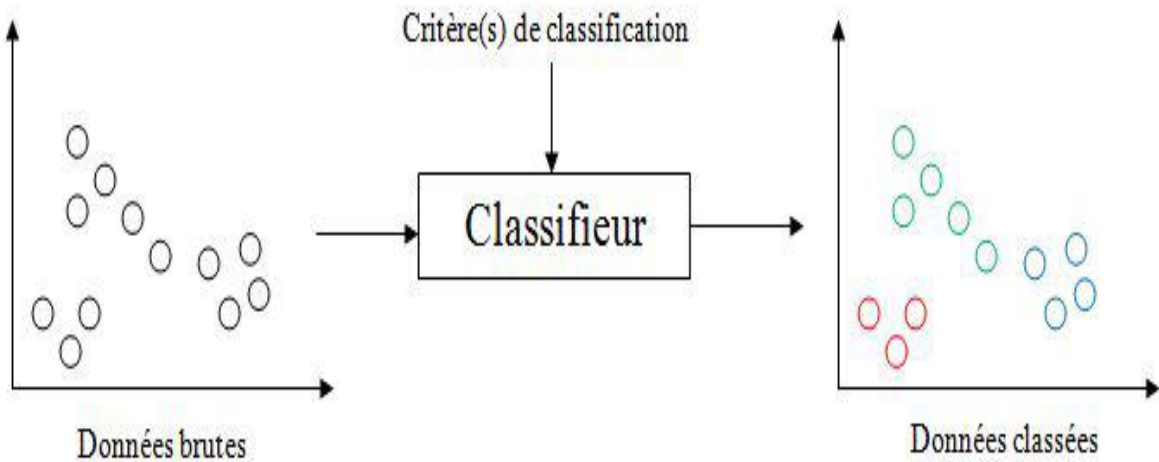


Figure II.1 : Principe de la classification

Dans ce chapitre, nous allons 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 cités ci-dessus dont nous introduisons les résultats obtenus en appliquant ces méthodes sur des images synthétiques.

II.1 Segmentation par classification

Pour cette famille de méthodes, la segmentation d'une image est vue comme une subdivision de cette dernière en différentes classes de telle manière que : les éléments d'une même classe soient les plus similaires possibles (minimisation de la variance intra-classe), et les éléments de deux classes distinctes soient les plus différents possibles (maximisation de la variance interclasses).

Nous pouvons grouper les méthodes classifications en deux grandes familles, en considérant l'intervention ou non d'un « attribut classe » au fur et à mesure du processus de la classification, ces deux types sont : « supervisée » et « non supervisée ».

II.1.1 Méthodes supervisées

Ce 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 phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une autre phase pour décider l'appartenance d'un pixel à telle ou telle classe. Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov [10], réseaux de neurones [11] ...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 l'expert [12]. C'est pour cette raison que nous intéressons aux méthodes non supervisées

II.1.2 Méthodes non supervisées

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et par là même aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les images.

Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à découper l'espace des pixels en zones homogènes selon un critère de ressemblance et à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous

pourrons distinguer plusieurs méthodes de classification, dans notre travail nous présentons les méthodes suivantes : K-Means, ensuite la méthode C-Moyennes Flous (FCM) d'où découle la méthode FCM_S illustrées ci-dessous.

II.2 Les K-moyennes ou K-means

C'est l'un des algorithmes le plus connu et le plus utilisé en classification non supervisée du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. Chaque classe de la partition est définie par ses objets et son centroïde.

Le principe de K-means est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixé a priori et de chercher itérativement la partition optimale. Chaque individu (également appelé centroïde ou centroid en anglais) est associé au centre le plus proche, après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque classe est calculé, elle constitue les nouveaux représentants des groupes, lorsqu'ont abouti à un état stationnaire (aucune donnée ne change de groupe) l'algorithme est arrêté.

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

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

- c est le nombre de classe.
- N est le nombre de données.
- n est le nombre de donnée de chaque classe.
- v_k est le centre de classe i .
- $\|.\|$: est la norme Euclidienne qui mesure la similarité entre un pixel est 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):

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

II.2.1 L'algorithme des K-means

L'algorithme suivant résume les étapes principales pour l'exécution :

Etape 1: Choisir aléatoirement les C centres initiaux $v_1, v_2, v_3, \dots, v_C$ à partir des point

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

Etape 2 : Assigner x_i $i = 1 \dots N$ à la classe k ; $k = 1 \dots c$ si :

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

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

Etape 4 : Répéter de l'étape 2 et 3 jusqu'à atteindre la convergence : $v_k^* = v_k$; $k = 1, \dots, c$.

II.2.2 Contraintes liées à la classification par K-means

Cet algorithme à plusieurs inconvénients :

- La classification finale dépend du choix de la partition initiale et le choix aléatoire des centres initiaux.
- Convergence vers un minimum local.
- L'algorithme est fortement sensible au bruit.

Afin de remédier à ces inconvénients, Dunn propose une meilleure détection de classes compactes et bien séparées en élargissant le domaine de la recherche à l'ensemble des K partitions floues de X [13]. La généralisation consiste à minimiser le critère J_2 [14] ci-dessous dans lequel le carré de la distance d'un élément x au centroïde v_i est pondéré par le carré du degré d'appartenance de x à la classe i :

$$J_2(u(\cdot), v) = \sum_{x \in X} \sum_{i=1}^c \mu_i^2(x) d^2(x, v_i) \quad (3)$$

Où $u_i(x)$ dénote ici la partition floue, définie par les différentes fonctions d'appartenance u_i des parties X_i .

II.3 Les C-moyennes floues ou Fuzzy C-Means (FCM)

Bezdek [15] 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 paramétré 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.

$$J_m(u(\cdot), v) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 \quad (4)$$

Avec :

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

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

$$U_{ij} = \frac{\|x_j - v_i\|^{-2}}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}}} \quad (5)$$

$$V_i = \frac{\sum_{j=1}^n (U_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (U_{ij})^m} \quad (6)$$

II.3.1 L'algorithme des FCM

Dans ce qui suit nous, présentons les étapes de l'algorithme FCM pour l'exécution :

Etape 1 : fixer les paramètres C : nombre de classe 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 (6).

Calculer $J_m(u(\cdot), v)$ par la relation (4).

Etape 4 : mettre à jour la matrice de degrés d'appartenance par la relation (5).

Calculer $\bar{J}_m(u(\cdot), v)$ par la relation (4).

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

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

II.3.2 Contraintes liées à la classification

- Résultats de segmentation dépendant de l'étape d'initialisation.
- 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 de bruit.

II.4 Les C-moyennes floues avec contraintes spatiales FCM_S

Dans la fonction objectif (4), aucune information locale ou spatiale sur les pixels n'est prise en compte. Dans [16], une approche a été proposée afin d'augmenter la robustesse de la FCM au bruit en intégrant l'information spatiale de sorte à augmenter pour chaque pixel la chance d'appartenir à la même classe que ces voisins.

La nouvelle fonction objectif J est présentée dans l'équation (7).

$$J_m(u(\cdot), v) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^m(x) \|\bar{x}_j - v_i\|^2 \quad (7)$$

Avec :

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

Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (7), la mise à jour des centres des classes V_i et des degrés d'appartenance U_{ij} se fait avec les équations (8) et (9) :

$$U_{ij} = \frac{(\|x_j - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{x}_j - v_k\|^2)^{-\frac{1}{(m-1)}}}{\sum_{k=1}^c (\|x_j - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{x}_j - v_k\|^2)^{-\frac{1}{(m-1)}}} \quad (8)$$

$$V_i = \frac{\sum_{j=1}^n (U_{ij})^m (x_j + \alpha \bar{x}_j)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n (U_{ij})^m} \quad (9)$$

\bar{x}_j est considéré comme la moyenne des voisins dans une fenêtre spécifiée autour de x_j dont il représente le niveau de gris de $j^{\text{ème}}$ pixel de l'image moyenne \bar{X} de l'image originale X , en utilisant ce paramètre, on obtient l'algorithme FCM_S1 [17], et en remplaçant la moyenne des voisins \bar{x}_j par la médiane \tilde{x}_j on obtient le FCM_S2 [18].

II.4.1 L'algorithme des FCM_S1 et FCM_S2

Dans ce qui suit nous, présentons les étapes de l'algorithme FCM_S1 et FCM_S2 pour l'exécution

Etape 1 : fixer les paramètres 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 (9).

Calculer $J_m(u(\cdot), v)$ par la relation (7). 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 (8).

Calculer $\bar{J}_m(u(\cdot), v)$ par la relation (7).

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

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

II.5 Résultats et discussions

Afin de retracer et comparer les différentes méthodes de segmentation décrites précédemment notamment leur robustesses au bruit, nous les appliquons sur des images synthétiques, en fixant des paramètres qui contrôlent l'effet de la classification, le choix de ces derniers est d'une importance majeure, malheureusement, ces paramètres varient d'une image à une autre, ce qui rend, fastidieuse, la recherche de la valeur optimale de chaque paramètre. Pour ce travail, nous avons fixé les différents paramètres comme suit :

- Le degré de flou $m = 2$.
- Le critère d'arrêt $\varepsilon = 0.001$.
- Pour le FSM_S2 le coefficient de pondération $\alpha = 3$ et une fenêtre de 3×3 .

Les tests ont été implémentés sous Matlab R2012a (7.14.0.739), et exécutés sur un PC (Intel® Core (TM) i5-2450M CPU@2.50GHz 2.50 GHz)



Figure II.2 : Images synthétiques avant la segmentation utilisées pour les tests

- **Image synthétique 1 :** composée de 5 régions ($K = 5$) de forme carrée bien distinctes.
- **Image synthétique 2 :** composée de 6 régions ($K = 6$) de forme diverses (rectangle, carré, disque, anneau et une forme irrégulière) bien distinctes.

Durant notre expérimentation, nous avons pris en considération le critère d'optimisation de la qualité de segmentation pour la sélection des images segmentées. En effet, dans cette partie nous allons exposer les meilleurs résultats obtenus.

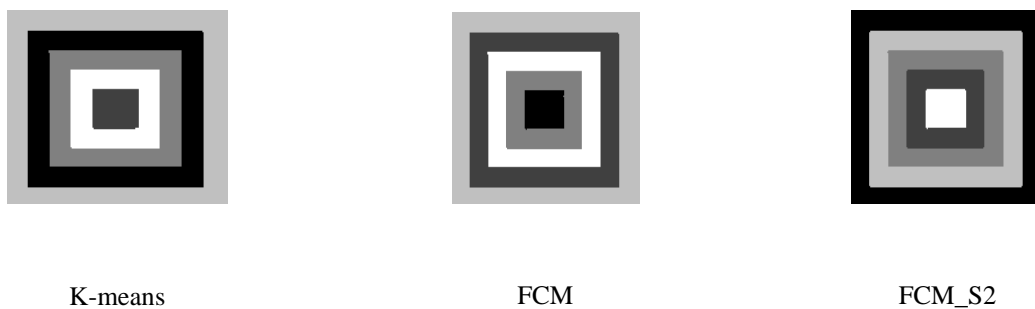


Figure II.3 : Résultats de la segmentation de l'image synthétique 1 par les différentes méthodes

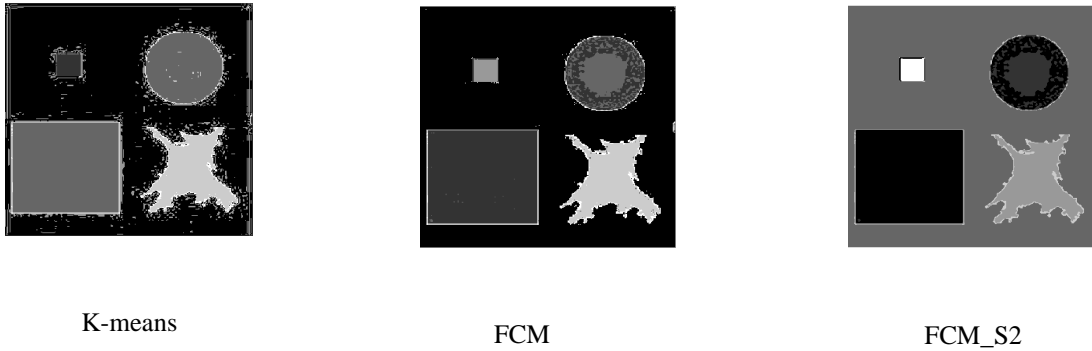


Figure II.4 : Résultats de la segmentation de l'image synthétique 2 par les différentes méthodes

Les figures (II.3) et (II.4) représentent les techniques de segmentation définies précédemment qui aboutissent à des résultats pour toutes les images ayant des différentes classes tel que le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

II.5.1 Choix de nombre K de classes

Pour voir l'influence du nombre K de classes, nous appliquons les algorithmes décrits précédemment sur l'image synthétique 1 de la figure II.2. Nous faisons varier le nombre K de classes.

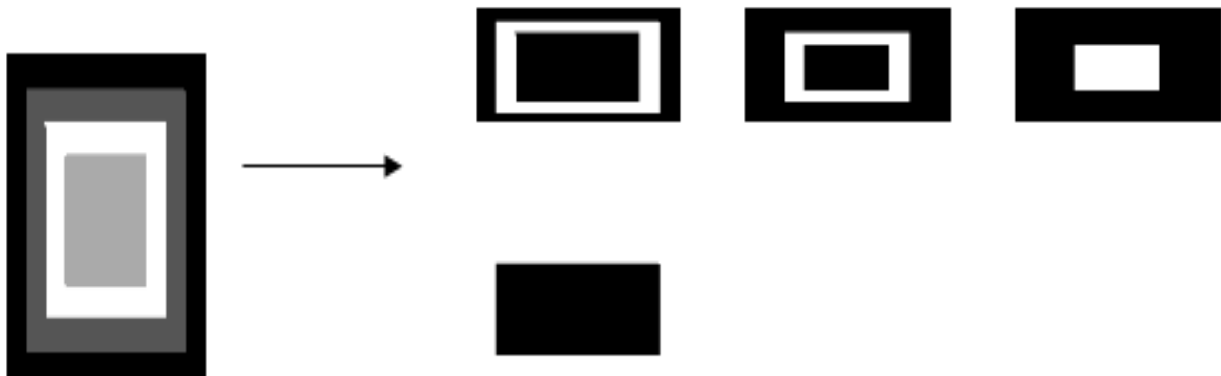


Image segmentée par les K-means pour $K = 4$

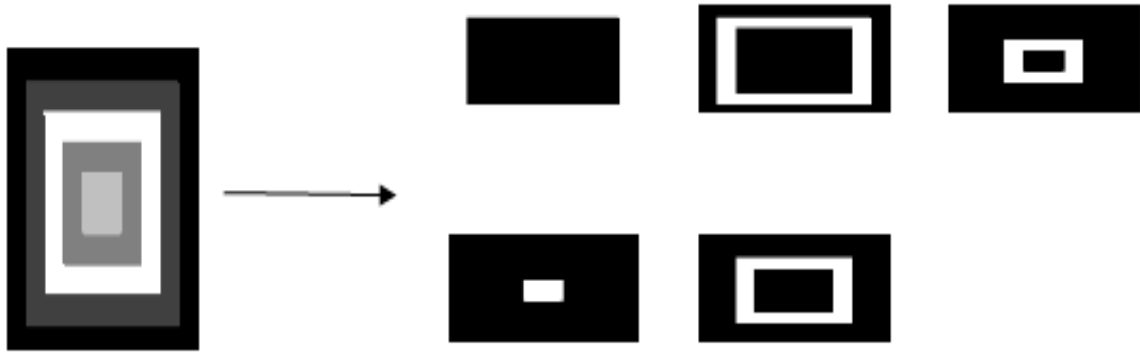


Image segmentée par les K-means pour $K = 5$

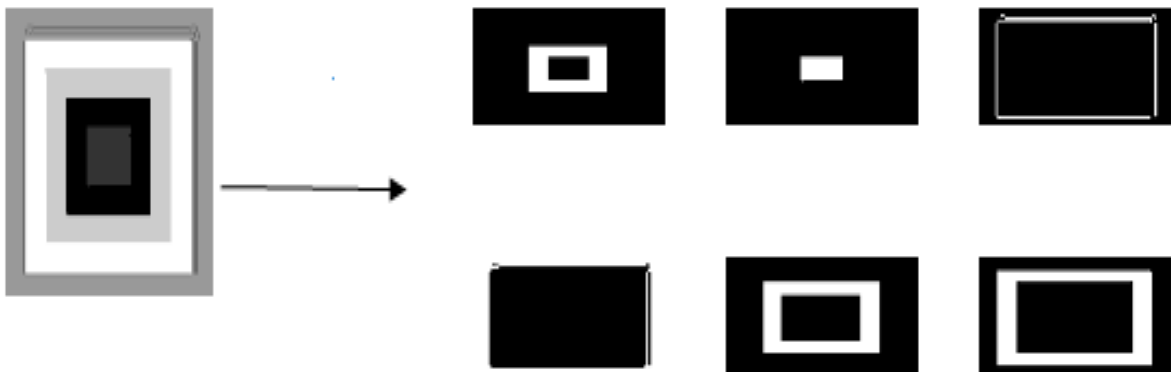


Image segmentée par les K-means pour $K = 6$

Figure II.5 : résultats de la segmentation par les K-means pour $K = 4, K = 5, K = 6$



Image segmentée par les FCM pour $K = 4$

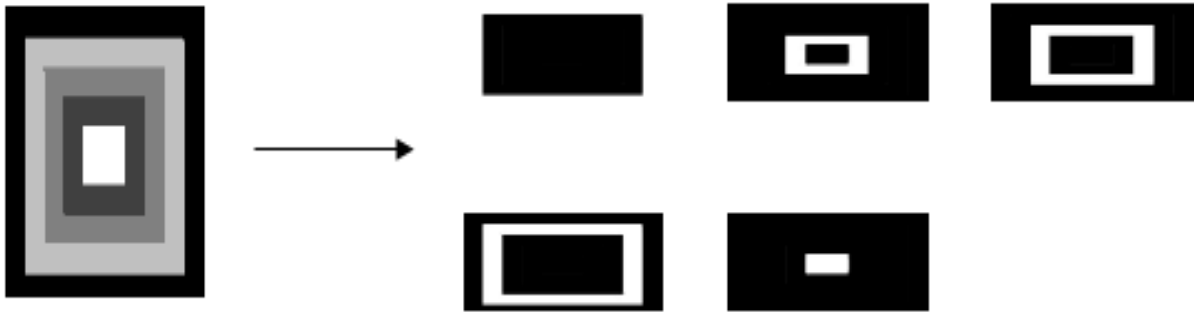


Image segmentée par les FCM pour $K = 5$

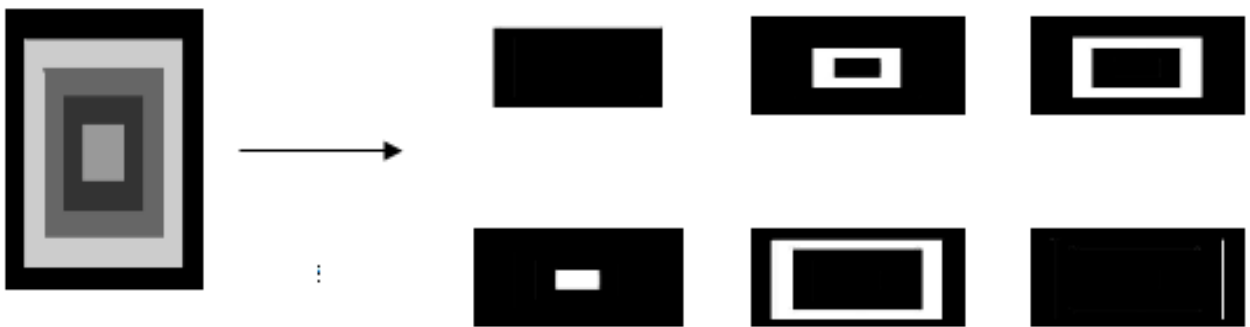


Image segmentée par les FCM pour $K = 6$

Figure II.6: résultats de la segmentation par les FCM pour $K = 4, K = 5, K = 6$

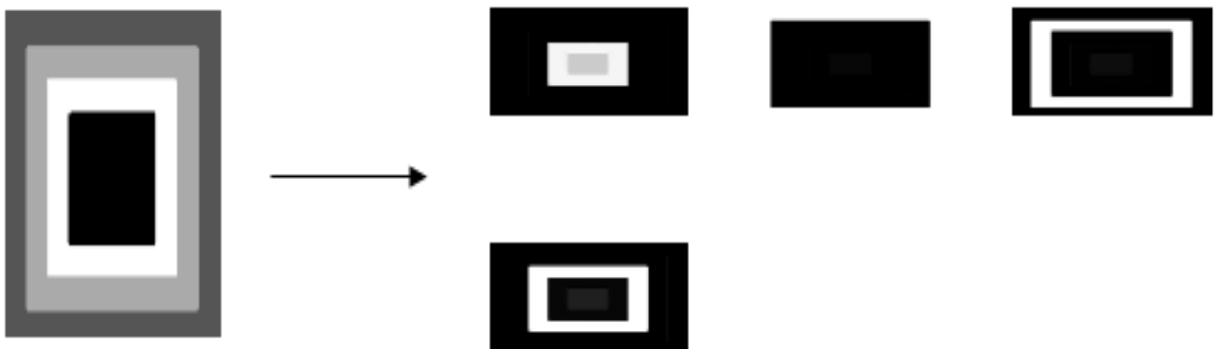


Image segmentée par les FCM_S2 pour $K = 4$

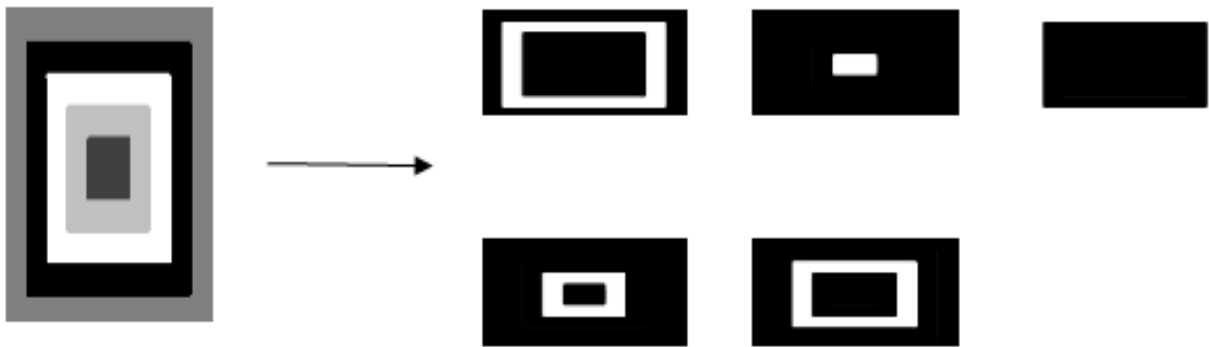


Image segmentée par les FCM_S2 pour $K = 5$

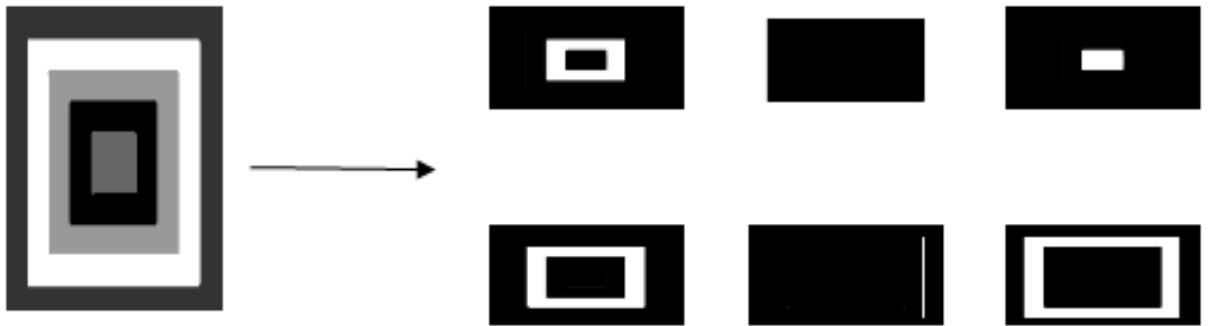


Image segmentée par les FCM_S2 pour $K = 6$

Figure II.7 : résultats de la segmentation par les FCM_S2 pour $K = 4, K = 5, K = 6$

Les figures (II.5) et (II.6) et (II.7) matérialisent les résultats de la segmentation pour différentes valeurs de K pour une image synthétique ayant cinq classes bien distinctes. Nous constatons bien que pour une valeur $K = 5$, les pixels de l'image sont classés selon 5 classes tel que l'image après la segmentation est semblable à l'image originale relativement aux formes et aux nombres de classe, Contrairement aux résultats obtenus lorsque $k = 4$ et $k = 6$, nous obtenons à chaque fois une image non préservée en examinant les similarités de cette image avec l'image originale.

II.5.2 Immunité au bruit

Pour tester l'immunité des algorithmes décrits précédemment vis-à-vis du bruit, nous avons ajouté à l'image synthétique 1 de la Figure II.2 un bruit blanc Gaussien de moyenne nulle et de variance relative à la valeur moyenne de l'image voir Figure II.8.

➤ Bruit Gaussien

Le bruit Gaussien est un processus aléatoire qui suit une loi normale de moyenne et variance données, dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toute les fréquences.



Figure II.8 : Image Synthétique 1

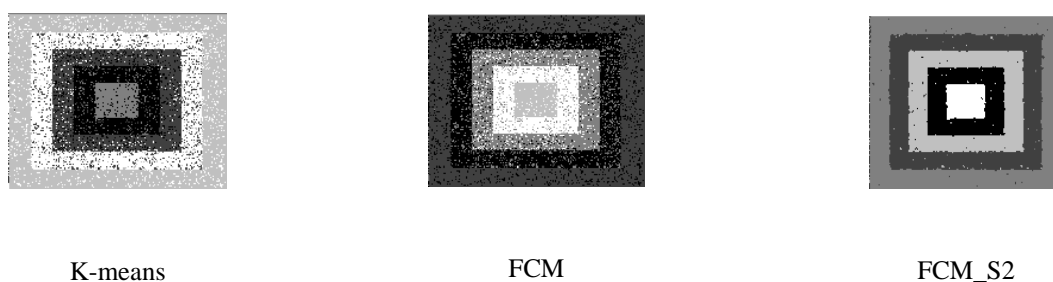


Figure II.9 : Résultats de la segmentation pour un bruit Gaussien

Les résultats observés sur la Figure II.9 montrent que l'image segmentée par la méthode des K-means est chevauchée, car cette méthode est très sensible au bruit, par contre en utilisant les FCM, nous observons bien une image peu bruitée. Par la suite nous appliquons le classifieur FCM_S2, nous obtenons une image plus claire avec des résultats plus précis.

II.6 Conclusion

Les techniques de classification ont pour principe, de regrouper les pixels suivant un critère de similarité prédéfini. Le fait la valeur K (nombre de classes) n'est pas bien choisie, le résultat de classification dépend fortement de ce paramètre, tel que sa bonne initialisation amènera probablement à une bonne classification. Du point de vue de l'immunité au bruit, nous constatons que le résultat de segmentation de l'algorithme FCM_S2 est bien meilleur comparé aux deux autres algorithmes vu qu'il intègre la propriété spatiale des pixels pour y remédier aux artefacts.

III. Introduction

L'imagerie médicale a commencé par la découverte du rayon X en 1895 par Roentegen. Par la suite, d'autres technologies sont apparues mais celle qui a donné un élan important est l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cette dernière apporte des avancées les plus significatives en médecine. De même, l'information ajoutée par imagerie médicale est d'un apport considérable en matière de précision de diagnostic. Jusqu'à nos jours, cette grande découverte reste en constante évolution et elle ne cesse de fournir davantage de données pertinentes. Mais avec ce volume important de données, la tâche est devenue très compliquée aux experts dans le domaine pour l'analyse et l'interprétation manuelle de ces données. Cependant, pour rendre la tâche plus pratique et efficace, nous faisons appel à des méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images et faciliter l'interprétation des résultats.

Ces dernières années, la segmentation automatique des tissus cérébraux en IRM constitue un domaine de recherche particulièrement actif. Dans le chapitre suivant, nous récapitulons les contrecoups des méthodes de classification relatées dans le chapitre précédent appliquées sur une base de données constituée d'images cérébrales (IRM) [**Brainweb**], de l'institut neurologique de l'Université McGill de Montréal. Nous commencerons d'abord par retracer l'anatomie cérébrale dont nous baserons sur les tissus du cerveau afin de comprendre les différentes substances de ce dernier que nous souhaitons segmenter en différentes classes, puis nous présenterons le principe de l'imagerie par résonance magnétique et les différentes coupes obtenues par cette dernière.

III.1 L'anatomie cérébrale

Le système nerveux central est constitué de l'encéphale (cerveau, cervelet et le tronc cérébral) et de la moelle épinière. L'ensemble flotte dans un coussin protecteur de liquide céphalo-rachidien (LCR).

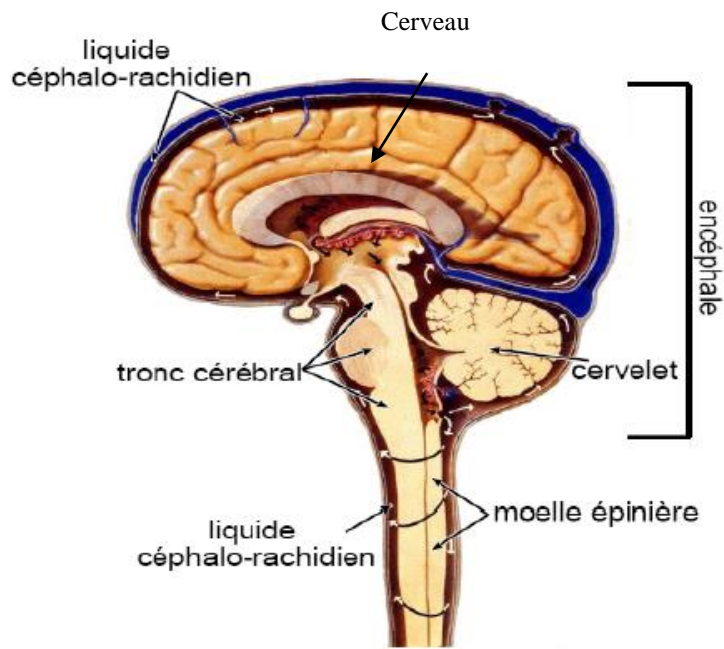


Figure III.1 : Le système nerveux central humain

III.1.1 Le cerveau

Le cerveau occupe la majeure partie de l'encéphale, il est divisé en deux hémisphères cérébraux : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. La surface du cerveau représente de nombreux replis, avec un grand nombre de circonvolutions limitées par des sillons. Certains sillons plus profonds, les scissures, permettent de diviser chaque hémisphère en 4 lobes :

- Lobe frontal qui intervient dans la pensée, la conceptualisation, la planification, l'appréciation consciente des émotions.
- Le lobe pariétal qui intervient pour les gestes, l'orientation et la reconnaissance spatial, et le calcul.
- Le lobe occipital qui s'occupe principalement de siège de la vision.
- Lobe temporal qui dédiée à l'interprétation des sons, du langage et de la mémoire.

III.1.2 Le cervelet

Le cervelet est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celle qui amène les

messages sensoriels vers les zones du cortex qui font l'analyse, et celle qui part du cortex et descend vers les muscles pour les faire contracter. Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements du corps.

III.1.3 Le tronc cérébral

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 contrôle de la douleur.

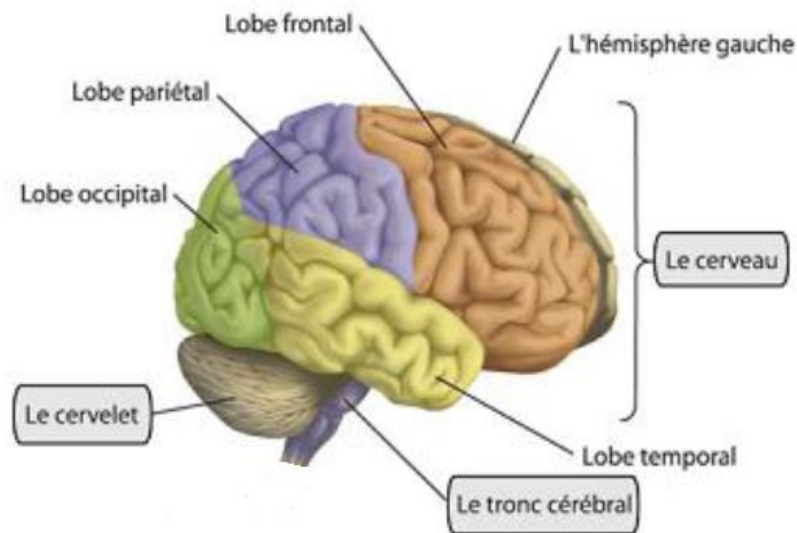


Figure III.2 : L'encéphale

III.2 Les tissus du cerveau

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien (LCR), la matière grise (MG) et la matière blanche (MB) [19] [20].

III.2.1 La matière blanche (MB)

La matière blanche est constituée de fibres de cellules nerveuses appelées axones qui permettent la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise.

III.2.2 La matière grise (MG)

La matière grise contient le corps des cellules nerveuses, et elle est répartie en deux types de structures : le cortex et les noyaux. Le cortex est caractérisé par de nombreuses fissures appelées sillons. Sur la face interne du cortex se trouve la matière blanche et sur la face externe circule la matière grise. Les noyaux, constitués essentiellement de matière grise, sont des structures plus compactes au centre du cerveau.

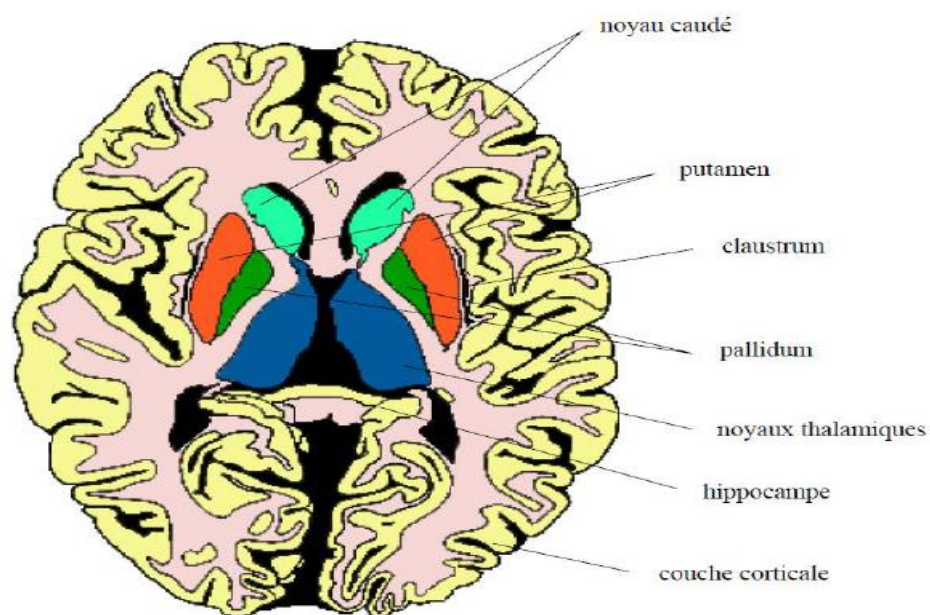


Figure III.3 : Structure anatomique de la matière grise

III.2.3 Les méninges

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

- La plus interne de ces membranes est la pie-mère. Elle est fine, compacte et elle contient les structures vineuses qui ramènent le sang du cerveau vers le cœur.
- La membrane intermédiaire est l'arachnoïde, ainsi appelée en raison de sa ressemblance avec une étoile d'araignée (le LCR circule entre celle-ci et la pie-mère).
- La membrane la plus externe est la dure-mère. Elle est dure et résistante, elle est formée de tissu conjonctif qui protège les couches sous-jacentes des oses [20].

III.2.4 Le liquide céphalo-rachidien (LCR)

Le liquide céphalo-rachidien (en anglais cerebro-spinalfluid) se trouve dans les ventricules du cerveau et entre les méninges, baigne le cerveau et permet de le protéger. Ce fluide circule à travers une série de cavités communicantes appelées ventricules. En plus de contribuer à absorber les coups, le LCR diminue la pression à la base du cerveau en faisant flotter les tissus nerveux. Le LCR circule vers le bas en évacuant les déchets toxiques et en transportant des hormones entre des régions éloignées du cerveau.

La figure suivante illustre les trois matières principales du cerveau humain.

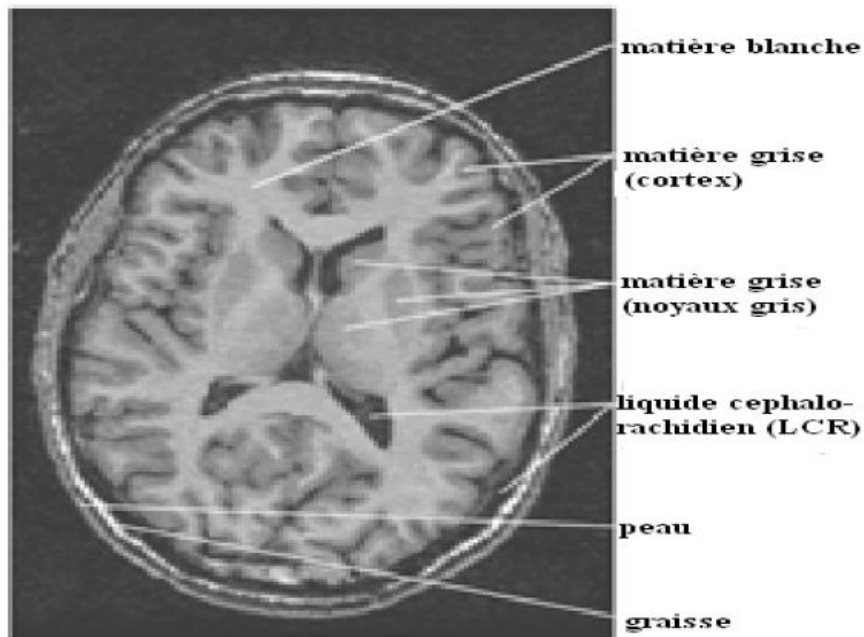


Figure III.4 : Coupe du cerveau mettant en évidence les trois matières principales

III.3 L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles d'une partie du corps, notamment du cerveau et en coupe (bidimensionnelle) de grande précision anatomique. Cette technique récente, non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. Elle repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions [21] (voir l'annexe).

III.4 L'observation du cerveau

Le cerveau peut être représenté par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes dites axiales, sagittales, et frontales.

- La coupe axiale (ou transverse) représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

- La coupe sagittale est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique, il s'agit des vues latérales du cerveau.
- La coupe frontale (ou coronale) est une vue de face du cerveau, elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiales et sagittales.

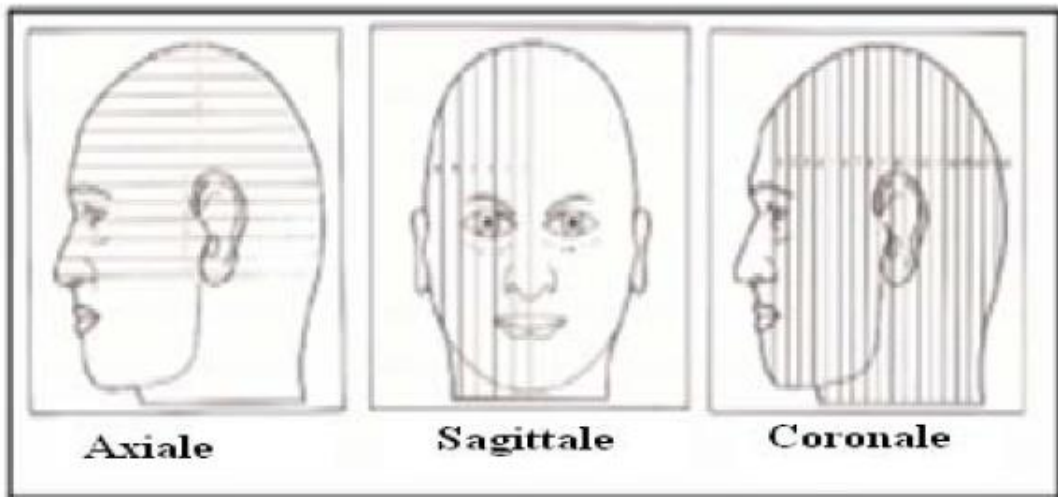


Figure III.5 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau

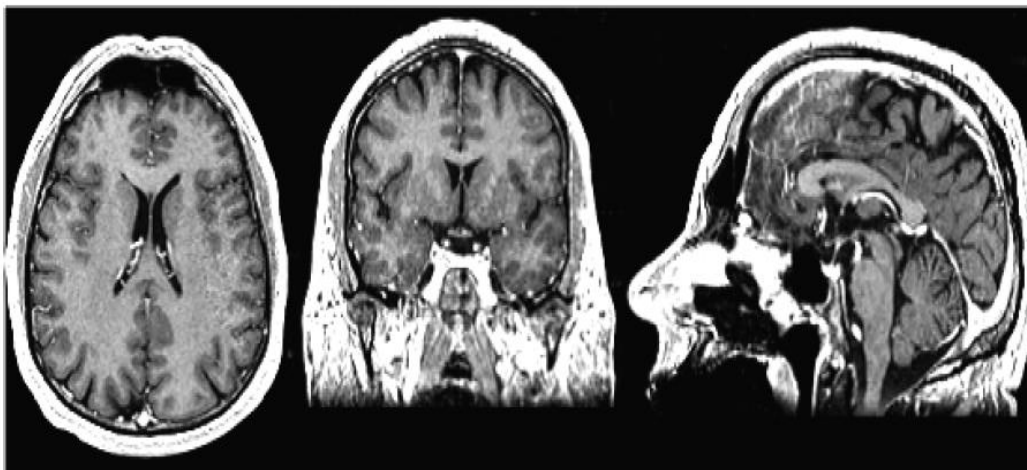


Figure III.6: Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal (de gauche à droite)

III.5 Résultats et discussions

III.5.1 Présentation de la base de données utilisée (Brainweb)

Pour appliquer et comparer les approches de classification décrites dans le chapitre précédent, nous utiliserons la base de données Brainweb [22], de l'institut neurologique de l'Université McGill de Montréal. Cette base de données a été choisie par le fait d'être très fréquemment utilisée et elle nous permet de pouvoir fournir un point de comparaison plus aisé. Le site web de Brainweb permet de simuler des IRM cérébrales avec différents niveaux de bruit et d'inhomogénéités. Ces simulations sont générées à partir d'une vérité terrain qui correspond à la classification d'une image cérébrale (de résolution millimétrique) en différentes classes correspondant aux différents tissus et structures.

III.5.2 Résultats

Pour ce qui suit, nous avons fixé :

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en T_1 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 $\varepsilon = 0.001$.
- Pour le FSM_S2, le coefficient de pondération $\alpha = 3$ et une fenêtre de 3×3 .

Les tests ont été implémentés avec Matlab R2012a (7.14.0.739), et exécutés sur un PC (Intel® Core (TM) i5-2450M CPU@2.50GHz 2.50 GHz)

III.5.2.1 Etude d'image sans Bruit

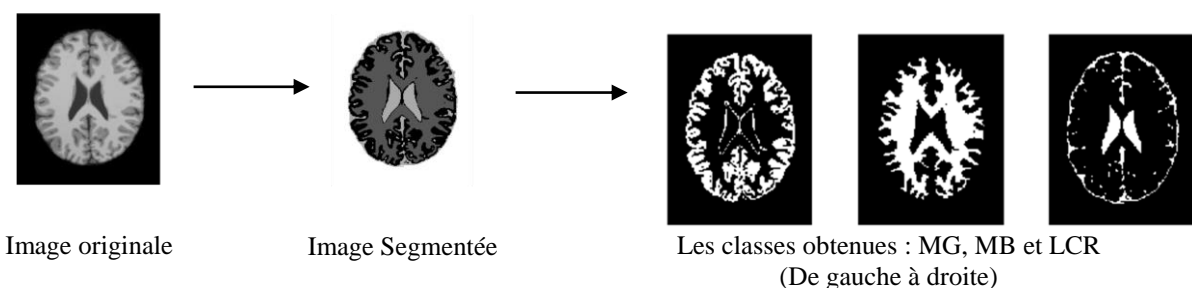


Figure III.7: Résultat de la segmentation par les K-means

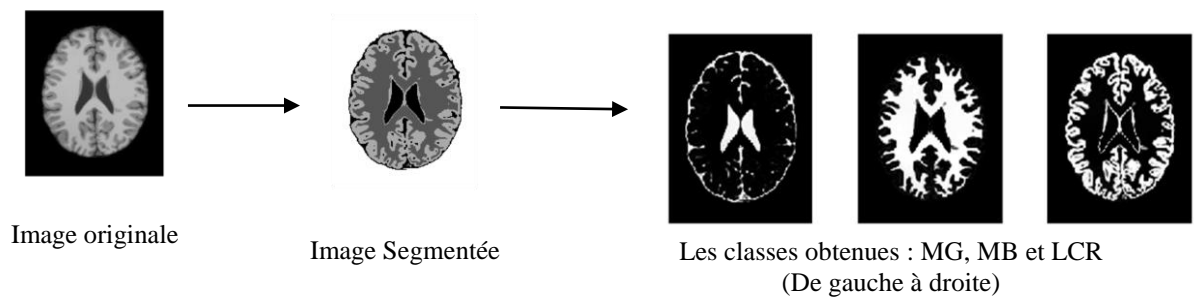


Figure III.8 Résultat de la segmentation par le FCM

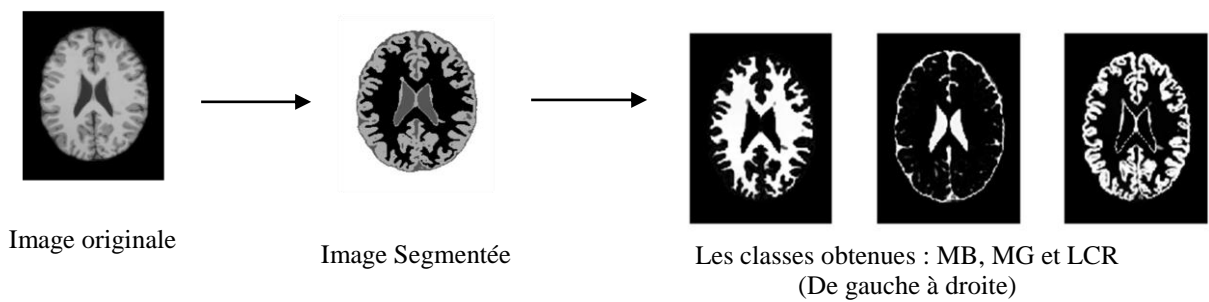


Figure III.9 : Résultat de la segmentation par le FCM_S2

III.5.2.2 Etude de l'influence du bruit

En imagerie médicale, plusieurs imperfections peuvent apparaître au moment de la prise d'image, nous citons par exemple, le bruit qui provient principalement lors de l'étape d'acquisition. Les exemples suivants illustrent l'effet du bruit sur la segmentation d'une image cérébrale, constituée de trois régions à différents niveaux de gris, corrompues par :

➤ Un bruit Gaussien de moyenne nulle et de variance 0.002

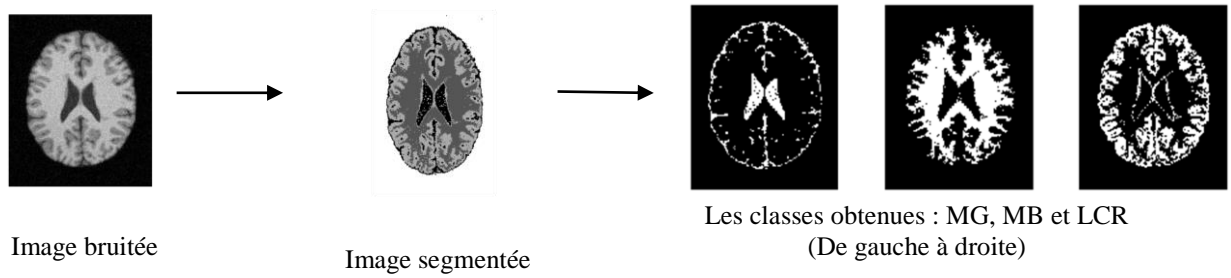


Figure III.10 : Résultat de la segmentation par les K-means d'une image avec un bruit Gaussien

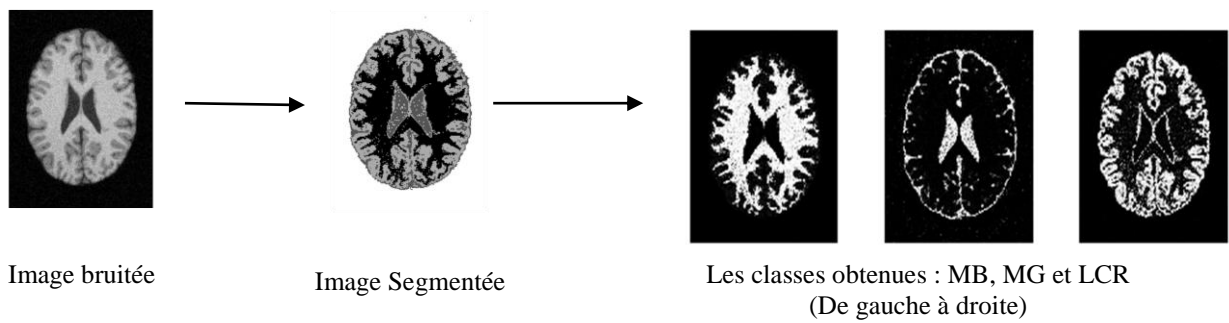


Figure III.11 : Résultat de la segmentation par le FCM d'une image avec un bruit Gaussien

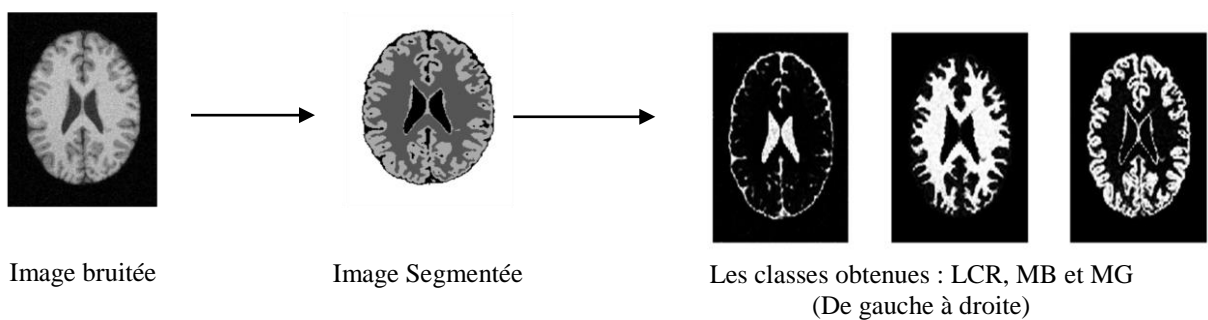


Figure III.12 : Résultat de la segmentation par le FCM_S2 d'une image avec un bruit Gaussien

➤ Bruit (Salt & Pepper) de variance 0.02

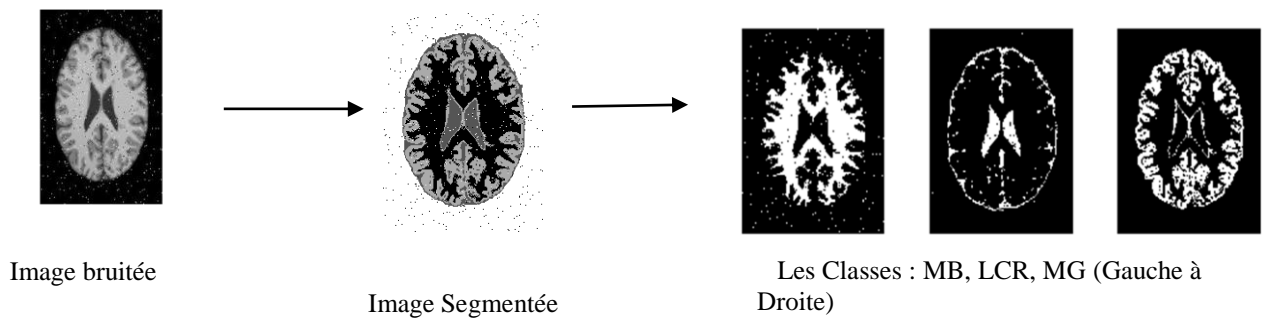


Figure III.13 : Résultat de la segmentation par les K-means d'une image bruitée avec Salt & Pepper

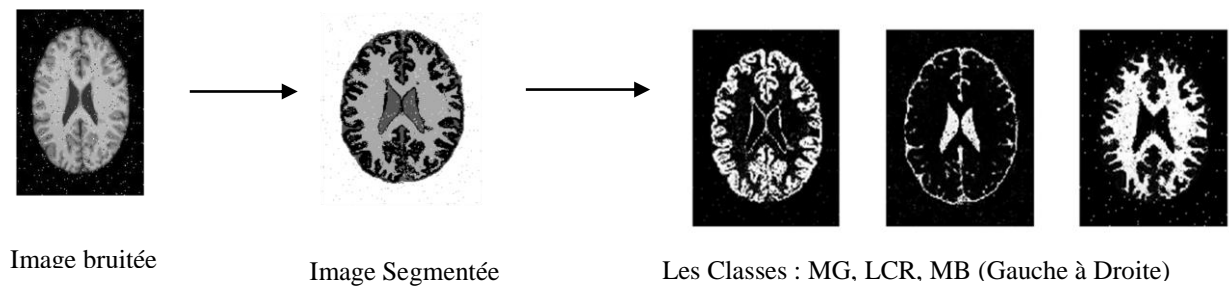


Figure III.14 : Résultat de la segmentation par le FCM d'une image bruitée avec Salt & Pepper

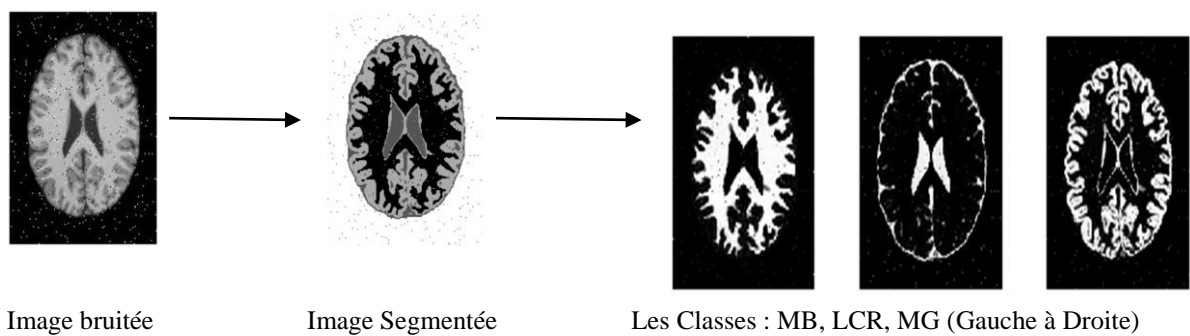


Figure III.15 : Résultat de la segmentation par le FCM_S2 d'une image bruitée avec Salt & Pepper

III.5.3 Critère d'évaluation

Un critère d'évaluation a pour objectif d'attribuer à une partition donnée un coefficient qui reflète la qualité de la classification obtenue par l'algorithme considéré. Le problème qui est c'est qu'il n'existe pas un critère universel qui puisse décider à cela. C'est la raison pour laquelle, l'évaluation et la comparaison des différents algorithmes restent subjectives, et dépendent de types de données que l'on possède ainsi que les connaissances à priori les concernant [5].

Les critères d'évaluation utilisés dans ce qui suit sont :

- Le CR (Classification-Rate) représente le taux de pixels bien classés, nous l'obtenons en comparant les classes obtenues après segmentation avec des vérités terrain.

$$CR = \frac{\text{nombre de pixels bien classés}}{\text{nombre total des pixels}}$$

- Le MCR (Miss-Classification-Rate) est parmi les critères les plus utilisés. Il représente le taux de pixels mal classés.

Dans notre travail :

$$MCR (\%) = (1 - CR) * 100$$

Le tableau (III.1) montre les MCR après segmentation des tissus cérébraux des images illustrées précédemment.

MCR (%)	Sans Bruit			Bruit Gaussien			Bruit Salt & Pepper		
	MB	MG	LCR	MB	MG	LCR	MB	MG	LCR
K-means	1.2100	2.2405	24.1999	2.8821	4.4734	23.2095	2.8515	3.5542	23.7314
FCM	1.1763	2.2405	24.1872	2.7777	4.2875	23.2350	2.8414	3.5186	23.7211
FCM_S2	1.1763	2.2405	24.1142	1.8408	3.4218	23.1990	1.8510	3.3047	23.6889

Tableau III.1 : MCR pour différentes classes (MB, MG, LCR) obtenues par K-means, FCM, et FCM_S2

En appliquant la méthode des K-means sur l'image sans bruit, nous remarquons qu'un nombre important de pixels appartenant au tissu LCR sont mal classés avec un taux d'erreurs de 24,1999% par contre celle-ci a réussi à identifier la matière blanche et la matière grise avec des taux d'erreurs de 1,2100 % et 2,2405 %, respectivement.

Les deux algorithmes FCM et FCM_S2 ont réussi à segmenter l'image et identifié les deux classes (MB et MG), mais pour LCR, nous obtenons des taux d'erreurs légèrement différents que ceux obtenus par les K-means.

Les résultats observés sur l'image qui contient un bruit gaussien, montrent que le classifieur K-means a réussi à segmenter la matière blanche et la matière grise, mais pour le LCR le taux d'erreurs de classification est de 23,2095%. Nous remarquons bien que les deux algorithmes qui considèrent le contexte flou (FCM et FCM_S) mènent à des classifications distinctes mais les taux d'erreurs pour les trois classes des tissus obtenus par l'algorithme FCM_S2 restent inférieurs à ceux calculés avec les résultats de la méthode FCM.

Une nouvelle fois nous appliquons les trois algorithmes sur l'image avec un autre type de bruit (Salt & Pepper). Les résultats obtenus montrent cette fois-ci que l'algorithme des K-means a échoué à segmenter le LCR avec un taux d'erreurs de 23,7314% mais avec une distinction des deux autres substances ; la matière blanche et la matière grise avec des taux d'erreurs (2,8515% et 3,5542%) respectivement. Par contre, en utilisant l'algorithme FCM_S2, nous obtenons des résultats plus satisfaisants.

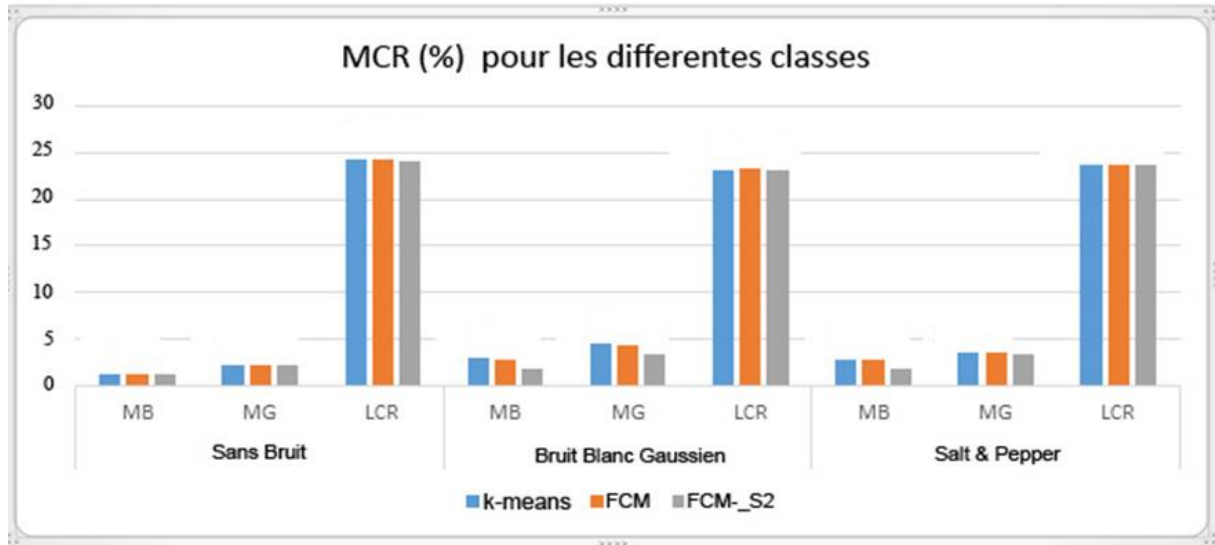


Figure III.16 : MCR pour différentes classes (MB, MG, LCR) obtenues par K-means, FCM, et FCM_S2

La figure (III.16) montre une représentation graphique identique aux résultats donnés par le tableau (III.1) dont nous faisons apparaître le MCR pour les différentes classes (MB, MG, LCR) obtenues par K-means, FCM et FCM_S2. D'après le graphe, nous distinguons que les trois méthodes (K-means, FCM, FCM_S2), ont réussi à segmenter les deux classes, matière blanche (MB) et la matière grise (MG) avec des taux d'erreurs différents pour chacune des images. Mais les résultats obtenus pour la substance LCR restent insuffisants et le taux d'erreurs de ce tissu augmente d'une méthode à une autre. Il est remarquable que la méthode FCM_S2 offre de meilleurs résultats, surtout pour la classification des deux classes MB et MG.

III.5.4 Temps d'exécution

Les temps d'exécution des trois algorithmes pour les différentes images, sont énumérés dans le tableau (III.2).

Sans bruit			Bruit Gaussien			Bruit Salt & Pepper		
K_means	FCM	FCM_S2	K_means	FCM	FCM_S2	K_means	FCM	FCM_S2
0.3291	1.3141	0.4080	0.4286	1.9002	0.5303	0.4238	1.9881	0.5481

Tableau III.2 : Les temps d'exécutions en secondes

Nous remarquons bien sur le Tableau (III.2) que les temps d'observation liés à la durée de traitement associée à chacune des méthodes utilisées, que le temps d'exécution de l'algorithme des K-means est moins important par rapport au FCM_S2 et FCM car sa mise en œuvre algorithmique est peu complexe. Par contre le temps d'exécution du FCM et FCM_S2 est important due aux opérations réalisées pour remédier au problème du bruit contenu dans l'image à segmenter.

III.6 Conclusion

D'après les résultats obtenus précédemment, nous distinguons que les trois méthodes de segmentation mènent à des classifications différentes d'une image à une autre. La qualité de la segmentation est dégradée pour des images en présence du bruit.

Les résultats obtenus sur des images IRM en vue d'une segmentation des tissus du cerveau en trois classes à savoir (MB, MG, LCR) montrent que la méthode des K-means et la méthode des FCM sont plus sensibles au bruit car ces deux derniers souffrent du manque de prise en compte de certaines informations en présence des artefacts. Par contre les méthodes de classification floue qui intègrent la disposition spatiale du pixel tel que le FCM_S2 sont plus robustes au bruit et elles permettent d'obtenir une segmentation beaucoup plus performante.

Conclusions et Perspectives

Dans ce manuscrit, nous avons abordé le problème de segmentations d'images. Les différentes méthodes de segmentation aboutissent à une segmentation de l'image en régions homogènes telle qu'une région est composée de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné. Parmi ces méthodes de segmentation, nous retrouvons l'approche par classification des pixels de l'image.

Comme nous avons pu le constater à travers cette étude, l'application des différentes méthodes de segmentation par classification de pixels ont abouti à des résultats de segmentation différents. À ce stade trois algorithmes ont été testés pour répondre à des besoins spécifiques qui aboutissent à des classifications plus distinctes. Néanmoins comme nous avons pu le voir, la plupart de ces techniques nécessitent le choix des valeurs de certains paramètres dont les résultats peuvent dépendre très fortement et le fait qu'aucune connaissance a priori des données n'est disponible, impose l'utilisation de ces techniques. À cet effet, nous nous sommes intéressés aux méthodes dites non supervisées.

L'inefficacité pratique de la méthode des K-means sur des images IRM, en vue d'une segmentation des tissus du cerveau en 3 classes à savoir (matière blanche, matière grise et le liquide-céphalo-rachidien), aboutit à des résultats moins performants par rapport aux autres méthodes. Ces dernières, utilisent la logique floue et introduisent la notion d'appartenance, arrivent à surpasser le problème lié à l'appartenance des pixels à une classe (un pixel peut appartenir à plusieurs classes avec différents degrés). L'algorithme des FCM reste sensible au bruit et les propriétés spatiales des pixels ne sont pas prises en compte, pour cela la famille d'algorithme FCM_S dont nous avons choisi l'algorithme des FCM_S2 qui intègre l'information spatiale de l'image était très bénéfique, ce qui conduit à une classification plus adéquate et plus adaptée à l'identification des classes de l'image.

Bien que le problème de la segmentation d'images reste un problème qui est encore loin d'être résolu et la segmentation, telle qu'elle est définie n'est évidemment pas unique. Le choix d'une méthode est lié à plusieurs facteurs et l'ajustement des paramètres qui gouverne le fonctionnement de l'algorithme mérite une attention particulière.

Enfin, la prise en compte d'autres problèmes et contraintes comme la métrique utilisée

Conclusions et Perspectives

(distance euclidienne), l'initialisation des centres de classes (utilisation des metaheuristiques) ou encore la topologie de l'image sont des paramètres importants qui peuvent améliorer la qualité de la segmentation. En plus de la stratégie de plusieurs algorithmes de segmentation travaillant en coopération permet de pallier aux problèmes rencontrés par l'utilisation d'un seul algorithme reste envisageable dans les futurs travaux.

Principes physiques de l'Image par Résonance Magnétique (IRM)

Le principe de l'IRM repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions : c'est le cas de l'atome d'hydrogène (H) qui est un des deux constituants de la molécule d'eau (H_2O) que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain (entre 60 et 75%). De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à l'autre, mais aussi à l'intérieur d'un même tissu selon son état physiologique, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies.

Lorsque les atomes d'hydrogène entrent en résonance sous l'action d'un champ magnétique, ils absorbent de l'énergie : ainsi, plus la concentration en eau du milieu est élevée, plus il y a absorption d'énergie. A l'arrêt du phénomène de résonance, l'énergie emmagasinée par les atomes est restituée au milieu.

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). C'est ce principe qui est utilisé pour former le cube d'images IRM.

Formation des Images par Résonance Magnétique IRM

Le processus se fait en trois étapes : dans un premier temps, le corps est placé dans un champ magnétique qui oriente tous les protons dans la même direction. Puis les protons sont excités par des ondes radio qui modifient leur orientation. Dès l'arrêt de l'impulsion RF (Radio-Fréquence), les protons retournent à l'état d'équilibre. L'acquisition des signaux RMN émis permet de reconstruire l'image.

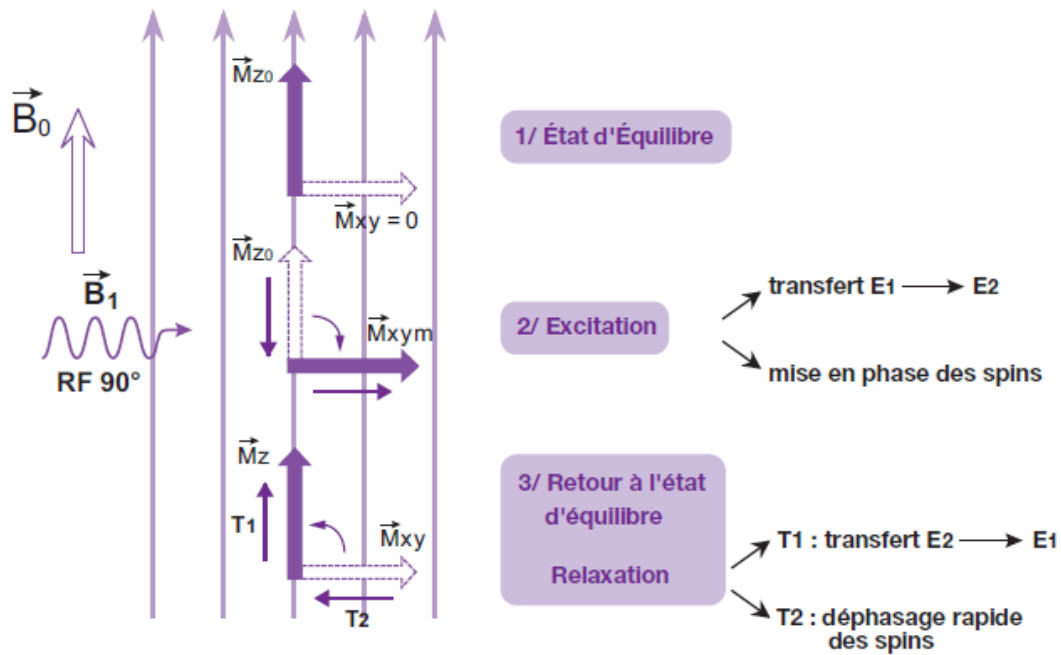


Figure 1 : Interaction entre l'onde de radiofréquence et les protons placés dans le champ \vec{B}_0

Pour former le volume, il faut pouvoir localiser dans les trois plans de l'espace le signal reçu par l'antenne réceptrice. Pour cela trois gradients de champs magnétiques sont utilisés. Ces gradients sont créés par des bobines qui vont se superposer au champ magnétique \vec{B}_0 . Le gradient de sélection de coupe (GS) est d'abord appliqué puis le gradient de codage de phase (GP) permet de sélectionner les lignes de la matrice à l'origine de l'image et le gradient de lecture (GL) permet de sélectionner les colonnes (Figure 1.1). Une transformée de Fourier permet ensuite de reconstruire l'image. Lors de l'acquisition du signal, le processus d'échantillonnage engendre un phénomène appelé volume partiel : certains voxels issus de l'échantillonnage du volume observé sont à la frontière entre deux tissus et peuvent donc contenir de l'information de plusieurs classes tissulaires. Ces voxels appartiennent donc à plusieurs classes en même temps, du fait de la résolution spatiale de l'imageur, ce qui pose un problème lors de la labellisation.

Les images IRM sont donc obtenues par application de gradients de champ et de séquences d'impulsions RF.

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) dérive d'une application d'analyse chimique par résonance magnétique nucléaire (RMN). Dont la technique de l'IRM se fonde sur les

phénomènes physiques de résonance et de relaxation.

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire est observé quand on soumet le système de spins placés dans un champ magnétique à une onde radiofréquence (RF), l'application de cette dernière induit à la mise en phase des spins les uns par rapport aux autres, alors qu'ils étaient déphasés, ce phénomène entraîne l'apparition macroscopique d'une composante transversale de champ magnétique. Le retour à l'état initial s'effectue dès l'arrêt de la RF.

En imagerie par résonance magnétique l'énergie du signal de relaxation des spins peut être décomposée suivant un axe parallèle ou perpendiculaire au champ magnétique B_0 . Il apparaît ainsi clairement deux «types» d'aimantation tissulaire [23] : l'aimantation longitudinale (T_1) et l'aimantation transversale (T_2).

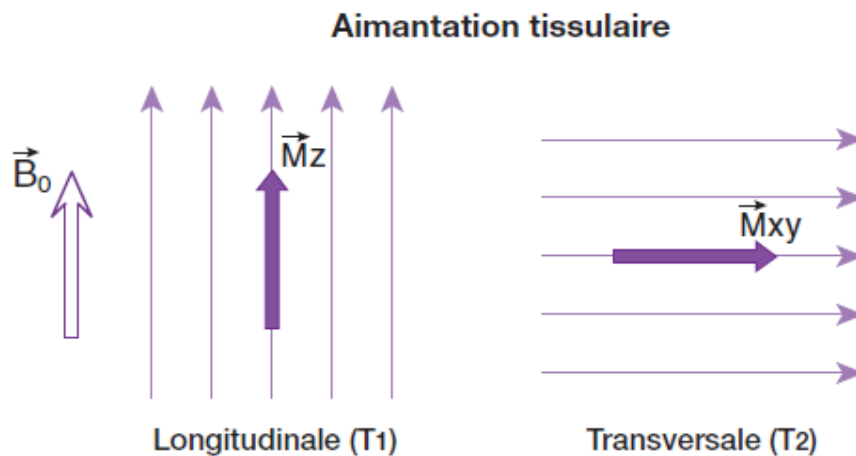


Figure 2 : Aimantation tissulaire

Différentes pondérations

Les paramètres d'acquisitions conduisent à l'obtention d'images dites pondérées en T_1 , pondérées en T_2 et pondérées en ρ .

Temps d'écho

Le signal de précision ne peut être enregistré directement après l'excitation, c'est pourquoi il est acquis sous la forme d'un écho de spin ou de gradient, par définition le délai entre le milieu de l'impulsion de l'excitation et le sommet de l'écho est appelé le temps d'écho noté (T_E).

Temps de répétition

L'image est constituée à partir de la répétition de la même séquence avec un gradient de phase d'amplitude différente. Le temps qui sépare deux répétitions est appelé temps de répétition noté (T_R).

Image pondérée en T_1

Pour des T_R courts de l'ordre de 600 ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T_1 . Pour des T_E courts environ 20 ms, les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T_2 . Tel que cette modalité permet d'observer les tissus de cerveau : matière blanche (MB), matière grise (MG) et le liquide céphalo-rachidien (LCR).

Image pondérée en T_2

Pour des T_R longs de l'ordre de 2000 ms, et des T_E longs d'environ 90 ms, la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus, et le signal est suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T_2 . Cette modalité ne permet pas de distinguer la matière grise de la matière blanche, mais met en évidence les lésions et le liquide céphalo-rachidien.

Image pondérée en ρ

Pour T_R long de l'ordre de 2000 ms, et un T_E court de l'ordre de 20 ms, la différence de densité protonique entre la substance grise et la substance blanche s'accroît. On obtient une séquence pondérée en densité de protons ρ , qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveau de gris croissants, en matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien.



Figure 3 : Différentes modalités d'image cérébrale IRM :
(a) pondération en T_1 , (b) pondération en T_2 , (c) pondération en ρ

Les artefacts des images par Résonance Magnétique (IRM)

Les paramètres principaux qui entrent en jeu dans la formation d'une image de résonance magnétique, un certain nombre d'autres facteurs viennent affecter la qualité des images. Les erreurs d'acquisition en IRM sont de natures différentes. On distingue essentiellement quatre effets: le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel.

Bibliographie

- [1] A. Escalante, P. Andrés, "*Une approche métrique pour la segmentation d'images*," Thèse de doctorat, Université Paris-Dauphine, 2005.
- [2] M. Andre, "*Introduction aux techniques de traitement d'images*," Edition Eyrolles, 1987.
- [3] G. Sarah, "*Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique: application aux images microscopiques*," Thèse de doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2010.
- [4] S. Chris et T. Breckon, "*Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab*," Edition John Wiley & Sons, 2011.
- [5] J.P Coquerez. S. P. Foliguet, "*Analyse d'image: filtrage et segmentation*," Edition Masson, 1995.
- [6] B. Mohammed, "*Construction d'une technique d'aide au diagnostic en imagerie médicale application à la compression d'images*," Thèse de Doctorat, Université de Tlemcen, 2012.
- [7] B. U. Shanker, "*Novel Classification and segmentation techniques with application to remotely sensed images*," Transactions on Rough Sets 7, Springer Belin, Heidelberg Edition, pp. 295-380, 2007.
- [8] S. Ameer et Z. Ameer, "*Revue des approches de segmentation d'images textures: exemple des images météorologiques*", 3rd International Conférence : Science of Electronic, Technologies of Information and Telecommunication, Tunisia, 2005.
- [9] D. Guo, V. Atluri, and N. Adam, "*Texture based remote sensing image segmentation*," Proceeding of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp1472-1475, 2005.
- [10] K. Held, E. R. Kops, B. J. Krause, W. M. I. I. I Wells, R. Kikinis, and H. W. Muller-Gartner, "*Markov random field segmentation of brain MR images*," IEEE Transactions on Medical Imaging, 16(6), pp. 878-886, 1997.
- [11] U. Raff, A. L. Scherzinger, P. F. Vargas, and J. H. Simon, "*Quantitation of grey matter, white matter, and cerebrospinal fluid from spin-echo magnetic resonance images using an artificial neural network technique*," Medical physics, 21(12), pp. 1933-1942, 1994.
- [12] V. Barra, and J. H. Boire, "*Segmentation floue des tissus cérébraux en IRM 3D: une approche possibiliste versus autres méthodes*," Rencontres Francophones sur la logique floue et ses applications, Valenciennes, Editions Cépaduès, pp. 193-198. 1999.
- [13] Dunn, C. Joseph, "*A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters*," pp. 32-57, 1973.
- [14] L. Khodja, "*Contribution à la classification floue non supervisée*," Thèse de doctorat, Université de Savoie, 1997.
- [15] J. C. Bezdek, "*Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*," Kluwer

Bibliographie

Academic Editions, 1981.

[16] C. Songcan, and D. Zhang, "*Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure*," *Cybernetics, IEEE Transactions Part B, on Systems, Man, and Cybernetics*, 34.4 pp. 1907-1916, 2004.

[17] D. L. Pham, "*Spatial models for fuzzy clustering*," *Computer vision and image understanding* 84.2, pp. 285-297, 2001.

[18] M. N. Ahmed, S. M. Yamany, N. Mohamed, A. A. Farag, and T. Moriarty, "*A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data*," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(3), pp. 193-199, 2002.

[19] Y. Morin, "*Larousse médical*," édition Larousse, 2006

[20] M. I. R. I. Sanae, "*Segmentation des structures cérébrales en IRM: intégration de contraintes topologiques*," Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg, 2007.

[21] B. Stéphanie, "*Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions*," Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur de Strasbourg, 2008.

[22] Base de données Brainweb <http://www.bic.mni.mcgill.ca/cgi>

[23] Kastler, Bruno, and D. Vetter. "*Comprendre l'IRM: manuel d'auto-apprentissage*," Health Sciences, Elsevier, 2011.

Résumé

La segmentation d'image est une opération de traitement d'image de bas niveau qui consiste à localiser dans une image les régions (ensembles de pixels) appartenant à une même structure. Les méthodes qui lui sont liées sont variées et peuvent s'appuyer sur diverses bases théoriques (probabilités, logique floue) et se répartissent en trois grandes familles (contour, région et classification). Dans notre travail nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par approche classification qui fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels. L'objectif de ce mémoire est d'étudier différentes méthodes de classification non supervisées (K-means, FCM et FCM-S) et de les confronter afin de les appliquer sur des images cérébrales IRM en vue d'une segmentation et d'une classification des différentes régions correspondantes aux différentes tissus et structures.

Abstract

Image segmentation is a low level processing technique which consists to localize into an image the regions (set of pixels) belonging to the same structure. It has multiple related methods which rely on diverse theoretical bases such as (probabilities and fuzzy logic) and can be divided in three principal categories (Contour, region and classification). In our work, we are particularly interested to the segmentation by classification approach which provides an image partitioning by clustering (grouping) pixels with similar level of gray into the same class. The aim of this is to study the different classification unsupervised-based methods (K-means, FCM and FCM-S) and to apply it's on cerebral MRI images for segmentation and classification of different regions which correspond to different tissues and structures.