

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Master

Présenté par

Chebouti Mohamed Lamine

Filière :Génie Biomédical

Spécialité :Instrumentation Biomédicale

La détection des tumeurs cérébrales dans les images IRM

Soutenu le 08/07/2020 devant le jury composé de:

Rahmoune	Fayçal	Professeur	UMBB	Président
Messaoudi	Noureddine	MCA	UMBB	Examineur
Ammar	Mohammed	MCA	UMBB	Rapporteur
Tebib	Redha	Magister	AURES-Toshiba	Co-Promoteur

Année Universitaire : 2019/2020

REMERCIEMENTS

Je remercie DIEU le tout puissant, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce travail.

Ce travail a été réalisé grâce à l'aide de nombreuses personnes que l'on voudrait remercier ici.

*Tout d'abord, je tiens à remercier **dr. Mohammed Ammar**, du département d'Ingénierie des Systèmes Électriques de l'Université M'Hamed Bougara, d'avoir accepté de diriger ce travail avec compétence et dévouement, qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude*

*Je tiens aussi à remercier Monsieur **TÉBIB Redha** d'avoir Co dirigé ce travail*

*Monsieur **Rahmoune Fayça**, professeur au département d'Ingénierie des Systèmes Électriques de l'Université M'Hamed Bougara, de nous avoir fait l'honneur de présider ce jury.*

*Monsieur **Messaoudi Noureddine**, maître de conférences A. au département de génie électrique de l'Université M'Hamed Bougara, de nous avoir fait l'honneur d'être membre de ce jury et d'examiner ce travail.*

*A l'ensemble du personnel de l'entreprise **AURES**, importateur de la marque **TOSHIBA** en Algérie de m'avoir intégrer et faciliter la réalisation de ce modeste travail, qu'ils trouvent ici mes sincères remerciements.*

Mes remerciements a tout les membres de département de génie électrique, Enseignants et responsables sans exception.

DEDICACE

Je dédie ce travail

Aux deux êtres qui me sont les plus chères au monde, mon père et ma mère qui n'ont jamais cessé de m'encourager. Tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que je vous porte, ni la profonde gratitude que je vous témoigne.

A mes sœurs Sarra et Lydia qui ont été toujours à mon côté et pour leurs encouragements permanents, et leurs soutiens moraux.

A mes chers amis pour leurs appuis et leurs encouragements.

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.

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE.....	1
----------------------------	---

CHAPITRE 1: Introduction à l'anatomie et l'imagerie par résonance Magnétique

I. Introduction.....	3
I.1. Anatomie.....	3
I.1.1. Le système nerveux central.....	3
I.1.2. Les tumeurs du cerveau :	4
I.2. L'imagerie par résonance magnétique	5
I.2.1. Les formats et types des images médicales.....	5
I.2.2. Imagerie médicale multimodale.....	6
I.2.3. Les agents de contrastes en IRM	6
I.3. Les principaux composants d'un IRM.....	7
I.3.1. Eléments techniques de l'IRM.....	7
I.3.2. Les composants représentant l'imageur à résonance magnétique sont.....	7
1- Aimant.....	7
2- Bobines de gradient.....	8
3- Bobines radiofréquence.....	9
I.4. Les antennes.....	9
I.4.1. Antennes volumiques.....	9
I.4.2. Antennes surfaciques	10
I.5. Principe de la Résonance magnétique.....	10
I.6. Principe de base du phénomène de la résonance magnétique.....	11
I.6.1. Le Phénomène de MRI se base sur	11
I.6.2. Relaxation	14
I.7. Séquences d'impulsions	16
I.7.1. Technique SE (Spin Echo).....	16
I.7.2. Technique FE (Field Echo).....	17
I.7.3. IR (récupération d'inversion)	17
I.8. Comparaison entre les systèmes en ce qui concerne leurs caractéristiques	18
I.8.1. Phénomène de relaxation	18
I.8.2. SAR, chauffage RF	18

I.8.3. Déplacement chimique.....	19
I.8.4. Objets façonnés de sensibilité.....	19
I.8.5. Attraction magnétique.....	19
I.8.6. Effet diélectrique.....	19
I.9. B1 Calage.....	19
I.9.1. Aperçu sur B1	19
I.9.2. Remarques sur l'utilisation du calage B1	20
I.10. Relation entre chaque paramètre et le rapport S / B de l'image.....	21
I. Conclusion	21

CHAPITRE 2: Segmentation et la classification d'images

II. Introduction	23
II.1. Définition.....	23
II.2.Echantillonnage et quantification	24
II.3. La logique floue.....	24
II .3.1.La théorie des ensembles flous	24
II .4. Définition de la segmentation.....	25
II.5. Méthodes de la segmentation	26
II.5.1. Méthodes basées sur l'approche région.....	26
II.5.1.1. Segmentation par seuillage	26
II.5.1.2.Croissance de région.....	27
II.5.2. Méthodes basées sur l'approche Contours	27
II.5.3. Méthodes basées sur la classification de pixel	27
II.6.1. Méthodes bayésiennes	28
II.6.2. Réseaux de Neurones.....	29
II.6.3. Segmentation par les champs de Markov	29
II .7. La classification non-supervisée.....	30
II.7.1. K-means.....	30
II.7.1.1. L'algorithme K-Means	31
II.7.1.2. Description de l'algorithme	31
II.7.1.3. Principe algorithmique	32
II.7.1.4. Avantages	32
II.7.1.5. Inconvénients.....	32
II.8. Algorithme Fuzzy C-Maens	32

II.8.1. Segmentation par pixel par FCM.....	33
II.8.2. Principe algorithmique	34
II.8.3. Les inconvénients du FCM.....	34
II.9. Segmentation par ARFCM	35
II.9.1. Principe algorithmique	35
II. Conclusion	36

CHAPITRE 3: Implémentation et Résultats

III. Introduction	38
III.1. Environnement de développement.....	38
III.1.1. MATLAB 2014	38
III.1.2. La mise en œuvre MATLAB	38
III.2.Présentation de l'interface	39
III.3. Images utilisées	40
III.4. Filtrage	41
III.5. Les algorithmes utilisés	41
III.5.1.1. La 1 ^{ère} méthode ARKFCM (méthode computationnelle et mathématique):	41
III.5.1.2. La 2 ^{ème} méthode FCM (Fuzzy C-Means)	41
III.6. La Segmentation d'une image IRM	41
III. Conclusion.....	45
CONCLUSION GENERALE	46
BIBLIOGRAPHIE	48

Liste des figures

	<i>Titre des figures</i>	
N°		pages
I.1	Le système nerveux central (en jaune-orange)	3
I.2	Les différentes coupes de corps	5
I.3	Les différentes coupes (IRM) du cerveau	5
I.4	Clichés IRM	6
I.5	Imageur à résonance magnétique	7
I.6	Aimant supraconducteur	8
I.7	Bobines de gradient selon Z	8
I.8	Bobines de gradient selon X	9
I.9	Bobines de gradient selon Y	9
I.10	Antennes volumiques	10
I.11	Antennes surfaciques	10
I.12	Salle IRM	11
I.13	les noyaux d'hydrogène	12
I.14	les noyaux d'hydrogène autour de l'axe du champ magnétique	12
I.15	vecteur d'aimantation macroscopique	13
I.16	les noyaux d'hydrogène lorsqu'une impulsion radiofréquence	13
I.17	le signal MR	14
I.18	désintégration de signal FID	14
I.19	L'impulsion RF	15
I.20	relaxation spin-réseau	15
I.21	relaxation T2	15
I.22	Diagramme de séquence d'impulsions de SE (Spin Echo)	16
I.23	Le TR et le TE	16
I.24	Diagramme de séquence d'impulsions de FE (Field Echo)	17
I.25	Diagramme de séquence d'impulsions d'IR (récupération d'inversion)	17
I.26	Comparaison entre les systèmes d'IRM 3-T et l'IRM 1,5-T	18
I.27	abdominales T2W acquises sans et avec calage B1	20
I.28	Image abdominale T2W sans graisse avec calage B1	20
II.1	Représentation d'une image numérique dans le plan cartésien	23
II.2	Représentation d'échantillonnage et quantification	24
II.3	(a)Graphe sans noyau et (b) Graphe avec deux noyaux (1T3 ou 2T4)	25
II.4	Exemples d'histogrammes	27
II.5	Voisinage d'un pixel	34
III.1	L'interface de développement graphique	39
III.2	L'interface	40
III.3	Images IRM en T1	41
III.4	Résultat de la segmentation pour 2 classes	42
III.4	Résultat de la segmentation pour 3 classes	43
III.4	Résultat de la segmentation pour 4 classes	44

Liste des Tableaux

I.1	Valeurs de rapports gyromagnétiques ^1H [4]	12
------------	--	-----------

Schéma

III.1	Méthodologie de l'interface	40
--------------	-----------------------------	-----------

INTRODUCTION GENERALE

Ces dernières décennies, l'explosion des technologies d'acquisition et de stockage d'images rendent notre monde de plus en plus visuel. L'image est devenue omniprésente dans la vie l'être humain.

La tumeur cérébrale entraîne des maladies mortelles, c'est n'importe quelle masse qui résulte de croissances anormales de cellules dans le cerveau, plusieurs systèmes de diagnostic des tumeurs cérébrales ont été développés.

L'imagerie par Résonance Magnétique est l'examen qui permet d'obtenir des vues en deux ou trois dimensions de l'intérieur du corps. L'IRM donne des informations sur des lésions qui ne sont pas visibles avec les radiographies standards, l'échographie ou le scanner.

En développant des techniques d'imagerie médicale, il devient possible de trouver la pathologie. Le clinicien analysant ces multiples informations, opère une agrégation de celles-ci, en fonction de jugements subjectifs et approximatifs fondés sur sa propre expérience.

Le but de ce raisonnement est de synthétiser un état de la pathologie le plus complet possible, par exemple pour proposer un diagnostic, établir un pronostic ou même élaborer une aide à l'intervention chirurgicale.

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, de nombreux chercheurs ont travaillé sur le développement de méthodes et d'algorithmes plusieurs approches de segmentation sont apparues depuis quelques années.

Dans notre travail nous intéressons 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 qui forme l'image avec un niveau de gris structural.

L'objectif de ce mémoire est de comparer un ensemble d'algorithmes basé sur l'algorithme K-means tel que les c-moyennes floue ou Fuzzy C-Means (FCM) [25] et l'algorithme du noyau a régularisation Adaptative basé sur l'algorithme FCM "Adaptively Regularized Kernel-Based Fuzzy C-Means Clustering" (ARKFCM) dans les cas des tumeurs cérébraux et [26].

Ce mémoire est devisé en trois chapitres

On a parlé dans le premier chapitre brièvement sur l'anatomie et l'imagerie par résonance magnétique ensuite dans le deuxième chapitre, les méthodes de segmentation d'images, où nous avons décrit un certain nombre de méthodes 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 les images IRM cérébraux.

Le dernier chapitre sera consacré à la présentation des résultats par les algorithmes que nous avons implémentés à savoir, Fuzzy C-means et ARKFCM. Par la suite, nous avons présenté les différents résultats de segmentation suivie d'une comparaison et on termine par une conclusion générale.

CHAPITRE 1

Introduction à l'anatomie et l'imagerie
par résonance Magnétique

I. Introduction

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie... L'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau.

IRM est l'abréviation d'Imagerie par résonance magnétique. Dans cette technique d'imagerie, les signaux générés par les noyaux d'hydrogène atomiques dans le corps humain sont reçus et utilisés pour générer des images.

I.1. Anatomie

I.1.1. Le système nerveux central

Les êtres vivants regroupent tout l'organisme qui peuple notre planète, chez les vertébrés c'est le centre de commande, de contrôle de traitement des informations nerveuses.

Le système nerveux est divisé en deux parties :

- le système nerveux central : c'est la partie la plus développée qui regroupe l'encéphale et la moelle épinière.

Le système nerveux périphérique : composé de nerfs rachidiens, nerfs crâniens sensorimoteurs, et même il englobe du système entérique [28].



Figure I.1 : Le système nerveux central (en jaune-orange). La partie haute correspond à l'encéphale et la partie basse à la moelle épinière

L'encéphale est un élément central du système nerveux ou il est logé dans la boîte crânienne, ou il communique avec le reste du corps par l'intermédiaire des nerfs crâniens et de la moelle épinière. Il est formé du tronc cérébral, du cervelet et du cerveau, qui constitue près de 90% de son volume, il est protégé par le liquide céphalo-rachidien dans lequel ils baignent, mais aussi par plusieurs types de membranes appelées méninges (dure-mère, arachnoïde, et pie-mère). La majorité des processus cognitifs se déroulent au niveau de la partie supérieure de l'encéphale qui est d'ailleurs divisée en deux hémisphères : gauche et droit. Sous ces deux hémisphères, on retrouve le tronc cérébral qui gère les fonctions vitales comme la respiration et les mouvements oculaires. Le système nerveux central représente donc un tout qui décode et interprète les informations sensorielles qui proviennent de tout le corps [29].

I.1.2. Les tumeurs du cerveau

Les tumeurs du cerveau ne doivent pas être confondues avec les métastases au cerveau. Les tumeurs du cerveau naissent directement à l'intérieur du crâne. On parle de tumeur « primitive » ou « primaire ». Les métastases au cerveau, quant à elles, sont des tumeurs dites « secondaires », qui se développent à partir d'un cancer situé dans une autre partie du corps : le sein, les poumons, ...etc. Le traitement des métastases dépend des traitements reçus pour le premier cancer. Ce guide ne traite que des tumeurs primitives du cerveau.

Une tumeur est une masse plus ou moins volumineuse due à une multiplication anormale de cellules [1].

La cellule est l'unité de base dont sont constitués tous les tissus des organismes vivants. Il en existe dans le corps plus de deux cents types différents : les cellules musculaires, nerveuses, osseuses, etc.

Chaque cellule a un rôle précis et une durée de vie limitée. En permanence, les cellules vieillissent, meurent et sont remplacées par d'autres.

Pour des raisons encore inconnues, il arrive que certaines cellules se modifient et continuent à se multiplier au lieu de disparaître naturellement. Elles se multiplient alors jusqu'à former une tumeur.

D'une manière générale, il existe trois types de tumeurs :

- Les tumeurs non cancéreuses : appelées tumeurs bénignes. Elles se développent lentement et restent localisées. Une fois traitées, elles ne récidivent généralement pas.
- Les tumeurs cancéreuses : appelées tumeurs malignes. Elles se développent plus rapidement et ont tendance à envahir d'autres zones que celles où elles sont apparues au départ. Elles peuvent développer alors de nouvelles tumeurs appelées métastases.
- Les tumeurs intermédiaires : dites « atypiques » ou « évolutives ». Bénignes au début, elles peuvent se transformer en cancer dans un laps de temps variable [2].

I.2.L'imagerie par résonance magnétique

I.2.1.Les formats et types des images médicales

Les techniques de l'imagerie médicale sont nombreuses et permettent d'obtenir des images en 2D (ou séries de coupes) et 3D. Nous citons, par exemple la radiographie, l'IRM, la tomodensitométrie, l'échographie, l'angiographie, la tomographie... etc. Les images utilisées représentent des coupes axiales, coronales ou sagittales, ces coupes sont orthogonales deux à deux [3].

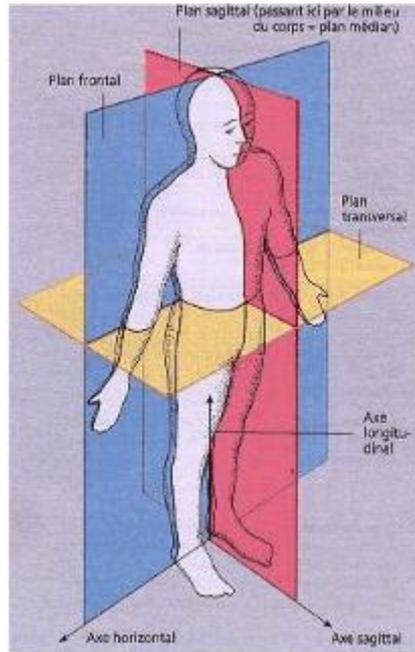


Figure I.2 : les différentes coupes de corps[30]

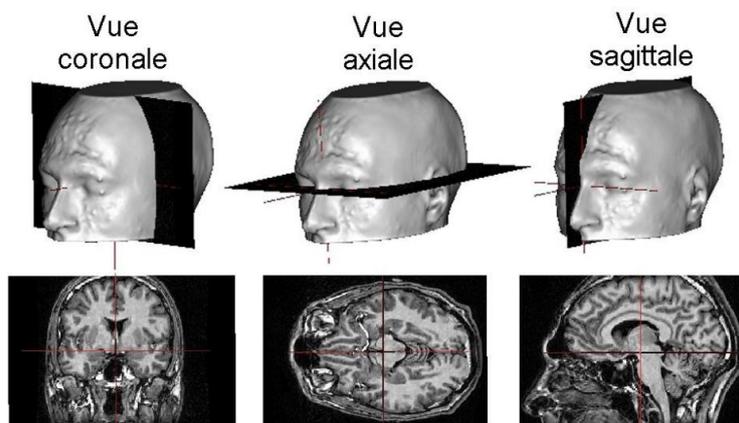


Figure I.3 : Les différentes coupes (IRM) du cerveau

Le format est la structure utilisée pour représenter une image. Il existe de nombreux

formats d'images : *BMP, MPEG, JPEG, TIFF, JPEG, JPEG2000, GIF, TGA, FlashPix, SGI, PICT, RASTER, PSD, ...etc.* Mais dans le domaine médical plusieurs formats spécifiques existent également [31].

I.2.2. Imagerie médicale multimodale

L'imagerie multimodale joue un rôle de plus en plus important dans les phases de diagnostic et de suivi thérapeutique qui veut dire un outil indispensable dans la pratique clinique.

Exemple depuis quelques années, le neurochirurgien peut disposer des données fournies par différents dispositifs d'imagerie.

L'utilité de développer des systèmes multimodaux est évidente pour faciliter l'intégration des informations dans ces images [31].

I.2.3. Les agents de contrastes en IRM

Le signal de L'IRM est insuffisant pour une bonne observation des parties saines ou non ; le contraste c'est la façon la plus facile pour avoir une bonne clarté d'image en utilisant un agent de contraste spécifique ou non spécifique, soit en augmentant le temps d'examen pour prendre plus d'acquisitions [4].

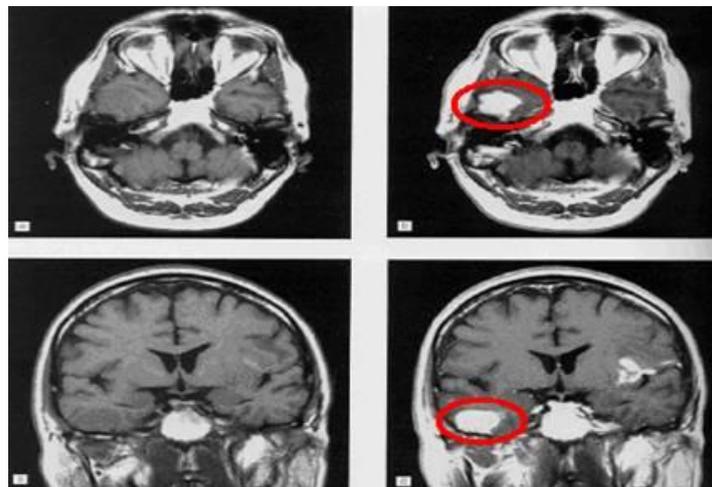


Figure I.4 : clichés IRM.

Ces clichés IRM de la tête qui est représenté dans la figure explique :

Le patient qui est représenté montre la différence entre une IRM sans à gauche, et une IRM avec agent de contraste à droite.

Il nous montre clairement la présence d'une tâche claire qui représente une tumeur, lorsque en ajoutant l'injection d'un agent de contraste (exemple: produits paramagnétiques du gadolinium).

I.3. Les principaux composants d'un IRM

I.3.1. Eléments techniques de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) consiste à observer les tissus biologiques à travers les propriétés magnétiques de l'un de leurs constituants majoritaires, le noyau d'hydrogène. D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène bien connu de RMN qui a été observé indépendamment l'un de l'autre qui est utilisée pour faire un diagnostic qui se fonde sur les principes de la résonance magnétique nucléaire. L'IRM est la méthode de diagnostic la plus puissante et la plus sensible disponible actuellement. Cet outil permet d'obtenir des images de tissus à l'intérieur du corps humain plus précises que celles obtenues par un scanner ou par ultrasons voir Figure ci-dessous [32].

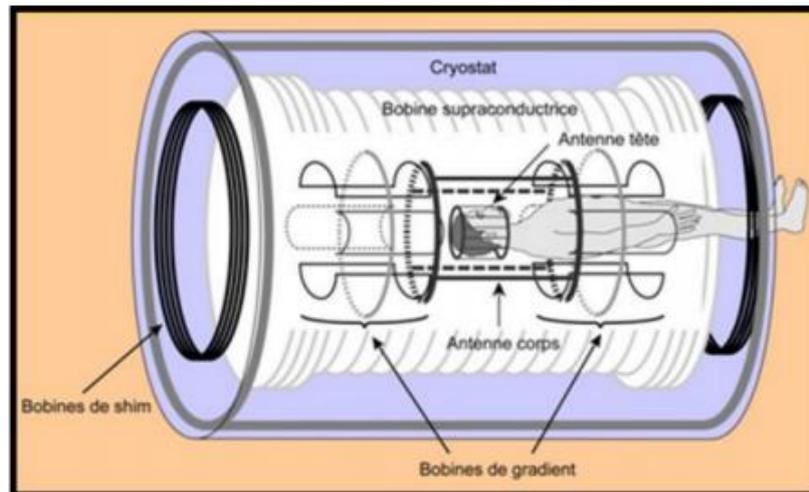


Figure I.5 : Imageur à résonance magnétique

I.3.2. Les composants représentant l'imageur à résonance magnétique sont

1. l'aimant.
2. les bobines de gradient.
3. les bobines radiofréquence (RF).

1-Aimant

Il est généralement supraconducteur car c'est ce type d'aimant qui possède les meilleures caractéristiques puisqu'il permet d'obtenir un champ magnétique très élevé. En effet, il doit être très puissant et extrêmement homogène. Néanmoins il y a un système de sécurité car, si l'aimant perd sa supraconductivité et s'échauffe (effet de Quench), l'hélium liquide risque de se transformer en gaz, ce qui entraîne un important changement de volume. C'est pourquoi, il existe des systèmes d'évacuation rapide car ces fuites peuvent entraîner des brûlures (par le froid). En IRM, on parle de blindages pour certains dispositifs destinés au confinement des

champs magnétiques produits par la machine et à l'isolement de celui-ci des champs magnétiques extérieurs qui viendraient perturber l'acquisition voir [4].



Figure I.6 : Aimant supraconducteur

2- Bobines de gradient

Gradient : lorsqu'il y'a un gradient dans un champ magnétique. Ce dernier varie de façon linéaire entre deux points dans sa propre direction. Son unité est le tesla.

Il s'agit de trois bobines métalliques enfermées dans un cylindre en fibres de verre et placées autour du tunnel de l'aimant. On les nomme respectivement : bobine **X**, **Y** et **Z**.

Le passage d'un courant électrique dans ces bobines crée des variations d'intensité du champ magnétique dans le tunnel, de façon linéaire dans le temps et dans l'espace. En fonction de sa géométrie, chaque bobine fait varier le champ magnétique selon un axe spécifique [33]:

- la bobine **Z** selon l'axe haut-bas :

Les bobines de gradient produisent des gradients de champ magnétique B_0 . On suppose un système de coordonnées standard, le gradient de champ magnétique B_0 peut être appliqué le long de l'axe **Z**. les bobines de gradient sont construites sur un cylindre coaxial à l'aimant.

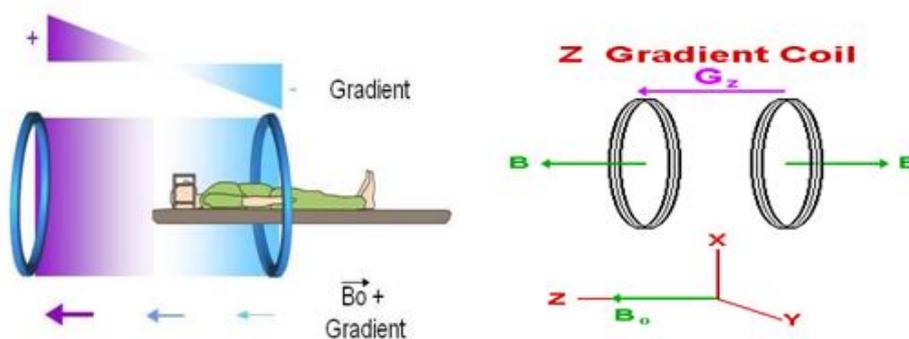


Figure I.7 : Bobines de gradient selon Z

- la bobine **X** selon l'axe droit-gauche :

La bobine crée un gradient de champ B_0 dans la direction **X**.

L'antenne corps est directement incorporée à l'aimant. Elle est toujours émettrice et réceptrice. Les antennes de volume permettent d'obtenir un signal homogène sur tout le volume exploré [34].



Figure I.10 : Antennes volumiques

I.4.2. Antennes surfaciques

Elles sont uniquement réceptrices. L'antenne corps étant émettrice. Elles sont appliquées le plus près possible des régions explorées.

Les antennes de surface favorisent un rapport signal sur bruit élevé, ce qui permet d'utiliser des champs d'exploration plus petits et de diminuer l'épaisseur de coupe [4].



Figure I.11 : Antennes surfaciques

I.5. Principe de la Résonance magnétique

L'appareil est constitué d'un tunnel formé d'un aimant très puissant (0,1 à 1,5 Tesla soit 30000 fois supérieur au champ terrestre) entourant le lit d'examen sur lequel s'allonge le patient. Des antennes spécifiques y sont connectées. Certaines émettent une onde radiofréquence qui excite ou stimule les noyaux d'hydrogène contenus dans l'eau composant nos cellules (près de 80% du poids corporel est constitué d'eau). Il est possible, grâce à cet examen, d'effectuer des coupes à travers le corps en distinguant bien les différents tissus les uns des autres. La quantité d'hydrogène libre est, en effet, différente selon les tissus (certains en contiennent beaucoup, comme la graisse et les tissus bien hydratés, d'autres beaucoup moins, comme l'os), entraînant des images bien différenciées. Par ailleurs, les fluides en mouvement (comme le sang) sont très bien individualisés des parties immobiles [35].

Après arrêt de la stimulation (qui dure à peine quelques millisecondes), les atomes d'hydrogène restituent cette énergie qui se dissipe dans différents plans de l'espace sous l'action du champ magnétique de l'aimant (Restauration longitudinale (T1), et Restauration transversale (T2)). L'énergie est alors captée par d'autres antennes dites antennes réceptrices puis analysées par un puissant ordinateur qui construit alors une véritable carte énergétique de la partie du corps étudiée [4] et [36].

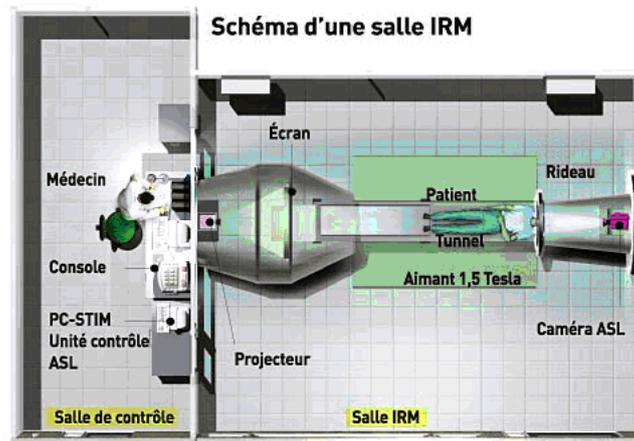


Figure I.12 : Salle IRM

Toute mesure de résonance magnétique nucléaire, en imagerie, implique l'utilisation d'un **aimant** capable de créer un champ magnétique B_0 stable dans le temps (il explique dans la partie qui le phénomène de MRI), homogène et d'intensité suffisante.

La cage de Faraday dans IRM :

Si votre voiture vous protège de la foudre, c'est qu'il s'agit d'une cage de Faraday...

Une cage de Faraday est une structure métallique étanche aux champs électriques ou électromagnétiques.

Elle empêche ces derniers de sortir comme de rentrer, protégeant ainsi ce qui se trouve à l'intérieur ou à l'extérieur de la cage.

Cage de Faraday. C'est une enceinte ou **cage** métallique qui permet d'isoler une portion d'espace contre l'influence des champs électriques extérieurs.

A l'intérieur de la **cage**, le champ électrique est nul, même si des charges sont placées à l'extérieur ou si la **cage** est reliée à un générateur électrostatique.

I.6. Principe de base du phénomène de la résonance magnétique

I.6.1. Le Phénomène de MRI se base sur

On doit d'abord comprendre le phénomène RM qui va vraiment expliquer les principes d'IRM.

(1) En l'absence de champ magnétique externe, les noyaux d'hydrogène (spins) sont orientés au hasard [4].

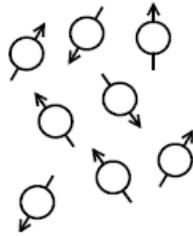


Figure I.13 : les noyaux d'hydrogène

(2) Lorsque les noyaux d'hydrogène sont placés dans le champ magnétique statique, chaque noyau commence à faire une précession, c'est-à-dire prendre le trajet circulaire fixe autour de l'axe du champ magnétique [4].

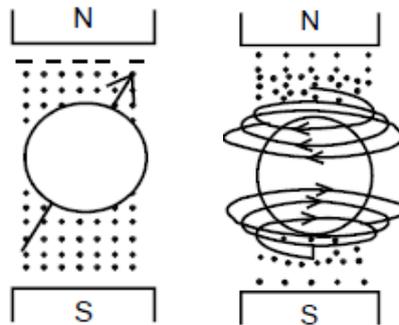


Figure I.14 : les noyaux d'hydrogène autour de l'axe du champ magnétique

La vitesse de précession (fréquence) est proportionnelle à la force du champ magnétique représentée par la formule :

$$\omega = \gamma \times B \quad (\text{I.2})$$

Fréquence de précession (ω) = rapport gyromagnétique (γ) \times intensité du champ (H).

Tableau I.1 : Valeurs de rapports gyromagnétiques ^1H [4]

Noyaux	γ ($10^6 \text{ rad}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{T}^{-1}$)	$\gamma/2\pi$ (MHz/T)
^1H	267,513	42,576
^2H	41,066	6,536

$$42.5759 \times 0.5 \text{ Tesla} = 21.2879 \text{ MHz}$$

$$42.5759 \times 1.0 \text{ Tesla} = 42.5759 \text{ MHz}$$

$$42.5759 \times 1.5 \text{ Tesla} = 63.8637 \text{ MHz}$$

$$42.5759 \times 3 \text{ Tesla} = 127.8 \text{ MHz}$$

Comme chaque noyau du champ statique se déplace en précession, transversalement les composants d'aimantation sont aléatoires et s'annulent. Le longitudinal cependant, les composants d'aimantation ne s'annulent pas et les composants de tous les noyaux restent. Par conséquent, la somme des données longitudinales les composants peuvent être décrits comme un "vecteur d'aimantation macroscopique".

Le principe de l'IRM sera décrit sur la base de cette macroscopie d'un vecteur d'aimantation, car une description basée sur le comportement de chaque spin[4].

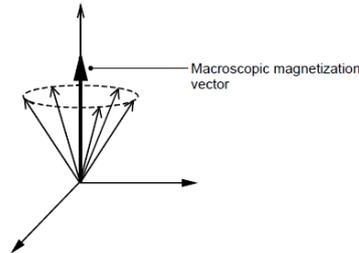


Figure I.15 : vecteur d'aimantation macroscopique

(3) Lorsqu'une impulsion radiofréquence est appliquée à la même fréquence que la fréquence de précession, l'aimantation macroscopique Vecteur flips. Ce phénomène est appelé résonance[4].

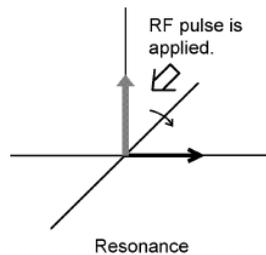


Figure I.16 : les noyaux d'hydrogène lorsqu'une impulsion radiofréquence

Le degré de retournement du vecteur de magnétisation macroscopique augmente proportionnellement à l'amplitude et au temps d'application d'une impulsion RF.

La figure montre le vecteur d'aimantation macroscopique basculant de 90° .

L'impulsion RF qui fait basculer le vecteur de magnétisation macroscopique 90° est appelée une impulsion de 90° [4].

(4) Lorsque l'impulsion RF est terminée, les noyaux d'hydrogène (le vecteur de magnétisation macroscopique) inversé tendent à revenir progressivement à son état d'origine.

Ce phénomène est appelé relaxation[4].

(5) Lorsqu'une bobine RF est placée perpendiculairement au plan de rotation du macroscopique vecteur d'aimantation, un courant électrique proportionnel à la force d'une aimantation transversale est généré dans la bobine en raison de l'induction électromagnétique.

Il s'agit du signal MR [4].

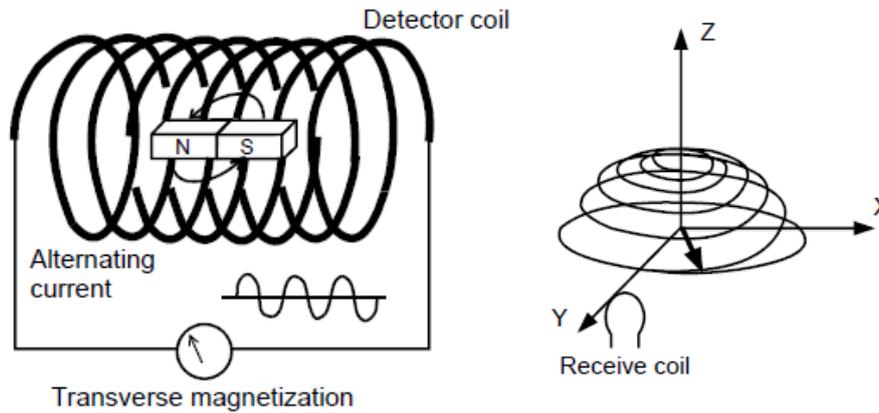


Figure I.17 : le signal MR

Lorsque le vecteur d'aimantation devient plus petit en raison de la relaxation, le signal MR se désintègre progressivement qui en l'appel signal FID (Free Induction Decay).

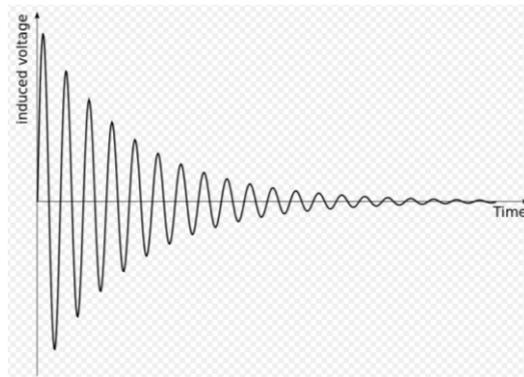


Figure I.18 : désintégration de signal FID

I.6.2. Relaxation

Tout d'abord, il est très important de réaliser que la relaxation T1 et T2 sont deux processus indépendants. L'un n'a rien à voir avec l'autre. La seule chose qu'ils ont en commun est que les deux processus se produisent simultanément. La relaxation T1 décrit ce qui se passe dans la direction Z, tandis que la relaxation T2 décrit ce qui se passe dans le plan X-Y. C'est pourquoi ils n'ont rien à voir les uns avec les autres[4].

Le vecteur d'aimantation macroscopique renversé par l'impulsion RF a tendance à revenir à l'état d'origine en application la RF est terminée. Ce phénomène est appelé relaxation, et peut être divisé en deux modes. Le mode de relaxation est "T1 relaxation", c'est-à-dire la récupération de la composante d'aimantation longitudinale, et l'autre est "Relaxation T2", c'est-à-dire la désintégration de la composante de magnétisation transversale [4].

(1) phénomène relaxation longitudinale (relaxation T₁)

La composante d'aimantation longitudinale (M_z) commence à augmenter immédiatement après l'impulsion RF est terminée.



Figure I.19 : L'impulsion RF

La composante d'aimantation longitudinale (M_z) est exprimée par l'équation :

$$M_z(t) = M_o (1 - e^{-(t/T_1)})$$

Le taux de récupération de M_z environ 63% de sa valeur maximale finale en un temps T_1 . Ce temps est appelé temps de relaxation T_1 aussi appelé relaxation spin-réseau.

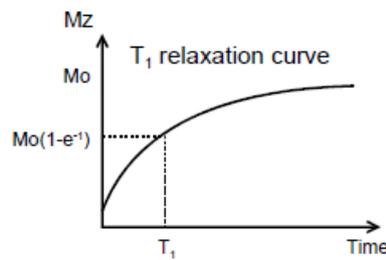


Figure I.20 : relaxation spin-réseau

(2) phénomène appelé relaxation transverse (relaxation T_2) :

La composante d'aimantation transversale (M_{xy}) commence à tomber immédiatement après la l'impulsion RF est terminée.



Figure I.21 :Relaxation T_2

La composante d'aimantation transversale (M_{xy}) est exprimée par l'équation :

$$M_{zy}(t) = M_o (1 - e^{-(t/T_2)})$$

Le taux de désintégration de M_{xy} environ 37% de sa valeur maximale de départ dans un temps T_2 .

Ce temps est appelé temps de La relaxation T_2 est aussi appelé relaxation spin-spin.

I.7. Séquences d'impulsions

Différentes séquences d'impulsions RF et des impulsions de gradient sont appliquées à différents horaires, sont disponibles en IRM.

Dans cette sous-section, les principales séquences d'impulsions des techniques sont :

- SE (Spin Echo)
- FE (Field Echo)
- IR (Inversion Recovery)

I.7.1. Technique SE (Spin Echo)

La technique SE est la séquence d'impulsions la plus couramment utilisée la quelle en appliquant une impulsion RF de déphasage 180° [4].

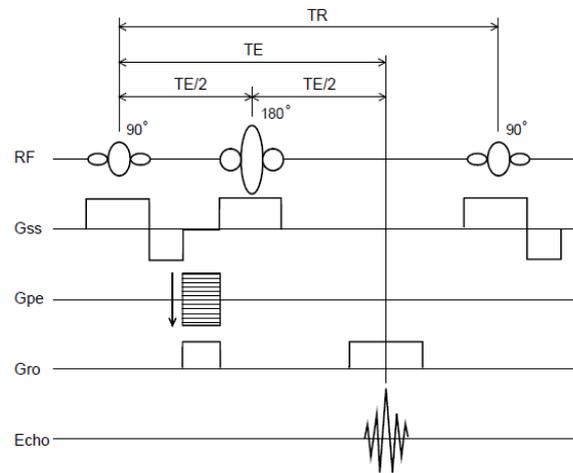


Figure I.22 : Diagramme de séquence d'impulsions de SE (Spin Echo)

- Le TR (temps de répétition) est l'intervalle auquel les impulsions à 90° sont appliquées.
- Le TE (Echo Time) est le temps entre l'application d'une impulsion de 90° et la réception du signal d'écho.

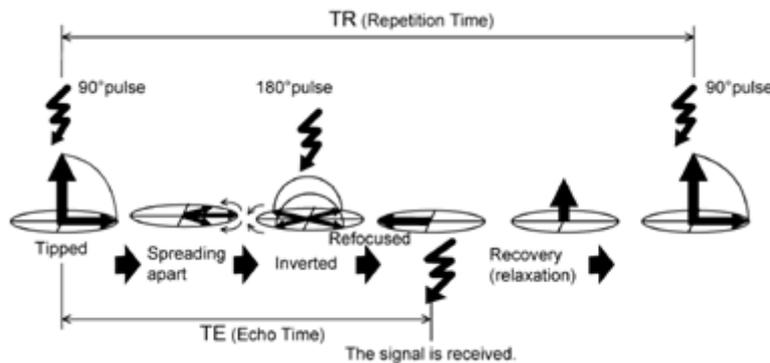


Figure I.23 : Le TR et le TE.

En variant TR et TE, des images avec différentes caractéristiques de contraste peuvent être acquises.

I.7.2. Technique FE (Field Echo)

La technique FE est une séquence d'impulsions où le déphasage est libéré en appliquant une impulsion de gradient inversé[4].

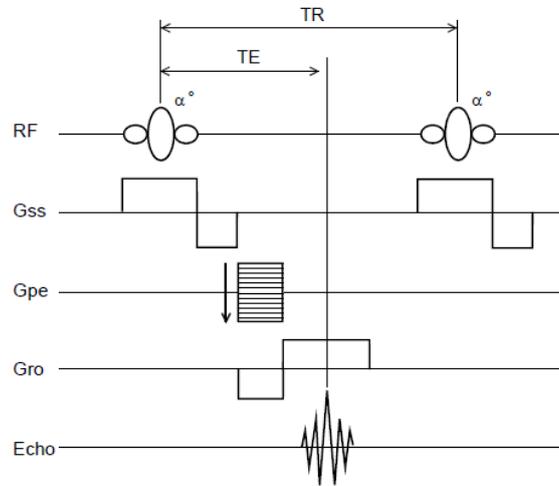
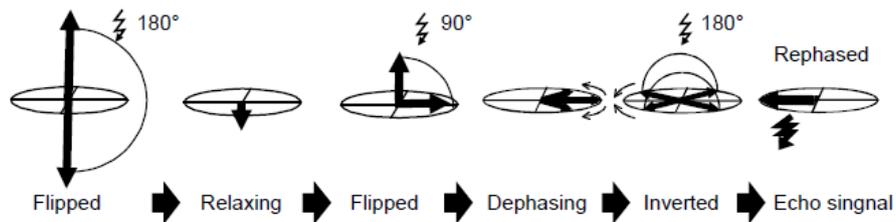


Figure I.24 : Diagramme de séquence d'impulsions de FE (Field Echo)



I.7.3. IR (récupération d'inversion)

La technique IR est une séquence d'impulsions dans laquelle le vecteur d'aimantation est inversé pour appliquer une impulsion de 180° avant les séquences d'impulsions d'imagerie standard afin d'améliorer le contraste T₁ [4].

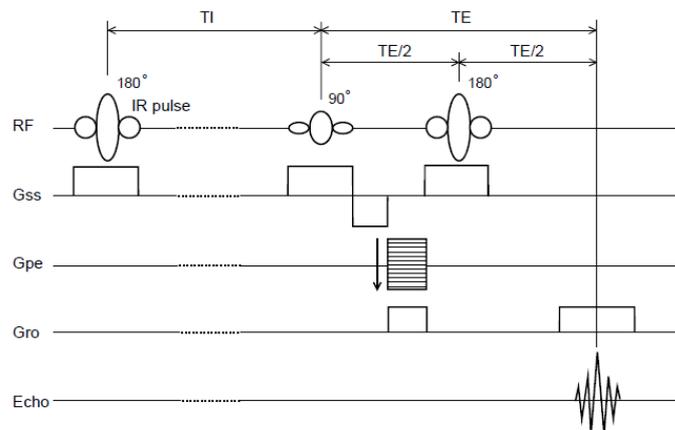
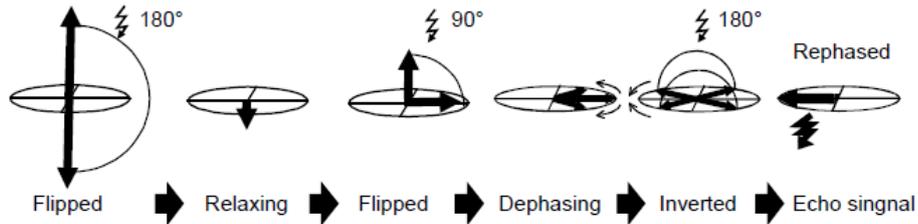


Figure I.25 : Diagramme de séquence d'impulsions d'IR (récupération d'inversion)



Le T_1 est le temps d'inversion entre une impulsion d'inversion à 180° (pré-impulsion) et l'impulsion suivante à 90° .

Le contraste de l'image peut être modifié en changeant le T_1 . Il est également possible de supprimer les signaux provenant des graisses en sélectionnant le T_1 . Par conséquent, la technique IR est avantageuse dans la suppression des graisses (technique STIR). Cette technique est également utile pour supprimer les signaux du liquide céphalorachidien (technique FLAIR) [4].

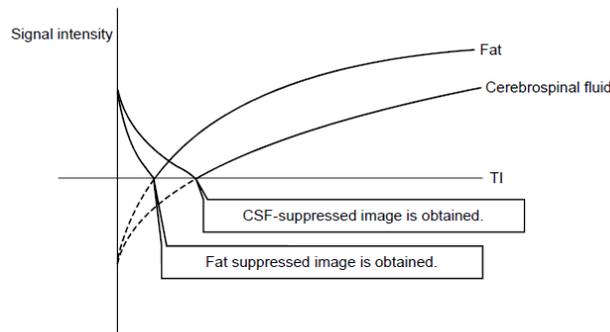


Figure I.26 : Comparaison entre les systèmes d'IRM 3-T et l'IRM 1,5-T

I.8. Comparaison entre les systèmes en ce qui concerne leurs caractéristiques

I.8.1. Phénomène de relaxation

Dans les systèmes 3-T, les valeurs T_1 sont plus longues que dans les systèmes 1,5-T. Par conséquent, un TR plus long les valeurs doivent être fixées afin de permettre une relaxation longitudinale suffisante.

Valeurs T_2 sont presque les mêmes que dans le système 1,5-T, et les mêmes valeurs TE que dans 1.5-T le système peut donc être utilisé pour les séquences Spin Echo[4].

I. 8.2. SAR, chauffage RF

Les systèmes 3-T nécessitent une puissance RF plus élevée. Par conséquent, les paramètres de condition de numérisation sont plus susceptibles d'être limités en raison des limitations SAR.

Le pic RF et le SAR sont relativement faibles dans les séquences Spin Echo avec l'option LowSAR et dans les séquences Fast Spin Echo avec le type RF réglé sur LowSAR.

Exemple :

Un TR plus long est requis, le nombre de tranches dans l'acquisition multi-section est réduit et les valeurs maximales autorisées pour l'angle de basculement et l'angle de flop sont plus petites[4].

I. 8.3. Déplacement chimique

La quantité de déplacement chimique entre l'eau et la graisse dans les systèmes 3-T est deux fois plus importante que dans les systèmes 1,5-T (environ 220 Hz dans les systèmes 1,5-T et environ 440 Hz dans les systèmes 3-T).

En conséquence, le degré d'artefacts de déplacement chimique est également doublé.

Cette augmentation des artefacts de déplacement chimique peut être évitée en utilisant une séquence d'impulsions avec une largeur de bande de réception plus large ou en augmentant la taille de la matrice dans la direction RO[4]

I. 8.4. Objets façonnés de sensibilité

Les systèmes 3-T sont plus sensibles à l'inhomogénéité de champ due ou ferromagnétique ou aux gaz, et par conséquent, les valeurs T_2^* sont réduites.

Par conséquent, des valeurs TE plus courtes doivent être utilisées pour les séquences d'écho de champ[4].

I. 8.5. Attraction magnétique

La force magnétique d'attraction des systèmes 3-T est supérieure à celle des systèmes 1,5-T.

Par conséquent, une prudence encore plus grande est requise.

I. 8.6. Effet diélectrique

Dans les systèmes 3-T, un phénomène appelé "effet diélectrique" se produit, entraînant inhomogénéité du champ RF de transmission dans le corps humain. En conséquence, l'intensité du signal peut être diminuée dans certaines zones des images.

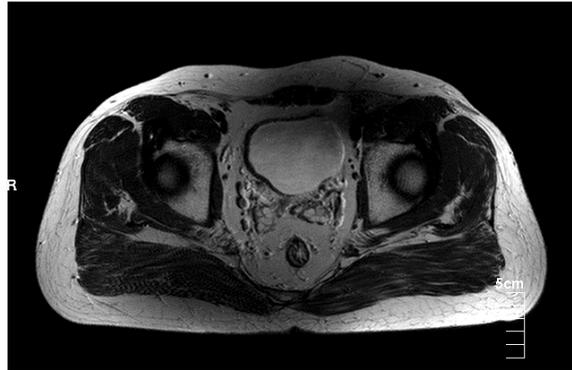
I.9. B1 Calage

I.9.1. Aperçu sur B1

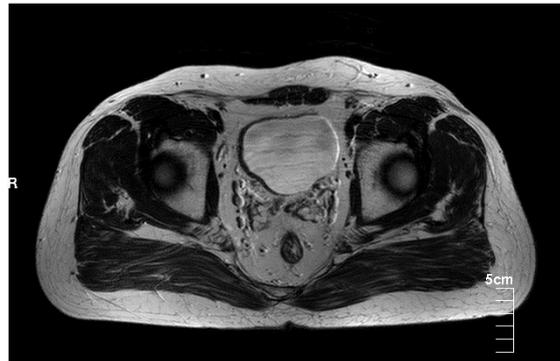
Dans le système 3T, un amplificateur RF à 2 canaux est utilisé pour alimenter la bobine QD et l'amplitude et la phase relatives des deux canaux sont modifiées pour chaque région anatomique, afin de supprimer la dégradation de la qualité d'image due à une transmission non uniforme causée par l'effet diélectrique. Cette technique est appelée "calage B1" [4].

I. 9.2. Remarques sur l'utilisation du calage B1

Le système détermine l'amplitude et la phase relative en fonction de la région SAR sélectionnée par l'utilisateur. La région SAR appropriée doit donc être sélectionnée.



A : Image abdominale T2W sans calage B1



B : Image abdominale T2W avec calage B1

Figure I.27 : abdominales T2W acquises sans et avec calage B1

Dans l'image acquise sans calage B1, l'intensité du signal est faible et le contraste est faible dans les zones antérieure et postérieure de l'abdomen, tandis que dans l'image acquise avec le calage B1, l'intensité et le contraste du signal dans les zones correspondantes sont améliorés.

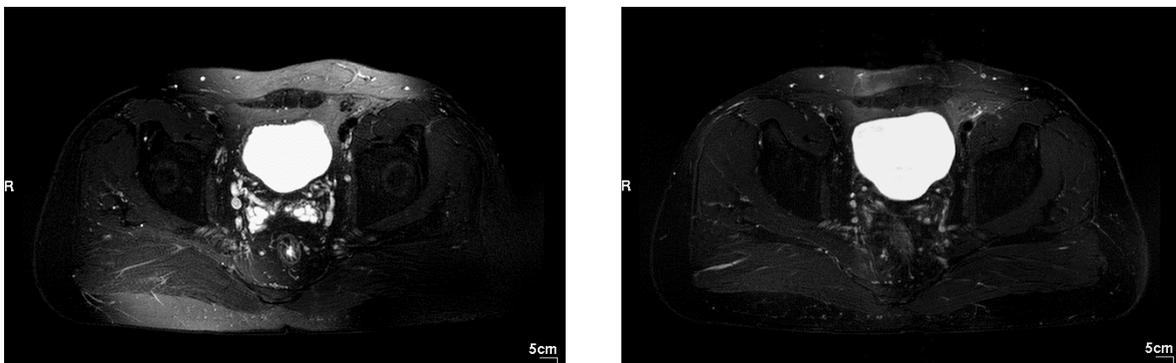


Figure I.28 : Image abdominale T2W sans graisse avec calage B1

Les figures montrent les images abdominales T2W sans graisse acquises respectivement avec et sans calage B1. L'efficacité de suppression des graisses est plus élevée dans l'image acquise avec le calage B1. (La suppression de graisse sélective en fréquence a été utilisée dans cet exemple afin d'intensifier la différence entre les images, mais l'utilisation de SPAIR est recommandée comme technique de suppression de graisse)[4].

I.10. Relation entre chaque paramètre et le rapport S / B de l'image

Le rapport S/N de l'image (signal / bruit) est l'un des principaux facteurs qui détermine la qualité des images RM.

Le rapport S/N est défini comme le rapport du signal MR au bruit, donc un rapport S / N plus élevé correspond à une meilleure qualité d'image.

Le moyen le plus sûr d'obtenir un rapport signal / bruit plus élevé consiste à augmenter le nombre d'acquisitions (NAQ) dans le réglage des paramètres de balayage. Cette méthode, cependant, se traduit par un temps d'analyse plus long, ce qui est un inconvénient dans les études RM. Une autre façon possible d'obtenir un rapport S / N plus élevé consiste à définir une taille de matrice de balayage plus petite.

Cela améliore le rapport S / B et réduit également le temps de numérisation. Cependant, l'inconvénient de cette méthode est que la résolution spatiale est réduite, ce qui rend difficile l'image de petites structures anatomiques. Il est possible de maintenir la résolution spatiale au niveau souhaité et en même temps réduire le temps de numérisation en définissant un champ de vision rectangulaire. Cependant, cette méthode réduit le rapport S / N.

Comme décrit ci-dessus, le rapport S / N de l'image, le temps de balayage et la résolution spatiale sont interdépendants.

La numérisation avec un rapport S / B élevé, une résolution spatiale élevée et un temps de balayage court est idéale, mais il est difficile de satisfaire ces trois exigences en même temps.

Dans les applications cliniques, la résolution spatiale a la plus grande importance dans certains cas, et le rapport S / N est plus important que la résolution spatiale dans d'autres cas. Il existe également des cas dans lesquels un temps de numérisation plus court est important [4].

I. Conclusion

Dans ce travail, nous avons présenté différente partie, en premier nous avons donné une description de l'anatomie du cerveau puis nous avons décrit les tumeurs du cerveau. Ensuite on a décrit brièvement les principaux composants d'un système IRM ainsi le principe de base du phénomène de la résonance magnétique.

Dans le second chapitre nous allons entamer les méthodes de segmentation d'images et plus précisément les méthodes basées sur la classification non-supervisées par Fuzzy C-Means.

CHAPITRE 2

Segmentation et la classification
d'images

II. Introduction

Aujourd'hui, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises. Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue, issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means). Il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classes et de maximisation des distances interclasses, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

II.1. Définition

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Une image est une fonction de deux variables, par exemple $I(x,y)$ représentera une fonction d'amplitude (l'intensité) de deux variables réelles de position (x,y) dans le plan cartésien [37].

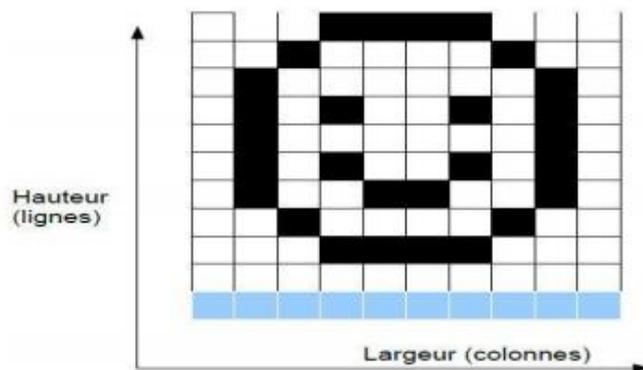


Figure II.1 : Représentation d'une image numérique dans le plan cartésien.

II.2. Echantillonnage et quantification

L'échantillonnage est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire $R(x, y)$ d'une image continue une unique valeur $I(x, y)$.

On parle de sous l'échantillonnage lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons. Une image numérique est une image échantillonnée et quantifiée. La quantification désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre $I(x, y)$. [5].

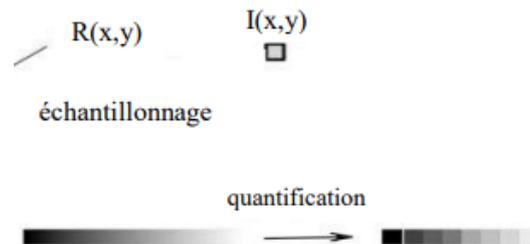


Figure II.2 : Représentation d'échantillonnage et quantification.

II.3. La logique floue

L'être humain est habitué à utiliser des informations entachées d'incertitudes et d'imprécision dans la vie de tous les jours, il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions. Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique qui admet des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble {vrai, faux} pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète.

Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes : "vrai", "faux" et "doute". Ces valeurs ont été représentées par l'ensemble $\{0, 1, 0.5\}$, et ont été ensuite étendues à l'intervalle $[0, 1]$.

Contrairement à la logique classique, les logiques multivalentes permettent de manipuler d'autres valeurs de vérité que le "vrai" et le "faux" absolus.

L'incertain a été abordé par la notion de probabilité dès le XVII^e siècle, mais celle-ci ne permet pas de traiter des croyances subjectives et dans certains cas, il est aussi naturel à l'homme de traiter des données acétées d'incertitude que d'utiliser des critères subjectifs, donc imprécis [6].

II .3.1. La théorie des ensembles flous

Etant donné un ensemble de référence X , un sous-ensemble ou A de X est défini par une fonction d'appartenance μ_A qui associe à chaque élément x de X , son degré d'appartenance $\mu_A(x)$ à A , compris entre 0 et 1:

$$\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$$

Le sous-ensemble ou A est un sous-ensemble classique de X lorsque μ_A ne prend que des valeurs 0 et 1. Plus $\mu_A(x)$ tend vers 1T, plus x appartient à A [7].

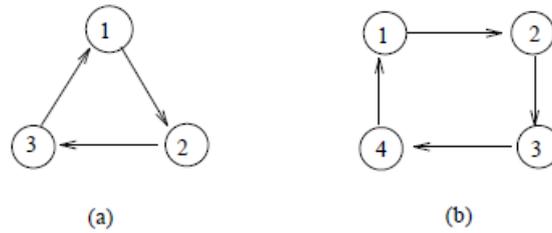


Figure II.3 : (a) Graphe sans noyau et (b) graphe avec deux noyaux (1T3 ou 2T4).

II .4. Définition de la segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image.

La segmentation est un processus de synthèse, visant à extraire les caractéristiques géométriques des images en faisant abstraction des nuances de couleur, des reflets, des transparences, des ombres, des textures et autres éléments qui constituent l'incroyable richesse de l'information visuelle.

Formellement, soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe à chaque pixel une valeur $f(x,y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X, la segmentation de X est définie comme une partition de X en C sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_c\}$ tels que :

- $X = \bigcup_{i=1}^c R_i$.
- $\forall i \in \{1, \dots, c\}$ R_i est connexe .
- $\forall i \in \{1, \dots, c\}$ $P(R_i) = \text{vrai}$.
- $\forall i, j \in \{1, \dots, c\}^2$ R_i est adjacent a R_j et $i \neq j \Rightarrow p(R_i \cup R_j) = \text{faux}$ ou U représente une union d'ensemble disjoints.

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles. Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes, le critère d'homogénéité P restant à déterminer. La première condition implique que tout pixel de l'image appartienne à une région et une seule. Cela signifie que l'algorithme de segmentation ne doit pas se terminer avant d'avoir traité tous les points.

La seconde condition implique que toute région doit être connexe. La connexité des régions étant induite par le voisinage défini sur l'image. La troisième condition implique que chaque région doit être homogène. Enfin, la quatrième condition est une condition de maximalité indiquant que la fusion de deux régions ne doit pas être homogène. Il est important de

remarquer que le nombre n de régions formant la partition de l'image reste indéterminé. Il peut donc exister plusieurs segmentations possibles pour un prédicat P donné [8].

II.5. Méthodes de la segmentation

La segmentation d'images ainsi définie est un domaine vaste où l'on retrouve de très nombreuses approches.

- La détection de frontières ou contours.
- La recherche de régions.
- L'approche de la classification.

Toutes ces approches visent à l'extraction des indices visuels. Après de nombreuses années passées à rechercher la méthode optimale, les chercheurs ont compris que la segmentation idéale n'existait pas. On peut même montrer que le problème de la segmentation est le plus souvent un problème mal posé.

Etant donnée une image, il existe toujours plusieurs segmentations possibles. Une bonne méthode de segmentation sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Elle devra donc avoir simplifié l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu [9].

II.5.1. Méthodes basées sur l'approche région

La segmentation d'une image vis à vis d'un critère d'homogénéité H (par exemple "tous les pixels sont du même niveau de gris" ou "la variation de niveau de gris n'excède pas n niveaux") peut s'exprimer de la manière suivante:

La segmentation d'une image I en regard du critère H est une partition de l'image I en n régions homogènes X_1, \dots, X_n telles que :

1. $\bigcup_{i=1}^n X_i = I$.
2. Pour tout i , X_i est connexe.
3. Pour tout i , $H [X_i]$ est vrai.
4. Pour tout couple (X_i, X_j) de régions voisines, $H [X_i, X_j]$ est faux.

Cette définition conduit à deux remarques très importantes. Tout d'abord, une segmentation dépend du critère employé. Le choix du critère est donc primordial. Ensuite, la décomposition obtenue n'est pas unique. Pour un critère donné, il existe plusieurs solutions [8].

II.5.1.1. Segmentation par seuillage

Les nombreuses techniques de seuillage adaptatif, de suivi de contours, restent lourdes dans leur mise en œuvre sur des contours sur-segmentés difficilement exploitables détermine 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 [10] et [11].

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.4(a)**).

Si l'image est constituée de régions ayant des caractéristiques différentes, son histogramme est multimodal (**figure II.4 (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 [10].

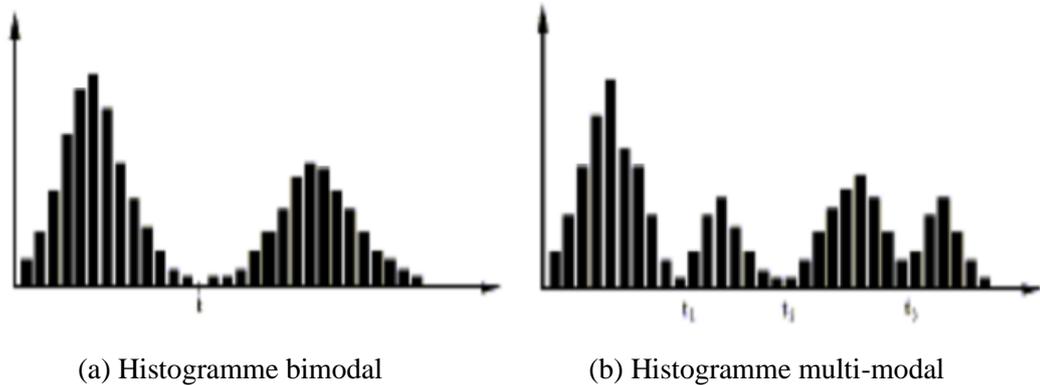


Figure II. 4 : Exemples d'histogrammes

II.5.1.2. 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. 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 [12].

II.5.2. Méthodes basées sur l'approche Contours

C'est l'opposé aux approches régions, qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours se basent sur les discontinuités des images pour déterminer les contours des régions. On peut distinguer les méthodes dérivatives et les méthodes fondées sur les modèles déformables. Les méthodes dérivatives permettent de détecter de manière simple les ruptures dans une image ou un volume [13] et [14].

II.5.3. Méthodes basées sur la classification de pixel

Cette méthode consiste à regrouper et à classer les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. A chaque point de l'image est associé un vecteur d'attributs. La classification est alors effectuée sur ces vecteurs d'attributs de façon à aboutir à un nombre restreint de régions homogènes au sein de l'image. Donc la classification est définie comme

une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Il existe deux grandes tendances :

- La classification non supervisée.
- La classification supervisée.

II.6. La classification supervisée

Dans une classification supervisée, l'identité des types de couverture du sol devant constituer les classes d'information n'est pas généralement connue a priori et contrairement à la classification non supervisée, elle nécessite une quantité minimale d'entrée initiale de part d'analyse. Avec cette méthode des opérations numériques sont effectuées pour déterminer les regroupements naturels des propriétés spectrales des pixels dans l'espace multi-spectrale des caractéristiques [16].

Les méthodes supervisées nécessitent un ensemble d'images ou de régions d'intérêt dans l'image déjà étiquetée. Soit, les données à analyser $X = \{ X_j \in \mathbb{R}^P, 1 \leq j \leq N \}$, où X_j est un vecteur forme représentant le pixel j . Cet ensemble de données est décomposé en deux sous-ensembles: un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage est construit par étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en C classes de tissus (C_1, \dots, C_i) par un ou plusieurs experts (radiologues).

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_j . Parmi ces méthodes on peut citer: la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones, etc.

II.6.1. Méthodes bayésiennes

La segmentation bayésienne consiste à calculer, pour chaque vecteur forme X_j , la probabilité conditionnelle $P(C_i | X_j)$ pour chacune des C classes à l'aide de la règle Bayes:

$$\forall i \in \{1..C\} P(C_i | X_j) = \frac{P(C_i) P_{C_i}^{X_j}}{\sum_{k=1}^C P(C_k) P_{C_k}^{X_j}} \quad (\text{II.1})$$

La segmentation bayésienne admet:

- Soit une approche paramétrique, dans laquelle l'intensité d'un voxel (est un point à trois dimensions) est considérée comme la combinaison linéaire de probabilités d'appartenance attachées à chaque class (en effectuant l'hypothèse que les données sont conformes à des distributions paramétrique). La probabilité conditionnelle $P(X_j/C_i)$
- Est modélisée par une fonction dépendant d'un vecteur de paramètre θ . Le problème est alors pour chaque classe C_i d'estimer le meilleur paramètre θ connaissant l'ensemble d'apprentissage E_i de cette classe.

Soit une approche non paramétrique, dans ce type d'approche, les probabilités conditionnelles $P(X_j/C_i)$ sont supposées quelconques. La forme non paramétrique doit

permettre de rendre compte le plus fidèlement possible de la réelle distribution statistique des niveaux de gris dans l'image [16].

II.6.2. Réseaux de Neurones

Un réseau de neurones est un réseau d'unité élémentaire (les nœuds) interconnectés, à fonction d'activation linéaires ou non linéaire. Ces nœuds sont regroupés pour les réseaux multicouches en sortie et éventuellement un ensemble de neurones cachés. De nombreux modèles de réseaux existent (réseaux de Hopfield, perceptrons multicouche, etc.), les différents nœuds étant complètement ou partiellement interconnectés aux autres [16].

L'ensemble des liens convergeant vers un nœud constitue les connexions. Ceux qui divergent vers d'autres nœuds sont les connexions sortantes. A chaque connexion, entre des nœuds i et j , est associé un poids W_{ij} représentant la force de l'influence du nœud i sur le nœud j . L'ensemble des poids est regroupé dans un vecteur de poids synaptiques W . Un vecteur de scalaires a présenté à tous les nœuds d'entrée est appelé exemple. A cet exemple sont aussi associées les valeurs Y (le vecteur de sortie) que l'on désire apprendre. Les poids des connexions sont éventuellement modifiés au cours d'un cycle d'apprentissage.

Modifier la sortie des nœuds à partir de leurs entrées consiste tout d'abord à calculer l'activation présente à l'entrée du nœud puis à calculer la sortie du nœud suivant la fonction d'activation qu'elle possède. Un réseau de neurones peut ainsi être défini pour chaque nœud par quatre éléments:

- La nature de ses entrées, qui peuvent être binaires ou réelles.
- La fonction d'entrée totale e , qui définit le prétraitement $e(a)$ effectué sur les entrées. généralement, e est une combinaison linéaire des entrées pondérées par les poids synaptiques des connexions entrées pondérées par les poids synaptiques des connexions entrantes.
- La fonction d'activation f du nœud qui définit son état de sortie en fonction de la valeur de e . Toute fonction croissante et impaire convient et la fonction sigmoïde est souvent utilisée. La valeur de f en $e(a)$ est redirigée vers l'extérieure ou vers d'autre nœuds ou elle contribue à calculer leur état d'activation.
- La nature de ses sorties, qui peuvent être binaires ou réelles.

II.6.3. Segmentation par les champs de Markov

Les champs aléatoires de Markov définissent un cadre efficace et puissant pour prendre en compte les interactions locales entre les caractéristiques de même ou de différente nature. Ils aident à combiner et organiser l'information spatiale et temporelle voire même la connaissance générique forte au sujet des caractéristiques à estimer.

Des modèles IRM ont été mis en œuvre avec succès dans beaucoup de traitements fondamentaux des images tels que la segmentation en général et la segmentation des IRM en particulier. La fonction d'énergie est un mécanisme plus commode et plus naturel pour modéliser l'information contextuelle que les probabilités conditionnelles locales du MRF. Held et al.1997[15], ont développé un algorithme de segmentation markovienne basé sur un

algorithme adaptatif de segmentation d'écrit par Wells. L'approche emploie le MRF en tant que moyen commode pour représenter le contexte ou la dépendance entre voxels voisins. Elle incorpore les caractéristiques importantes suivantes :

- La distribution non paramétrique des intensités du tissu est d'écrite par une distribution hyper-paramétrique de type Parzen.
- Les caractéristiques sont estimées par la méthode de corrélations de voisinage qui sont prises en considération pour contrôler les effets du bruit et imposer une contrainte d'homogénéité des régions.
- Les connaissances a priori sur l'inhomogénéité sont également modélisées par un MRF.

Le champ de Markov avec la probabilité a priori $p(x)$ est utilisé pour modéliser les interactions spatiales sur les pixels de l'image. Un champ d'inhomogénéité faible y est caractérisé par une distribution $p(y)$, avec un a priori markovien. Etant données les probabilités a priori pour le tissu x_i et l'effet d'inhomogénéité y_i au voxel i , la probabilité conditionnelle d'obtenir une intensité z_i au voxel i est calculée par une densité de probabilité $p(z_i/x_i, y_i)$ estimée par la méthode de Parzen [17].

II.7. La classification non-supervisée

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. Elles ont pour but de découper l'espace d'individus (pixel) en zones homogènes selon un critère de ressemblance (critère de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation entre les individus).

Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Le prototype d'une classe étant un point connu dont l'appartenance à la classe est garantie et où chaque pixel est assigné à la classe qui lui est la plus proche. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous pourrions distinguer plusieurs méthodes de classification.

II.7.1. K-means

Regrouper en clusters distincts les observations du data set. Ainsi les données similaires se retrouveront dans un même cluster. Par ailleurs, une observation ne peut se retrouver que dans un cluster à la fois (exclusivité d'appartenance). Une même observation, ne pourra donc, appartenir à deux clusters différents.

Il est itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K-means change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne

puisse plus diminuer. 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. **K-means** est un algorithme non supervisé de **clustering non hiérarchique** [18].

II.7.1.1. L'algorithme K-Means

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

L'algorithme k-means est le plus connu et le plus utilisé par sa simplicité de mise en œuvre. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques qui crée une structure pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters.

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde [3].

Soit $X = \{x_k / k=1, \dots, n\}$ un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en C classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_c$, tel que $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$ [19].

Chaque vecteur X_k est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik} d^2(X_k, V_i) \quad (\text{II.2})$$

Où:

- V_i désigne le prototype (centroïde) de cette classe.
- d mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- U_{ik} est un indicateur binaire $\in \{0,1\}$ désignant l'appartenance ou non du vecteur X_k à la classe C_i ($U_{ik} = 1$ si $X_k \in C_i$ et $U_{ik} = 0$ sinon, $\forall i=1 \dots C$ et $X_k \in X$).

L'indicateur d'appartenance U_{ik} s'exprime comme suit:

$$U(X_k, V_i) = \{1 \text{ si } d^2(X_k, V_i) = \min C(X_k, V_c) \text{ ou } 0 \text{ sinon } \}$$

II.7.1.2. Description de l'algorithme

L'algorithme se déroule suivant les étapes :

- 1- Association de chaque vecteur au centre du cluster le plus proche.
- 2- Calcul des nouvelles coordonnées du centre par rapport aux vecteurs qui y sont associés

Les itérations se poursuivent jusqu'à ce qu'on atteigne une condition terminale, qui peut être un nombre fixe "i" d'itérations, descente du nombre de vecteurs assignés à un autre

cluster sous un nombre minimal ou encore des conditions sur l'erreur quadratique entre un centre et les vecteurs qui y sont associées (oscillations, arrivée à un minimum, ...etc.) [18].

II.7.1.3. Principe algorithmique

L'algorithme k-means est :

- Etape1 : Choisir aléatoirement les C centres initiaux $\{C_1, C_2, C_3 \dots, C_n\}$ à partir des point $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_4\}$
- Etape2 : initialiser x_i $i = 1 \dots 2$ à la classe k ; $k=1 \dots c$ si :

$\|x_i - v_k\| \leq \|x_i - v_p\|$; $p = 1, \dots, c$ 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 : $V_{k^*} = V_k, k = 1, \dots, c.$

II.7.1.4. Avantages

Apprentissage non supervisé : ces variantes ne nécessitent aucune information sur les données. La segmentation peut être utilisé, pour découvrir une structure cachée pour méthodes d'apprentissage supervisé estimation, prédiction...etc.

II.7.1.5. Inconvénients

L'interprétation des résultats : il est difficile d'interpréter les résultats produits, en d'autres termes, d'attribuer une signification aux groupes constitués.

Le nombre de calculs de distance effectués ici est très simple puisqu'à chaque itération on va calculer la distance de chaque point à chaque centre [19].

II.8. Algorithme Fuzzy C-Maens

L'algorithme des c-moyennes floues généralise l'algorithme des k-moyennes [20], permettant la classification floue basée sur la théorie des ensembles ou la notion d'ensemble flou a été introduite dans la définition des classes floues. Cet algorithme a été développé essentiellement par Bezdek qui s'y est intéressé [21], [22]et l'a développé, à partir des idées originales de Ruspini (clusteringflou) [23]et de Dunn (ISODATA flou).

[24] présente dans ce qui suit l'algorithme de classification (FCM) très populaire, basé sur la logique floue, connu pour son efficacité et sa robustesse

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. La modélisation de l'imprécision

s'effectue en considérant des frontières graduelles. L'incertitude s'exprime par le fait qu'un pixel possède aussi bien des attributs qui l'assignent à une classe qu'à une autre.

Ces valeurs expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région et sont appelées degrés d'appartenance. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle $[0, 1]$ et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. Dans ce cas, les données X_j ne sont plus assignées à une classe unique, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degrés d'appartenance U_{ij} du vecteur X_j à la classe i . Le but des algorithmes de classification est non seulement de calculer les centres de classe B mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenance des vecteurs aux classes.

Si U_{ij} est le degré d'appartenance de X_j à la classe i , la matrice $U_{C \times N}[U_{ij}]$ appelée matrice de C -partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions [23].

$$\forall i \in \{1 \dots C\}, \forall j \in \{1 \dots N\} \begin{cases} u_{ij} \in [0, 1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

$$\forall j \in \{1 \dots N\} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (\text{II.4})$$

Le problème du FCM sont décrites par les formules suivantes:

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d^2(X_j, b_i) \quad (\text{II.5})$$

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m X_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (\text{II.6})$$

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d^2(X_j, b_i)^{\frac{2}{m-1}}}{d^2(X_j, b_k)^{\frac{2}{m-1}}} \right) \right]^{-1} \quad (\text{II.7})$$

Concevoir une image pondérée. En plus de faire \bar{x} , respectivement, l'échelle de gris du filtre moyen / médian de l'image d'origine, \bar{x} peut également être remplacée par l'échelle de gris de l'image pondérée nouvellement formée $\bar{\xi}$:

$$\bar{\xi}_i = \frac{1}{2 + \max(\varphi_i)} \left(X_i + \frac{1 + \max(\varphi_i)}{N_R - 1} \sum_{r \in N_i} X_r \right) \quad (\text{II.8})$$

II.8.1. Segmentation par pixel par FCM

La fonction objective est donnée par :

$$J_{FCM_S} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^c u_{jk}^m \cdot \|y_i - v_k\|^2 + \alpha \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^c u_{jk}^m \cdot \|\bar{y}_j - v_k\|^2 \quad (\text{II.12})$$

$$\text{Avec} \sum_{k=1}^c u_{ik} = 1, U_{ik} \in [0, 1], 1 < j < N, 1 \leq i \leq c$$

La fonction d'appartenance est donnée par :

$$v_k = \frac{(\|y_j - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{y}_j - v_k\|^2)^{\frac{-1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^C (\|y_j - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{y}_j - v_k\|^2)^{\frac{-1}{m-1}}} \quad (\text{II.13})$$

Le calcul de la moyenne 3 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 3 donne la seconde variante FCM_S2 [25].

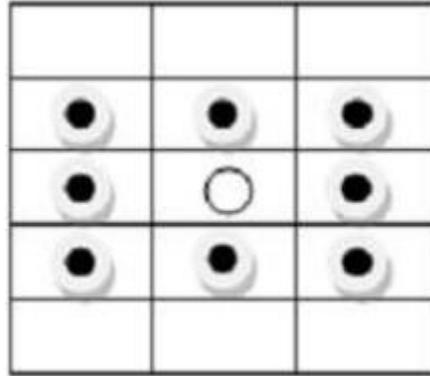


Figure II.5 : Voisinage d'un pixel.

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

II.8.2. Principe algorithmique

- Etape 1 : fixé les paramètres suivants
 K : 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 par la relation (II.13).
 Calculer J_{FCM_S} par la relation (II.12). On utilisant la médiane (\tilde{y}_i) pour FS2 ou la moyenne (\bar{y}_i) pour le FS1.
- Etape 4 : mettre à jour la matrice degrés d'appartenance par la relation (II.13).
 Calculer \bar{J}_{FCM_S} par la relation (II.12).
- Etape 5 : répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :
 $|\bar{J}_{FCM_S} - J_{FCM_S}| < \varepsilon$

II.8.3. Les inconvénients du FCM

L'algorithme les c-moyennes flous possède plusieurs inconvénients qui affectent à la performance de cet algorithme.

- 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.
- la spécification a priori du nombre de clusters.
- Un temps de calcul énorme [25].

II.9. Segmentation par ARFCM

ARKFCM est basé sur le noyau à régularisation adaptative .Tout d'abord, nous calculons le paramètre de régularisation adaptative φ_i associé à chaque pixel pour contrôler les informations contextuelles à l'aide de (II.14). La fonction objective est définie comme [26] :

$$J_{\text{ARKFCM}} = 2 \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (1 - K(x_i, V_j)) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c \varphi_i u_{ij}^m (1 - K(\bar{x}_i, V_j)) \right] \quad (\text{II.15})$$

$$\varphi_i = \begin{cases} 2 + \omega_i, & x_i < \bar{x}_i \\ 2 - \omega_i, & \bar{x}_i > x_i \\ 0, & \bar{x}_i = x_i \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Dans les conditions spécifiées en (II.3), la minimisation de $J_{\text{KARKFCM}}(u, V)$ peut être calculée par une alternative procédure d'optimisation utilisant (la dérivation est donnée dans l'Appendice)

$$u_{ij} = \frac{((1 - K(x_i, v_j)) + \varphi_i (1 - K(\bar{x}_i, v_j)))^{\frac{-1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c ((1 - K(x_i, v_k)) + \varphi_i (1 - K(\bar{x}_i, v_k)))^{\frac{-1}{m-1}}} \quad (\text{II.16})$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij} (K(x_i, v_j) x_i + \varphi_i K(\bar{x}_i, v_j) \bar{x}_i)}{\sum_{i=1}^N u_{ij} (K(x_i, v_j) + \varphi_i K(\bar{x}_i, v_j))} \quad (\text{II.17})$$

II.9.1. Principe algorithmique

Les principales étapes des algorithmes proposés sont les suivantes [27]:

- Etape1 : Initialiser le seuil $\varepsilon = 0,001$, $m = 2$, le compteur de boucle $t = 0$, V et $u^{(0)}$.
- Etape2 : Calculer le paramètre de régularisation adaptative.
- Etape3 : Calculez x_i pour ARKFCM1 et ARKFCM2 ou ξ pour ARKFCMw.
- Etape4 : Calculer les centres de cluster $V^{(t)}$ en utilisant $u^{(t)}$ comme dans (II.17).
- Etape5 : Calculez la fonction d'appartenance $u(t+1)$ avec (II.16).
- Etape6 : Si $\max \|u^{(t+1)} - u^{(t)}\| < \varepsilon$ ou $t > 100$, arrêter; sinon, mettez à jour $t = t + 1$ et passez à l'étape (4).

II. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par introduire quelques notions élémentaires sur différentes approches utilisées pour la classification : supervisées et non supervisées.

Aucune approche n'émerge dans la littérature comme supérieur aux autres. De plus, en l'absence de référence absolue, il est très difficile d'évaluer les performances des méthodes de classification.

Concernant la segmentation d'images : La détection de frontières ou contours, la recherche de régions, l'approche de la classification. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes, et regrouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent au niveau de gris, par cela Nous avons présenté les différentes méthodes de segmentation des images médicales les plus utilisées. Dans le présent travail, on s'intéresse à la technique de classification Fuzzy C-means.

Dans le chapitre qui suit nous allons appliquer ces techniques sur des images IRM du cerveau humain.

CHAPITRE 3

Implémentation et Résultats

III. Introduction

Dans ce chapitre on va parler sur L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Qui joue un rôle très important dans le domaine médical pour l'étude du cerveau humain. Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes intéressés, aux applications des techniques de segmentation non supervisées comme elle est décrite dans le chapitre précédent.

III.1. Environnement de développement

L'implémentation d'une application consiste à gérer des informations, les sauvegarder et les traiter de diverses façons. Avant de résoudre un problème quelconque, il faut bien le connaître et l'analyser avec les moindres détails. Une fois cette analyse menée, la position du problème est suffisamment formulée de telle manière que nous pouvons implémenter la solution au moyen d'un langage choisi [26].

III.1.1. MATLAB 2014

Des millions d'ingénieurs et de scientifiques font confiance à MATLAB. En programmation, on parle d'objet pour d'écrire de manière générale les concepts que l'on manipule de la même manière que l'on parle de variables en mathématiques. L'objet le plus commun dans Matlab est la matrice. C'est donc un tableau d'éléments d'un type donné, par exemple un tableau d'entiers, de réels, de textes, de variables logiques...

Conçu par des experts : Les toolboxes MATLAB sont développées par des professionnels, rigoureusement testées et entièrement documentées [38].

Et la capacité de mise à l'échelle : Exécutez vos analyses sur des clusters, des GPU et sur le Cloud avec un minimum de modifications au niveau du code. Vous n'avez pas besoin de réécrire votre code ou de vous familiariser avec la programmation Big Data ou les techniques hors mémoire [38].

Matlab est un système interactif de programmation scientifique, pour le calcul numérique et la visualisation graphique. Développé à l'origine pour le calcul matriciel (le nom Matlab est dérivée de cette représentation Matlab = Matrix Laboratory), il offre aujourd'hui bien d'autres possibilités. Il contient des bibliothèques spécialisées (toolbox) qui répondent à des besoins spécifiques : analyse numérique, traitement du signal, traitement de l'image, ...etc.

III.1.2. La mise en œuvre MATLAB

MATLAB a une simplicité de mise en œuvre et sa puissance en font un outil de programmation qui s'organise autour de 6 grandes bases :

- L'environnement de développement comprend plusieurs fenêtres (figure III.1):
 - Bureau de travail de MATLAB "Desktop" ;
 - la fenêtre de commande "Command Window" ;

- la fenêtre Historique "Command History" ;
- l'espace de travail "Workspace".
- La librairie des fonctions mathématiques.
- Le langage MATLAB possède:
 - Les structures de contrôle de tous les langages de haut niveau ;
 - la possibilité d'écrire des fonctions ;
 - les entrées, sorties habituelles ;
 - la programmation orientée objet est également possible.
- L'environnement graphique de développement.
- L'interface de développement 'Application Program Interface (API)'.
 - Les boîtes à outils (Toolbox) organisées autour de différents thèmes de traitement d'images.

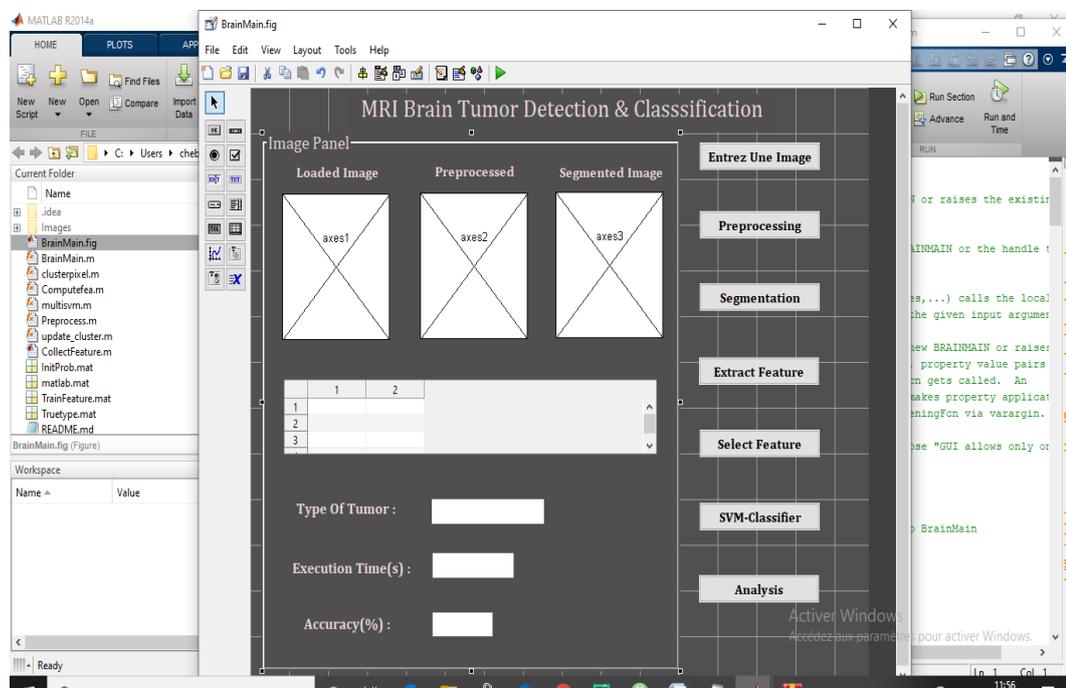


Figure III.1 : L'interface de développement graphique (<https://github.com/drkl0rd/BrainTumorClassification>)

III.2. Présentation de l'interface

La disposition de l'utilisateur est une interface (figure III.2) qui est nécessaire pratique permettant de visualiser les images obtenues par la segmentation, simplifiant l'interaction entre l'utilisateur et le système. Nous proposons un ensemble d'outils graphiques implémentés. A cet effet, nous présentons brièvement cette interface.

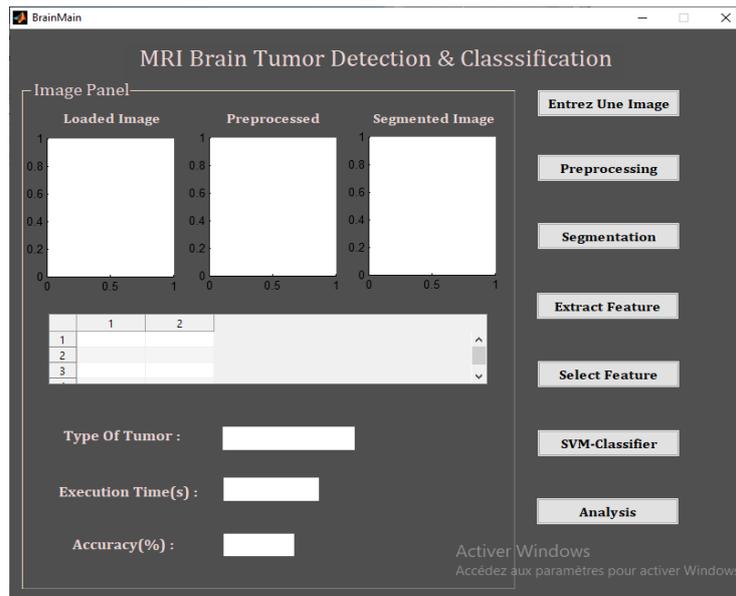


Figure III.2 :L'interface

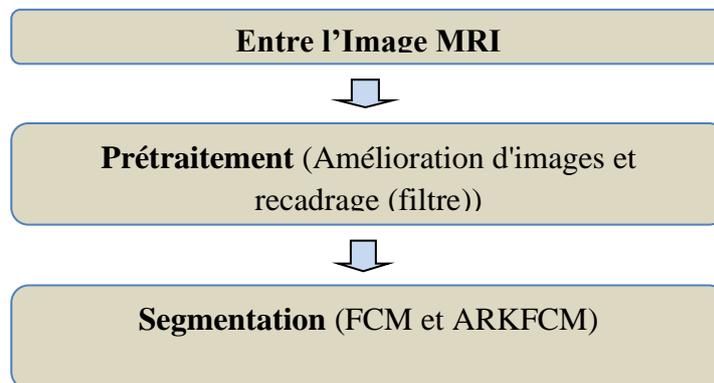


Schéma III.1 : Méthodologie de l'interface

III.3. Images utilisées

Nous avons utilisé des images disponibles dans le site « kaggle » (<https://kaggle.com/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri>). Ce site contient une base de données qui peut être utilisée pour le traitement d'image afin de faire un bon diagnostic. Ces images sont simulées pour les différentes séquences d'acquisition, pour la détection des anomalies.

Dans notre travail expérimental, on a choisi 3 images (Figure III.3) pondérées en T1 avec des dimensions différentes pour comparer entre les deux méthodes de segmentation Fuzzy C-Means et ARKFCM.

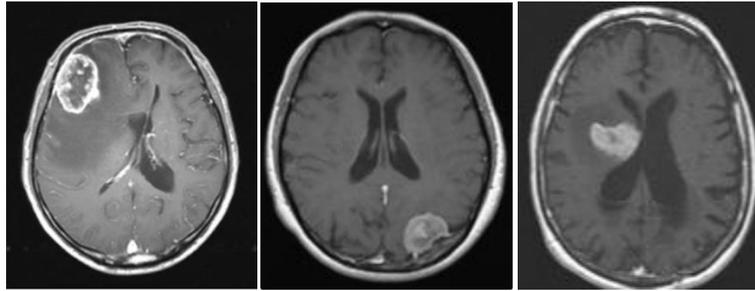


Figure III.3 : Images IRM en T1

III.4. Filtrage

L'objectif principal du filtrage est d'éliminer le bruit des images médicales ou les images médicales sont quelque peu bruyantes. Dans cette étude, nous avons utilisé un filtre média pour lisser et supprimer le bruit de l'image.

III.5. Les algorithmes utilisés

III.5.1.1. La 1^{ère} méthode ARKFCM (méthode computationnelle et mathématique):

La méthode ARKFCM se base sur la fonction qui est réalisé par « Ahmed Elazab *et.al.*, en 2015, "la Segmentation des tissus cérébraux RM par ARKFCM flou basé sur le noyau et régularisé de manière adaptative ".

III.5.1.2. La 2^{ème} méthode FCM (Fuzzy C-Means)

Les images IRM cérébrales peuvent être visualisées en trois types: T1, T2 et PD qui diffèrent par le contraste des tissus cérébraux et ces trois types ont trois orientations, à savoir : axiale, coronale et sagittale, avec une segmentation Fuzzy C-Means, dans cette interface on vise l'algorithme FCM avec 4 classes.

III.6. La segmentation d'une image IRM

Elle a pour but de faire une bonne lecture d'image, la différence entre une méthode de segmentation avec les deux algorithmes (Fuzzy C-Means) diffère. Afin de bien différencier entre les résultats de l'algorithme de segmentation obtenue, on va voir son application dans la partie qui suit.

LCR (Liquide céphalo rachidien).

MG (matière grise).

MB (matière blanche).

Pour cela, nous avons fixé les paramètres suivants :

- Des images cérébrales en coupes axiales pondérées en T1.
- Le critère d'arrêt $\varepsilon = 0.01$.

Et pour le nombre de classes K, qui varie de 2, 3 et 4.

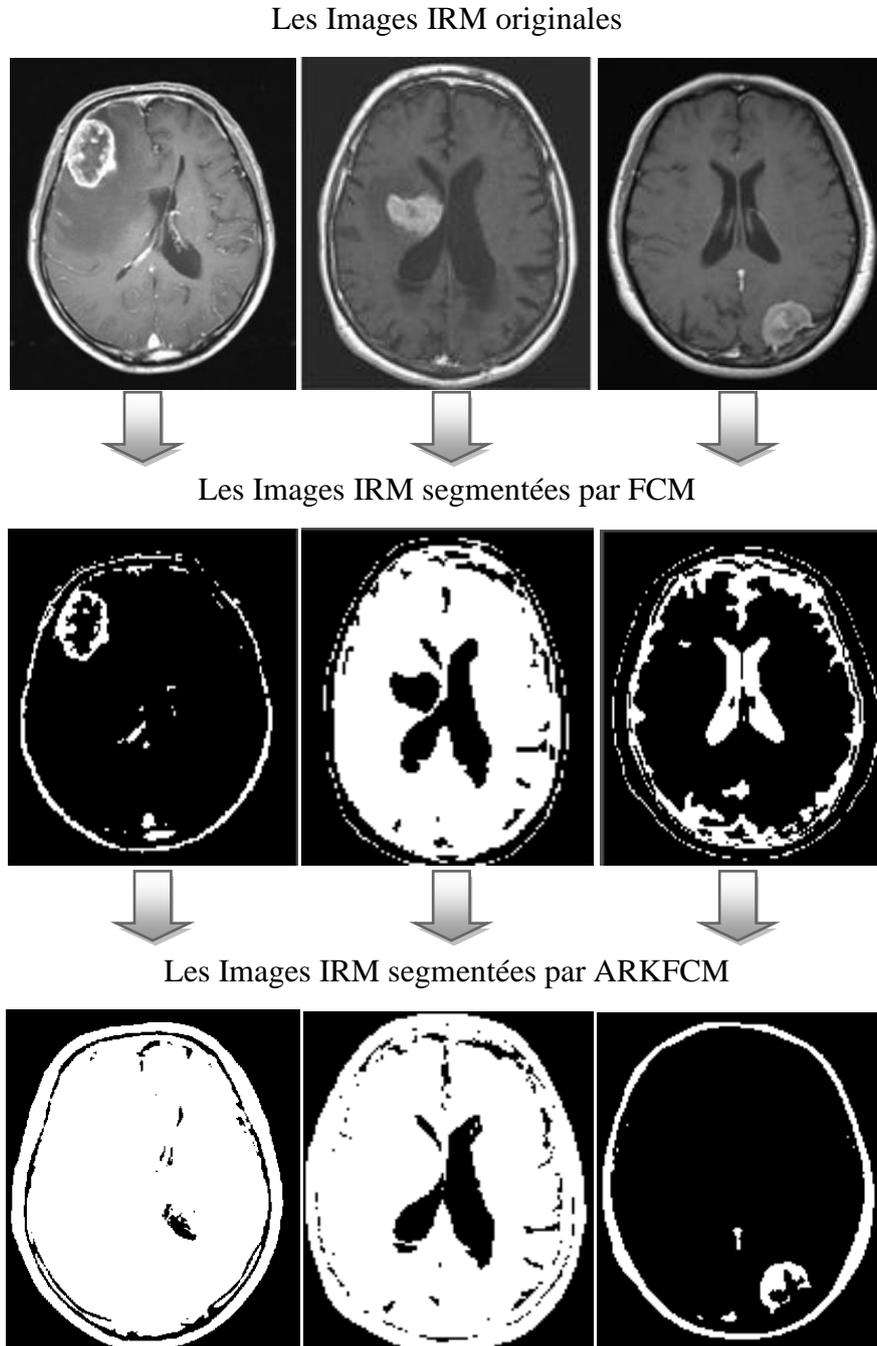


Figure III.4 : Résultats de la segmentation pour 2 classes.

La Figure III.4 illustre les résultats de la segmentation de l'image originale en utilisant les algorithmes FCM et ARKFCM, avec l'utilisation de deux classes qui va donner deux régions, le noir et le blanc. Le résultat de segmentation est insuffisant. Les différentes régions d'intérêt ne sont pas séparées (LCR, MG, MB et les tumeurs).

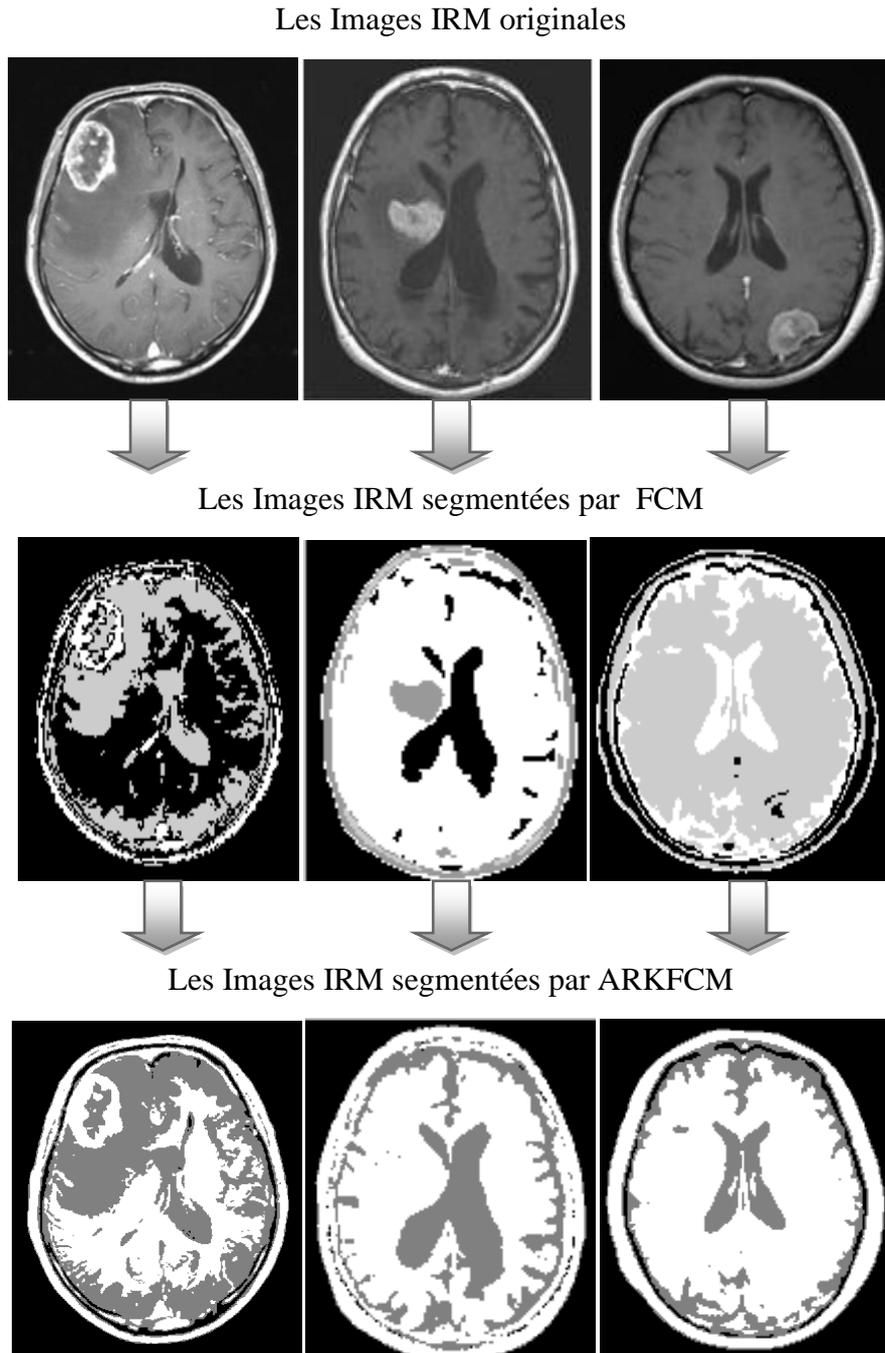


Figure III.5 : Résultats de la segmentation pour 3 classes.

La Figure III.5 illustre les résultats de la segmentation de l'image originale en utilisant les algorithmes FCM et ARKFCM, avec l'utilisation de 3 classes qui vont donner 3 régions (le noir et le blanc et le gris). Le LCR, MG et MB sont bien segmentés dans les trois images. Par contre, la tumeur est mal segmentée dans les deux dernières images sauf dans la première image, nous remarquons qu'une partie de la tumeur a été segmentée. Dans ce cas, l'algorithme ARKFCM donne le meilleur résultat de segmentation par rapport au FCM.

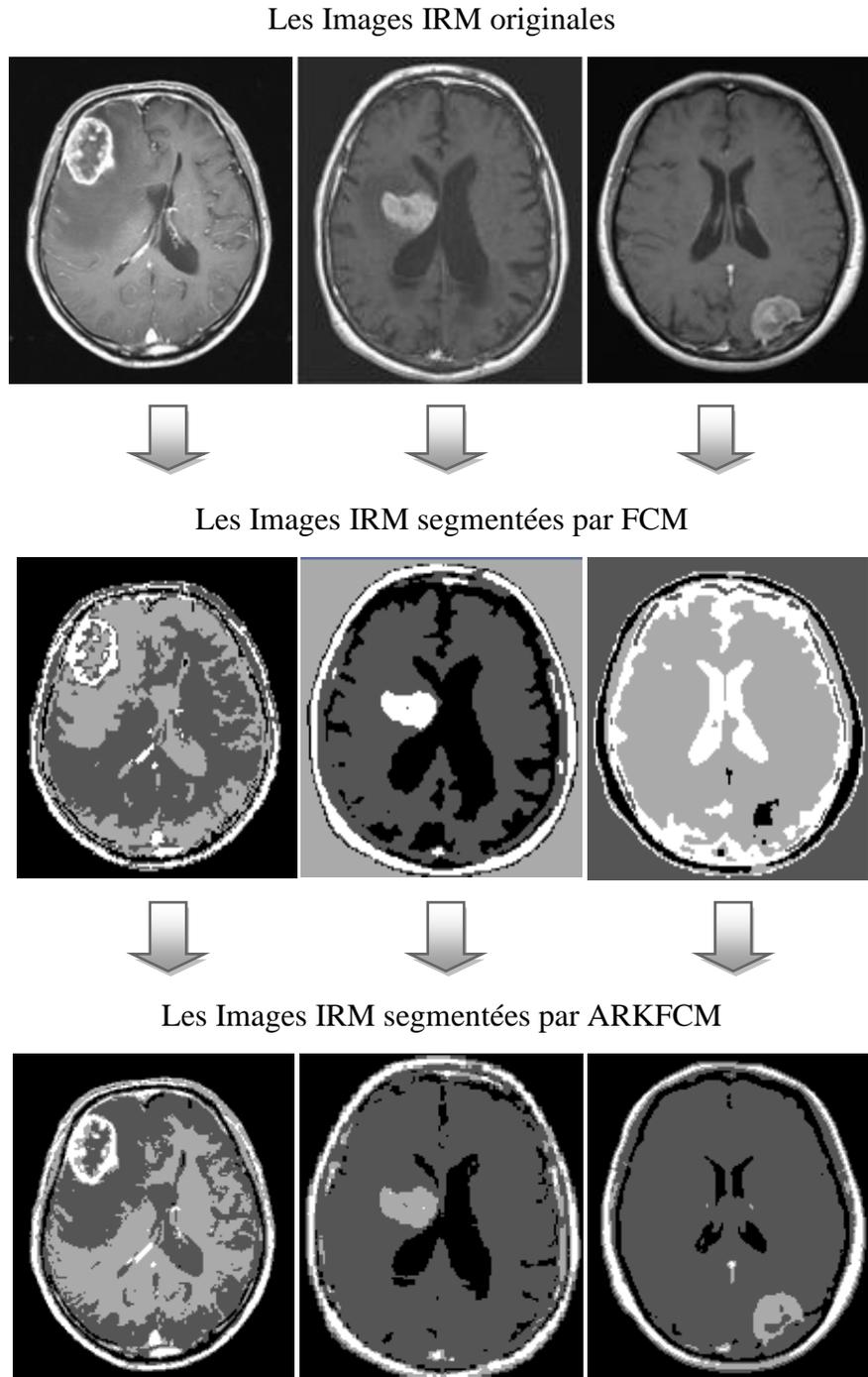


Figure III.6 : Résultats de la segmentation pour 4 classes.

La Figure III.6 illustre les résultats de la segmentation de l'image originale en utilisant les algorithmes FCM et RKFCM, avec l'utilisation 4 classes représentant 4 niveaux de gris qui sont le noir, le blanc et le gris (foncé et clair) ; qui va nous aider à faire une séparation claire entre LCR, MG, MB et la tumeur.

Le LCR, MG et MB sont bien segmentés dans les trois images. Ce qui concerne les tumeurs, nous avons remarqué que dans les deux premières images la tumeur est bien segmentée par les deux algorithmes. Dans la dernière image, la tumeur a été segmentée seulement par l'algorithme ARKFCM.

III. Conclusion

Dans ce chapitre, on constate que la méthode ARKFCM est la méthode la plus récente que la FCM elle est plus précis dans la segmentation des tumeurs cérébraux dans les images IRM. D'après les résultats obtenus, la méthode FCM détecte le LCR (Liquide céphalo rachidien), MG (matière grise) et MB (matière blanche). Tout en sachant que certaines tumeurs ne sont pas détectées par cette méthode. Par ailleurs la méthode ARKFCM elle cible uniquement la tumeur.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous avons appris que la segmentation est l'étape la plus intéressante du traitement d'image.

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu 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 ou d'en extraire des informations jugées utiles.

Concernant la segmentation d'images elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes, et regrouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent au niveau de gris. Dans le présent travail, on s'intéresse à la technique de classification Fuzzy C-means.

L'approche que nous avons adoptée n'est pas forcément la meilleure méthode pour obtenir la meilleure segmentation mais elle nous aide pour obtenir des meilleures classifications. Nous avons constaté que l'algorithme nécessite une connaissance préalable du nombre de clusters à déterminer.

L'objectif de notre travail était de comparer les méthodes de segmentation par classification pour la détection de tumeurs cérébrales dans les images IRM.

Nous avons choisi deux méthodes : FCM et ARKFCM. D'après les résultats obtenus, nous constaté que l'algorithme ARKFCM détecte mieux les tumeurs.

Comme perspectives, nous proposons de comparer les méthodes de segmentation supervisées et non supervisées.

BIBLIOGRAPHIE

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] **ARNEODO A., DECOSTER N., KESTENER P. et ROUX S.G.,** A wavelet- based method for multifractal image analysis : from theoretical concepts to experimental applications, vol 126 de advanced in imaging and Electron Physics, pp 1-98. Academic Press, Etats unis, 2003.
- [2] **MOSNIER J.F., LAVERGNE A. et EMILE J.F.,** Généralités sur les tumeurs (Chapitre7), Copyright AFE Campus d'anatomie pathologique, 2005.
- [3] **DURAND E. et BLONDIAUX E.,** Caractéristiques d'une image médicale, Imagerie médicale © 2017, Elsevier Masson SAS. Tous droits réservés
- [4] **TOSHIBA.,** Medicalsystemes corporation, imaging manuel 2 B900-711EN*A. 2020 402 p.
- [5] **BERGOUNIOUX M.,** Quelques méthodes mathématiques pour le traitement l'image, Université d'Orléans, France, 2009.
- [6] **ZADEH L.,** Fuzzysets, Information Control, 13(8) : 338-353, 1965.
- [7] **BRAVIANOG.,** Logique floue en segmentation d'images : seuillage par entropie et structures pyramidales irrégulières, HAL, archives-ouvertes.fr, 2004
- [8] **EL GHAZEL H.,** Analyse et identifications de bactéries dans les images microscopiques couleur de biofilms, Mémoire de Licence, Université de Sfax, Tunisie, 2003
- [9] **KRIM M.H.E.,** Etude de l'algorithme FCM pour la segmentation des images satellite landsat. Mémoire de master, Université Dr. Tahar Moulay, Saida, 2014.
- [10] **NAKIB A.,** "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. Val de Marne, 2008.
- [11] **LAMICHE C.,** 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.
- [12] **ZENNOUHI R.,** 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 *Menthaspicata* L. Thèse de doctorat en électronique à L'université de Rabat, 2013.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [13] **EL GHAZEL H.**, Analyse et identifications de bactéries dans les images microscopiques couleur de biofilms. Mémoire de Licence, Université de Sfax, Tunisie, 2003.
- [14] **DERICHE R.**, International journal of computer vision, vol. 98, pp. 167-187. 1987.
- [15] **HELD K., ROTA KOPS H., KRAUSE BJ., WELLS WM., KIKINIS R., and MULLER-GÄRTNER HW.**, " *Markovrandomfield segmentation of brain MR images*", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(6) : 878-886, 1997.
- [16] **ZOUAOUI H.**, Clustering par fusion floue de données appliquées à la segmentation d'images IRM. Mémoire de Magister, Université M'hamedBougara de Boumerdes, Algérie, 2008.
- [17] **DUDA R. and HART P.**,*Pattern Classification and SceneAnalysis*. Wiley, New York, 1973.
- [18] **D'HONDT F. et EL KHAYATI B.**, Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs, Faculté Polytechnique de Mons.
- [19] **PUJOL A.**, Contributions à la classification sémantique d'images. Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon,France, 2009.
- [20] **BEZDEK J.**, "Pattern recognition withfuzzy objective functionalgorithms". PlenumPress, New York, 1981.
- [21] **NIKHIL R., KUHU PAL P. and BEZDEK J.**, "A Mixed C-Means Clustering Model", 3796-7803. 4 / 1987IEEE.
- [22] **BEZDEK J., KELLER J., PAL N. et KRISNAPURAM R.**, Fuzzy Models And Algorithms For Pattern Recognition And Image Processing. Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [23] **RUSPINI E.H.**, A new approach to clustering. Inform. Control, 15(1): 22-32, 1969.
- [24] **DUNN J.**, A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. Journal of Cybernetics, 3: 32-57, 1973.
- [25] **SEMCHEDINE M., MOUSSAOUI A. et TOUMIL.**, Nouvelle variante de l'algorithme FCM-SAppliquée à la segmentation d'images IRM cérébrales, MCSEAI, 2008 – Oran, Algeria.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [26] **AKROUR N. et CHABI L.,** Une plateforme évolutive pour le développement d'approches biomimétiques en segmentation d'images. Mémoire de fin d'études Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI). Oued-Smar, Alger, Promotion : 2008/2009
- [27] **ELAZAB A. and CHANGMIAO W.,** Segmentation of Brain Tissues from Magnetic Resonance Images Using Adaptively Regularized Kernel-Based Fuzzy *C*-Means Clustering, 2015.

REFERENCES DES SITES ELECTRONIQUES

- [28] https://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles_pdf/parties_systeme_nerveux.pdf
- [29] <http://ici.radiocanada.ca/nouvelles/sante/2010/12/06/001-sclerose-en-plaques-.shtml>
- [30] <https://www.cours-medecine.info/guides-pratiques/bibliotheque/demarrer-anatomie-humaine.html>
- [31] <http://avcoiseouest.over-blog.com/2016/01/l-irm-cerebrale.html>
- [32] <https://www.radiologieparisouest.com/irm-paris/>
- [33] <http://tpe-si-irm.e-monsite.com/pages/ii-application-mecanique/a-les-technologies-de-l-irm.html>.
- [34] <http://imageriemedicale-echographie-irm-radiologie.e-monsite.com/pages/l-irm/fonctionnement/>
- [35] <http://imageriemedicale-echographie-irm-radiologie.e-monsite.com/pages/l-irm/fonctionnement/>
- [36] <http://imageriemedicale-echographie-irm-radiologie.e-monsite.com/pages/l-irm/fonctionnement/>
- [37] <http://www.map.toulouse.archi.fr/works/panoformation/imagenum/imagenum.htm>
- [38] <https://fr.mathworks.com/products/matlab.html>

Résumé

C'est un phénomène de la radiofréquence, c'est-à-dire résonance magnétique nucléaire, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est un examen qui permet d'obtenir des vues en deux ou trois dimensions de l'intérieur du corps. Elle donne des informations sur des lésions qui ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. La segmentation est l'étape la plus intéressante du traitement d'image.

La tumeur cérébrale est une maladie mortelle, c'est n'importe quelle masse qui résulte de croissances anormales de cellules dans le cerveau. Plusieurs systèmes de diagnostic des tumeurs cérébrales sont développés.

Dans notre présent travail, nous nous sommes intéressés 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. L'objectif est de concevoir une méthode de segmentation d'images médicales, plus particulièrement des images IRM du cerveau pour avoir une bonne classification SDM. En effet, il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation.

L'approche adoptée n'est pas forcément la meilleure méthode pour obtenir la meilleure segmentation mais elle nous aide pour obtenir des meilleures classifications. L'algorithme nécessite une connaissance préalable du nombre de clusters à déterminer, ce qui rend impossible une éventuelle automatisation du processus.

Mots clés :

La segmentation, L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM), Tumeurs, Algorithme et Classification.

Summary :

It is a phenomenon of radio frequency that is to say nuclear magnetic resonance, Magnetic Resonance Imaging (MRI) is an examination which allows to obtain two or three dimensional views of the interior of the body. It gives information on lesions that are not visible on standard radiographs, ultrasound or CT. The most interesting step in image processing is segmentation.

Brain tumor is a deadly disease, it is any mass that results from abnormal growth of cells in the brain. Several diagnostic systems for brain tumors are developed.

In our present work, we are interested in segmentation by classification approach, it consists in determining procedures making it possible to gather all the pixels of the image in a limited number of classes corresponding to the large structural elements of the image. The objective is to design a method of segmenting medical images, more specifically MRI images of the brain to have a good SDM classification. Indeed, there are several image segmentation algorithms, each method has its advantages and its limits of use.

The approach adopted is not necessarily the best method to obtain the best segmentation but it helps us to obtain better classifications. The algorithm requires prior knowledge of the number of clusters to be determined, which makes possible a possible automation of the process.

Keywords :

Segmentation, Magnetic Resonance Imaging (MRI), Tumors, Algorithm and Classification.

ملخص

إنها ظاهرة تردد راديوي أي الرنين المغناطيسي النووي ، التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) هو فحص يسمح بالحصول على رؤية ثنائية أو ثلاثية الأبعاد للجزء الداخلي من الجسم. يقدم معلومات عن الآفات غير المرئية في الصور الشعاعية القياسية أو الموجات فوق الصوتية أو الأشعة المقطعية. الخطوة الأكثر إثارة للاهتمام في معالجة الصور هي التجزئة.

إن ورم الدماغ هو مرض مميت ، وهو أي كتلة تنتج عن النمو غير الطبيعي للخلايا في الدماغ. تم تطوير العديد من أنظمة التشخيص لأورام الدماغ.

في عملنا الحالي ، نحن مهتمون بالتجزئة حسب نهج التصنيف ، وهو يتألف من تحديد الإجراءات التي تسمح بتجميع جميع وحدات البكسل للصورة في عدد محدود من الفئات المقابلة للعناصر الهيكلية الكبيرة للصورة. الهدف هو تصميم طريقة لتقسيم الصور الطبية ، وبشكل أكثر تحديداً صور التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ لتصنيف SDM جيد. في الواقع ، هناك العديد من خوارزميات تجزئة الصورة ، كل طريقة لها مزاياها وحدود استخدامها.

النهج المتبع ليس بالضرورة أفضل طريقة للحصول على أفضل تجزئة ولكنه يساعدنا في الحصول على تصنيفات أفضل. تتطلب الخوارزمية معرفة مسبقة بعدد المجموعات التي سيتم تحديدها ، مما يجعل من الممكن أتمتة العملية.

الكلمات الدالة :

الانقسام ، التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) ، الأورام ، الخوارزمية والتصنيف.