

**République Algérienne Démocratique et populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

**Université 20 Août 1955 - Skikda**



**Faculté des Sciences**

**Département d'informatique**

**Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de MASTER en**

**Informatique**

**Option : Système Informatique (SI)**

**Thème :**

***Segmentation automatique de tumeur à partir des IRM cérébrales***

**Réalisé par :**

**❖ BRIGHET Inas**

**❖ BOUAITA Samia**

**Encadré par :**

**M<sup>me</sup> MAGROUN Hanane**

**Juin 2022**

# *Remerciement*

*On dit souvent que le trajet est aussi important que la destination. Les années de maîtrise nous ont permis de bien comprendre la signification de cette phrase toute simple . Ce parcours, en effet, ne s'est pas réalisé sans défis et sans soulever de nombreuses questions pour lesquelles les réponses nécessitent de longues heures de travail.*

*Nous tenons à la fin de ce travail de Master à remercier Allah le tout puissant de nous avoir donné la foi et de nous avoir permis d'en arriver là.*

*En premier lieu nous tenons à remercier **M<sup>me</sup> Magroun Hanane**, notre encadreur avec qui nous avons eu le plaisir de mener tous nos travaux de mémoire pour son soutien, son effort et le temps qu'elle a sacrifiés pour nous afin d'aboutir ce travail.*

*Nous tenant à remercier également les membres de **jury** qui nous ont fait un grand honneur en acceptant la valorisation de ce modeste travail.*

*Nous souhaitons également faire part de nos reconnaissances à tous les enseignants qui nous ont éclairés la voie du savoir durant notre cycle.*

*Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes celles et ceux qui nous ont apporté leur soutien, leur amitié ou leur expérience tout au long de ce travail de mémoire.*

# *Dédicace Samia*

*A la mémoire de mes parents, Père Ahmed et mère Delloula : Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour eux. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de leurs sacrifices qu'ils avaient consentis pour mon éducation et ma formation.*

*A mon très cher mari Yahia Fouzi : Quand je t'ai connu, j'ai trouvé l'homme de ma vie, mon âme sœur et la lumière de mon chemin. Ma vie à tes côtés est remplie de belles surprises. Tes sacrifices, ton soutien moral et matériel, ta gentillesse sans égal, ton profond attachement m'ont permis de réussir mes études. Sans ton aide, tes conseils et tes encouragements ce travail n'aurait vu le jour. Que dieu réunisse nos chemins pour un long commun serein et que ce travail soit témoignage de ma reconnaissance et de mon amour sincère et fidèle.*

*A mes chers enfants : Abderrahmen, Amir, Adam, Mehdi, et Mon Bonbon Yasmine, et surtout mon fils Amir qui a été mon plus grand soutien le long de ce trajet.*

*A la mémoire de mon frère Houcine : Mon cher frère présent dans mes pensées et à tous moments de ma vie. Je lui exprime à travers ce travail mes sentiments de fraternité et d'amour. A mes frères, sœurs, neveux et nièces*

*Je dédie ce modeste travail*

# *Dédicace Inas*

*A mes très chers parents : honorables, aimables : vous représentez pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi. Vos prières et votre bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études. Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que vous méritez pour tous les sacrifices que vous n'avez cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte. Vous avez fait plus qu'une mère et père puisse faire pour que ses enfants suivent le bon chemin dans leur vie et leurs études. Je vous dédie ce travail en témoignage de mon profond amour. Puisse Dieu, le tout puissant, vous préserver et vous accorder santé, longue vie et bonheur.*

*A tous les membres de ma famille, petits et grands Veuillez trouver dans ce modeste travail l'expression de mon affection.*

*A l'espoir de ma vie et à mes chères amies et voisines.*

*A mes grands-parents et mes tantes et oncles*

*A tous je dédie ce modeste travail.*

## Résumé

La segmentation est une étape clé dans le processus de la délimitation de tumeurs à partir des images médicales. Dans ce travail, nous avons procédé à une approche comparative entre le champ aléatoire de Markov et l'algorithme K-means pour la segmentation de tumeurs à partir d'images avec différents niveaux de bruit. Les résultats préliminaires sur des images IRM réelles ont démontré la supériorité du champ aléatoire de Markov, et sa résistance au bruit avec un coefficient de similarité moyen de **0,89 %** par rapport à **0,67 %** dans le cas de K-means.

**Mots clés :** Segmentation, Imagerie Médicale, IRM, Tumeur cérébrale, Champ Aléatoire de Markov, K-means, Analyse quantitative.

## Abstract

Segmentation is key step in the process of tumor delineation from medical images. In this work we have proceeded to a comparative approach between Random Markov Field and K-means algorithm for brain tumors segmentation from images with different noise levels, the preliminary results carried out on real MR images have demonstrated the superiority of the Markov Random Field and its resistance to noise with an average similarity coefficient of **0.89 %** compared to **0.67 %** given by K-means.

**Keywords:** Segmentation, Medical Imaging, MR Images, Brain Tumor, Random Markov Field, K-means, Quantitative Analysis.

## ملخص

التقطيع هو مرحلة أساسية في سيرورة التعرف على الورم عبر الصور الطبية. في هذا العمل اتبعنا نهج مقارن بين حقل ماركوف العشوائي و الخوارزمية التصنيفية (بالانجليزية K-means) و ذلك من أجل تقطيع أورام الدماغ انطلاقا من صور ذات مستويات ضجيج مختلفة. النتائج الأولية التي أعطتها صور الرنين المغناطيسي حقيقية قد أثبتت تفوق حقل ماركوف العشوائي و مقاومته للضجيج و ذلك بمعامل تشابه متوسط يساوي **0.89 %** مقارنة بقيمة **0.67 %** لنفس المعامل معطاة من طرف الخوارزمية التصنيفية K-means.

**الكلمات الدالة :** تقطيع، صور طبية، صور الرنين المغناطيسي، ورم الدماغ، حقل ماركوف العشوائي، الخوارزمية التصنيفية، التحليل الكمي.

# TABLE DES MATIERES

REMECEMENT

DEDICACE

RESUME

TABLE DES MATIERES

LISTE DES FIGURE

LISTE DES TABLEAUX

INTRODUCTION GENERALE .....01-02

## Chapitre 01 : *Imagerie médicale*

Introduction.....	03
1. Imagerie médicale.....	03
1.1. Définition.....	03
1.2. Historique.....	05
1.3. Principe.....	06
1.4. Type d'imagerie.....	07
1.4.1. Imagerie morphologique ou Anatomique.....	07
1.4.2. Fonctionnelle.....	07
1.4.3. Imagerie Moléculaire.....	07
2. Caractéristique d'une image médicale.....	08
2.1. Numérisation, pixels, voxels.....	08
2.2. Notion d'Adjacence.....	09
2.3. Résolution spatiale.....	10
2.4. Contraste.....	11
3. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).....	12
3.1. Principe de l'IRM.....	12
3.2. Déroulement de l'IRM.....	13
4. IRM cérébrale ... ..	14
4.1. Matière Blanche.....	14
4.2. Matière Grise ... ..	14
4.3. LiquideChéphalo.....	14
5. Acquisition des Image IRM.....	15
6. Imperfections de l'acquisition.....	15
6.1. Le Bruit.....	15
6.2. Le Volume Partiel.....	16

6.3. Les Hétérogénéité d'intensité.....	17
6.4. Autre Artefacts.....	17
7. Conclusion.....	19

## **Chapitre 02 : La Segmentation d'image**

1. Introduction.....	20
2. Traitement d'image.....	20
2.1. Définition d'une image numérique.....	20
2.2. Traitement d'image numérique.....	21
3. Aspects fondamentaux de la segmentation d'images.....	21
3.1. Acquisition d'une image.....	21
3.2. Prétraitement d'image.....	21
3.2.1. Les opérations locales.....	21
3.2.1.1. Le filtrage linéaire.....	22
3.2.1.2. Le filtrage non linéaire.....	22
3.4. Analyse d'images.....	23
3.5. Segmentation d'image.....	24
4. Les différentes méthodes de segmentation.....	25
4.1. Approches régions.....	25
4.1.1. Seuillage.....	25
4.1.2. Croissance de régions.....	26
4.1.3. Approche par division.....	26
4.1.4. Approche par fusion.....	26
4.1.5. Approche par division-fusion.....	27
4.2. Approches contours.....	27
4.2.1. Méthodes dérivatives.....	27
4.2.2. Modèles déformables.....	28
4.2.3. Méthodes morphologiques.....	29
4.3. Méthodes de classification.....	29
4.3.1. Méthodes supervisée.....	30
4.3.1.1. Segmentation bayésienne.....	30
4.3.1.2. Segmentation markovienne.....	31
4.3.1.3. Algorithme des k plus proches voisins.....	31
4.3.1.4. Réseaux de neurones.....	31
4.3.2. Méthodes non supervisée.....	32

4.3.2.1. Algorithme des k-means.....	32
4.3.2.2. Algorithme des C-moyennes floues (FCM).....	33
4.3.2.3. Algorithme de classification possibiliste.....	33
5. Les approches de segmentation de l'IRM.....	34
5.1. Spécificités de la segmentation de l'IRM cérébrale.....	34
5.1. Les approches de segmentation de l'IRM cérébrale.....	34
6. Conclusion.....	35

### **Chapitre 03 : Etude conceptuelle**

1. Introduction.....	36
2. Présentation des techniques.....	36
2.1. Champs aléatoire de Markov.....	36
2.1.1. Champ de Markov et distribution de Gibbs.....	36
2.1.1.1. Système de voisinage et cliques.....	36
a. Système de voisinage.....	36
b. Clique.....	37
2.1.1.2. Champs de Markov aléatoires.....	38
2.1.1.3. Champs de Gibbs.....	38
2.1.1.4. Modèles markoviens classiques.....	39
a. Modèle d'Ising.....	39
b. Modèle de Potts.....	40
2.1.2. Estimation Bayésienne.....	41
2.1.2.1. Estimateur Maximum A Posteriori (MAP).....	42
2.1.2.2. Estimateur du Mode Conditionnel Itéré (ICM).....	42
2.1.2.3. Estimateur du Mode des Marginales à Posteriori (MMP).....	43
2.2. La technique <i>K-means</i> .....	43
2.2.1. Présentation de l'algorithme.....	43
2.2.2. Organigramme de l'algorithme.....	44
2.2.3. Algorithme.....	44
3. Description conceptuelle de l'application de segmentation.....	45
3.1. Objectifs.....	45
3.1. Organigramme générale de l'application.....	45
3. Conclusion.....	46

### **Chapitre 04 : Implémentation et Expérimentation**

1. Introduction.....	47
2. Environnement .....	47
2.1. Matériels de système.....	47
2.2. Edition Windows .....	47
3. Choix des outils.....	47
3.1. Présentation de Matlab.....	47
3.2. Pourquoi Matlab.....	48
4. Expérimentation et discussion.....	48
4.1. Bases d'images.....	48
4.2. Description de l'interface de l'application.....	48
4.3. Evaluation qualitative.....	49
4.3.1. Résultat de la segmentation sur les images originales.....	49
4.3.2. Résultats de segmentation d'images avec un bruit gaussien de 3%.....	50
4.3.3. Résultats de segmentation des images avec 5% et 9% Gaus-bruit sian.....	50
4.4.Évaluation quantitative.....	51
4.4.1. Indices d'évaluation pour la ces de la segmentation des images originales.....	52
4.1.2. Indices d'évaluation pour la ces de la segmentation des images bruitées (3%,5% et 9% de bruit Gaussien).....	52
4.4.3. Le temps de calcul.....	54
5.Conclusion.....	54
<b>CONCLUSION GENERALE .....</b>	<b>55</b>
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b>	

# LISTE DES FIGURE

## Chapitre 01 : *Imagerie médicale*

<b>Figure 1.1</b> : l'appareille de radiographie.....	03
<b>Figure 1.2</b> : Appareil d'échographie.....	04
<b>Figure 1.3</b> : la machine d'IRM.....	05
<b>Figure 1.4</b> : Numérisation d'un objet en image.....	08
<b>Figure 1.5</b> : Effet de la matrice (une petite matrice correspond à de gros pixels).....	09
<b>Figure 1.6</b> : Différents types de pavages.....	09
<b>Figure 1.7</b> : Différents types de maillages.....	10
<b>Figure 1.8</b> : On ne peut distinguer deux pixels noirs que s'ils sont espacés d'un pixel blanc (A), sur la figure de droite, on ne distingue qu'une seule structure (B). La résolution spatiale la plus fine permise est donc $1/(2 \text{ pixels})$ .....	10
<b>Figure 1.9</b> : La taille des pixels est la même dans les deux figures (A, B), pourtant la figure de gauche a une bien meilleure résolution (A).....	11
<b>Figure 1.10</b> : En haut fort résolution spatiale; en bas une résolution spatiale trop faible entraîne en moyennage des structures les plus petites avec leur entourage.....	11
<b>Figure 1.11</b> : a : Atome d'hydrogène, b : Groupe des atomes dans un ordre aléatoire, c : Population des spins parallèle et antiparallèle.....	13
<b>Figure 1.12</b> : Acquisition des images IRM ;(a) : Acquisition pondérée en T1.....	15
<b>Figure 1.13</b> : Effet du bruit sur une image.....	16
<b>Figure 1.14</b> : Effet de volume partiel.....	16
<b>Figure 1.15</b> : (a) : image normale, (b) : artefact de mouvement(c): Artéfacts de susceptibilité magnétique / Artefacts métalliques.....	18

## Chapitre 02 : *La Segmentation d'image*

<b>Figure 2.1</b> : Image couleur, son repère et un extrait de pixels.....	20
<b>Figure 2.2</b> : Application du filtre Gaussien (b) sur une image bruitée (a).....	22

<b>Figure 2.3 :</b> Application du filtre Médian (b) sur une image bruitée (a).....	23
<b>Figure 2.4 :</b> La chaîne d'Analyse d'images.....	24
<b>Figure 2.5 :</b> les étapes de segmentation d'une image.....	24
<b>Figure 2.6 :</b> a : Image originale, b : segmentation par seuillage (seuil=80).....	25
<b>Figure 2.7 :</b> Taxonomie de la classification.....	30
<b>Figure 2.8 :</b> Structure d'un neurone artificiel.....	32

### **Chapitre 03 : Etude conceptuelle**

<b>Figure 3.1 :</b> Un système de voisinage, premier ordre (a), second ordre (b).....	37
<b>Figure 3.2 :</b> Cliques associées à un système de voisinage en 4-connexité et en 8-connexité..	37
<b>Figure 3.3 :</b> Modèle d'Ising, MRF à 2-D.....	40
<b>Figure 3.4 :</b> Exemple modèle de Potts avec différentes valeurs de $\beta$ .....	41
<b>Figure 3.5 :</b> Organigramme de l'algorithme k-means.....	44
<b>Figure 3.6 :</b> Schéma générale de l'application.....	46

### **Chapitre 04 : Implémentation et Expérimentation**

<b>Figure 4.1 :</b> Interface de l'application.....	49
<b>Figure 4.2 :</b> Segmentation de tumeur par (a) K-means et (b) champ de Markov.....	50
<b>Figure 4.3 :</b> Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (3%) par (a) K-means et (b) champ de Markov.....	50
<b>Figure 4.4 :</b> Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (5%) par (a) K-means et (b) champ de Markov.....	51
<b>Figure 4.5 :</b> Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (9%) par (a) K-means et (b) champ de Markov.....	51
<b>Figure 4.6 :</b> Le rapport similarité de tumeurs cérébrales segmentées avec les valeurs de bruit.....	54
<b>Figure 4.7 :</b> Le temps de calcul moyen des segmentations K-means et champ aléatoire de Markov.....	54

# LISTE DES TABLEAUX

<b>Tableau 4.1 :</b> indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation d'images originales.....	52
<b>Tableau 4.2 :</b> indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 3% de bruit Gaussien.....	53
<b>Tableau 4.3 :</b> indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 5% de bruit Gaussien.....	53
<b>Tableau 4.4 :</b> indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 9% de bruit Gaussien.....	53

# Introduction Générale

Les tumeurs cérébrales sont une maladie mortelle qui se propage dans le monde entier et touche tous les d'âge. En raison de son effet direct sur le système nerveux central, si les cellules tumorales dominent certaines zones du cerveau, la fonction globale du corps est perturbée et une personne a de fortes chances de mourir. Les tumeurs peuvent être cancéreuses ou non cancéreuses, mais dans de nombreux cas, il y a moins de chances de guérison complète.

Lorsque l'imagerie médicale est apparue, elle a révolutionné la médecine en offrant un accès instantané et fiable à des informations invisibles pour le diagnostic clinique, cela s'effectue grâce à un enchainement d'étapes connu sous le nom de l'analyse d'images médicales. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la segmentation, c'est l'opération qui consiste à identifier les structures d'intérêt dans une image.

L'objectif de la segmentation des images médicales est de rendre les changements dans les caractéristiques anatomiques ou pathologiques plus évidentes dans les images, elle joue souvent un rôle crucial dans le diagnostic assisté par ordinateur et la médecine intelligente en raison de l'augmentation significative de l'efficacité et la précision du diagnostic. Cependant, en raison des nombreuses limites imposées par les conditions d'acquisition d'images médicales, le type de pathologie et les changements biologiques, la segmentation est de nos jours restée une tâche difficile. Dans les centres et cliniques médicales une segmentation précise des tissus cérébraux peut aider à trouver et évaluer l'emplacement, le type et la quantité de changements dans le cerveau. De plus, des résultats quantitatifs du changement physiologique peuvent être déduits et employés dans des analyses quantitatives.

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est généralement utilisée pour l'analyse structurelle du cerveau car elle produit des images à haute contraste pour les tissus mous et à haute résolution spatiale tout en ne présentant aucun risque connu pour la santé. Alors que d'autres modalités d'imagerie comme la tomodensitométrie (TDM) et La Tomographie par Emission de Positrons (TEP) sont utilisées pour examiner le cerveau, l'IRM est la plus fréquemment utilisée.

Mais malgré tous les atouts de l'IRM, elle a plusieurs points faibles car elle souffre de l'effet de volume partiel, divers artefacts, tels que des artefacts de mouvement, des artefacts d'anneau, et le bruit des capteurs et du système électronique. Cela rend la tâche de la segmentation plus délicate.

L'objectif de ce travail est de réaliser une segmentation de tumeurs cérébrales à partir d'images par résonance magnétique "IRM" en utilisant deux techniques de segmentation par classification : le champ aléatoire de Markov et K-means. L'étude est accompagnée par une analyse et une comparaison des résultats en faisant varier les valeurs de bruit ajouté aux images IRM cérébrales.

Pour mener cette étude, nous avons partitionné le mémoire en quatre (04) Chapitres :

Le premier chapitre, dont l'intitulé *imagerie médicale*, a travers lequel quatre points sont abordés : l'historique et le principe de l'imagerie médicale, les caractéristiques de l'imagerie médicale, l'Imagerie de Résonance Magnétique et à la fin l'IRM cérébrale.

Le deuxième chapitre intitulé *la segmentation d'image*, ce chapitre vise à définir le traitement d'image, et présenter les aspects fondamentaux de la segmentation, ainsi que les différentes méthodes de segmentation, et à la fin présenter les approche de segmentation de l'IRM.

Quant au troisième chapitre intitulé *étude conceptuelle*, son but est de mettre en œuvre les techniques de segmentation qu'on a choisies : champ aléatoire de Markov et K-means, puis à décrire le schéma conceptuelle de l'application proposée.

A la fin, le chapitre quatre intitulé *implémentation et expérimentation*, sert à décrire les outils et le langage de programmation (Matlab) utilisé pour la réalisation, et à présenter la base d'images employée pour mener l'étude, et à la fin décrire les résultats de nos expérimentations et les discussions qui leurs sont employées.

## **CHAPITRE 01**

# **Imagerie médicale**

## Introduction

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu et connaît encore un développement important au cours des dernières décennies, dans le présent chapitre, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images médicales, ensuite nous expliquons la technique d'imagerie par résonance magnétique (IRM).

## 1. Imagerie Médicale

### 1.1. Définition

L'imagerie médicale est une pratique permettant d'examiner l'intérieur du corps humain sans procéder à une opération. L'imagerie médicale est utilisée à des fins cliniques afin de pouvoir proposer un diagnostic ou un traitement pour de nombreuses pathologies. Cette technique est également très utile dans le domaine de la recherche médicale pour l'étude de notre physiologie [1].

Il existe plusieurs types d'imagerie médicale pour le diagnostic d'un patient :

- ✚ Radiographie : La radiographie est une technique d'imagerie qui vise à visualiser un organe ou une partie du corps sur une pellicule photosensible. Réalisée par un radiologue en hôpital ou « en ville », elle utilise les rayons X. Par extension, le terme « radiographie » désigne également le cliché radiographique [2].



**Figure 1.1** : *l'appareil de radiographie* [12].

- ✚ Echographie : L'échographie est une technique d'imagerie utilisant des ultrasons. L'élément de base de l'échographie est une céramique piézoélectrique. Il fait partie de la sonde, Soumis à des impulsions électriques, la céramique vibre et génère des ultrasons.



Les échos sont captés par cette céramique. L'image ultrasonore est reconstituée à partir des informations recueillies par la sonde et transmises à l'appareil. Un dispositif de l'appareil charge d'amplifier et de traiter ces informations afin de les convertir en signal vidéo [3].

- ✚ Imagerie par Résonance Magnétique (IRM): est l'application à l'imagerie médicale Dans les années 1970, du phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN). Elle permet l'acquisition d'image en coupes, dans tous les plans de l'espace [4].



**Figure 1.3 :** *Le scanner d'IRM [14].*

- ✚ Scanneur : est une technique d'imagerie médicale qui permet d'étudier différentes parties du corps humain, comme notamment le cerveau, la cage thoracique, l'abdomen ou bien encore les os. Le Scanneur permet de rechercher des anomalies qui ne sont pas visible sur des radiographies de base ou encore sur l'échographie [4].

## 1.2. Historique

**En 1895 :** découverte par Wilhelm Conrad Röntgen, physicien allemand, des rayons X et de leur capacité à traverser l'organisme humain

**En 1896 :** découverte par Henri Becquerel, physicien français, de l'émission par l'uranium d'un rayonnement invisible, différent des rayons X : il l'appelle la radioactivité

**En 1898 :** Pierre et Marie Curie, éminents physiciens français, isolent le polonium et le radium, éléments radioactifs présents dans le minerai d'uranium. Ils obtiennent le prix Nobel de physique en 1903 avec Henri Becquerel pour ces travaux

**En 1913 :** Georges de Hevesy, chercheur hongrois, utilise le radium, isotope radioactif, pour étudier sa distribution dans l'organisme d'un mammifère, c'est le premier traceur. Il obtient en 1943 le prix Nobel de chimie pour avoir démontré à l'aide du phosphore 32 que la formation des os est processus permanent de destruction et de remplacement.

**En 1915 :** la propagation des ultrasons est utilisée pour détecter les sous-marins pendant la première guerre mondiale et en 1951, deux britanniques, J.J. Wild (médecin) et J. Reid (électronicien), présentent à la communauté médicale un nouvel appareil : l'échographe. Il était destiné à la recherche des tumeurs cérébrales. En 1955, un cardiologue suédois, Inge Edler, met au point un échographe pour étudier les cavités cardiaques.

**En 1928** : H. Geiger et G. Müller créent le premier compteur de particules chargées

**En 1930** : E.O. Lawrence, chercheur américain, met au point le premier accélérateur magnétique de haute fréquence, dont le principe sera repris pour le cyclotron.

**En 1934** : Irène et Frédéric Joliot-Curie découvrent la radioactivité artificielle et reçoivent le prix Nobel de chimie en 1935. De leurs travaux découlera le développement de la médecine nucléaire avec la scintigraphie et la tomographie par émission de positons (TEP) en 1975

**En 1938** : Isidor Isaac Rabi, physicien américain, découvre le phénomène de résonance magnétique sur des jets moléculaires.

**En 1946** : Felix Bloch, physicien suisse, et Edward Mills Purcell, physicien américain, précisent la notion de fréquence de résonance. C'est sous le terme de zeugmatographie

(zeugma étant un terme grec signifiant « union ») qu'est apparue son application en imagerie, créée en 1973 par Paul Lauterbur, chimiste américain, prix Nobel de physiologie et de médecine en 2003 pour cette invention.

**En 1972** : mise au point du scanner ou tomodensitométrie par Allan Mac Leod Cormack et Godfrey Newbold Hounsfield, radiologues britanniques, en couplant l'informatique et le traitement numérisé des images à la radiographie aux rayons X. Le prix Nobel leur est décerné en 1979 [5].

### 1.3. Principe

L'imagerie médicale est l'ensemble des moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (absorption des rayons X, radioactivité, réflexion d'ondes ultrasons, résonance magnétique, ...).L'image obtenue est traitée informatiquement pour aboutir à une représentation visuelle d'une information médicale:

- ✚ une reconstruction dans l'espace d'un organe ou d'un tissu.
- ✚ un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- ✚ une imagerie quantitative représentant des valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un organe donné.
- ✚ une représentation multimodale issue de la combinaison de plusieurs données au sein d'un même document (contour du cœur et mobilité des parois par exemple) [5].

## 1.4. Type d'imagerie

Aujourd'hui, plusieurs techniques d'imagerie existent dans le domaine de la médecine. Généralement, on peut distinguer trois grands types d'imagerie médicale [3]:

### 4.1.1. Imagerie Morphologique ou anatomique

En imagerie anatomique, une image représente la structure anatomique d'un organe. Ainsi, elle permet de caractériser la forme, le volume d'organes ou encore la structure des tissus. Les images réalisées peuvent être de très bonnes résolutions. Elles sont obtenues :

- ✚ Soit par la méthode de tomographie. On trouve dans cette catégorie les techniques basées sur le rayon X comme l'angiographie, la tomodensitométrie, la radiographie, ... et la résonance magnétique (IRM).
- ✚ Soit par la méthode échographique qui est fondée sur les ultrasons [3].

### 1.4.2. Imagerie Fonctionnelle

L'imagerie fonctionnelle permet d'observer l'activité d'un organe surtout lors de l'exécution d'une tâche spécifique. On peut citer les techniques de médecine nucléaire comme la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission mono photonique(TEMP), et les techniques électro physiologiques [3].

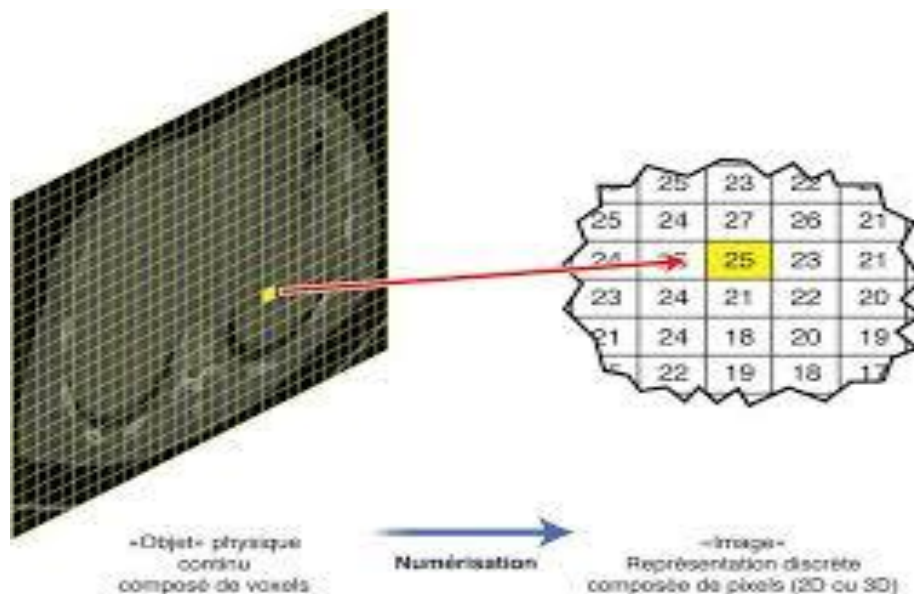
### 1.4.3. Imagerie Moléculaire

Complémentaire de l'imagerie anatomique qui ne visualise que la structure des tissus ou des organes, l'imagerie moléculaire étudie directement le rôle des molécules dans le fonctionnement des cellules en utilisant les techniques des radioéléments mais également les procédés optiques, magnétiques ou acoustiques. L'imagerie moléculaire accède aux mécanismes intimes de la cellule, permettant d'en déceler précocement les dysfonctionnements, y compris au niveau du génome. Elle ouvre la porte à des thérapeutiques plus personnalisées et plus efficaces, tant en cancérologie que dans les autres grands domaines de la médecine, comme la neurologie, la cardiologie ou l'endocrinologie [6].

## 2. Caractéristique d'une image médicale

### 2.1. Numérisation, pixels, voxels

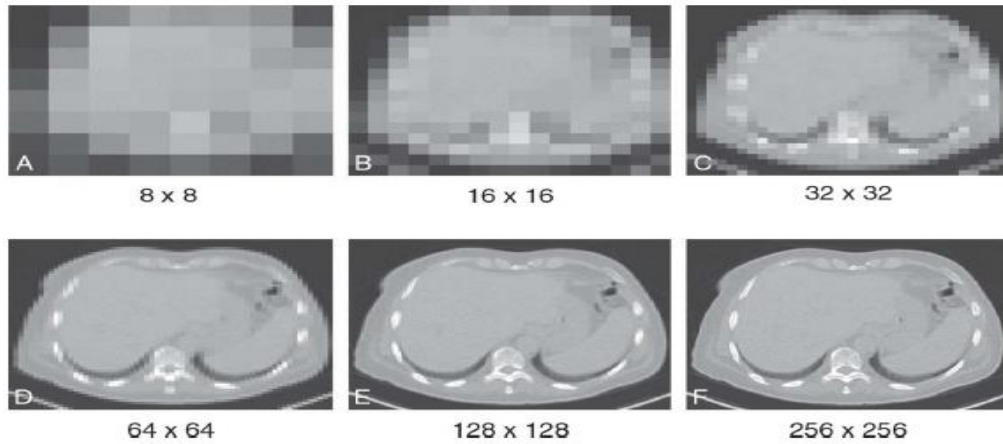
Cette image est désormais numérique ou numérisée pour quasiment toutes les techniques d'imagerie médicale (les films radiologiques à base de sels d'argent, autrefois utilisés, ont désormais disparu ; de même que la photographie numérique a remplacé les anciens films photographiques). On range donc dans des cases d'une mémoire d'ordinateur les mesures des signaux physiques. Comme le nombre de cases est en quantité finie, on ne peut plus conserver une mesure continue de l'information, c'est-à-dire connaître la valeur du signal en chaque point de l'espace ; on est obligé de découper l'objet matériel en petits éléments réguliers s'appelés voxels (volume éléments). Les signaux mesurés dans les voxels sont rangés dans de petits rectangles de l'image en 2D (en petits parallélépipèdes en 3D) qui sont appelés pixels (Picture éléments). La notion de voxel se rapporte donc à l'élément matériel tandis que la notion de pixel se rapporte à l'image (**Fig 1.4**).



**Figure 1.4 :** *Numérisation d'un objet en image [7].*

Le signal est donc uniforme au sein d'un pixel dans l'image, alors qu'il ne l'est pas au sein d'un voxel dans l'objet exploré. Ce passage d'un objet réel continu à une image composée de pixels – donc discrète –, appelée conversion analogique numérique, peut être la source d'artefacts. En particulier, si la taille des pixels est trop grosse, on risque de perdre une partie des détails. Le nombre de pixels dans chacune des dimensions s'appelle la matrice. Par exemple, un champ de vue de 12,8 cm découpé en pixels de 1 mm de côté aura une matrice de

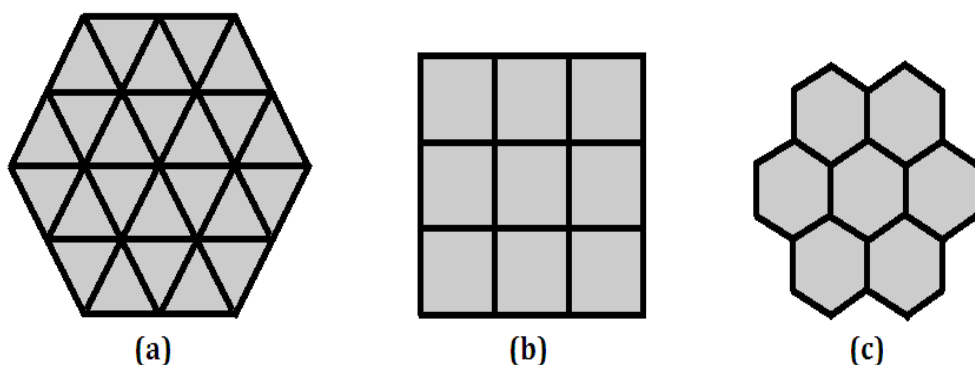
128. Plus la matrice est grande, plus la taille des pixels est petite et plus il est donc théoriquement possible de voir des détails fins (**Fig 1.5**). La matrice est souvent composée de puissances entières de 2, pour des raisons liées aux calculs en traitement de l'image. De même, le nombre de pixels dans les deux dimensions est souvent le même [7].



**Figure 1.5 :** *Effet de la matrice (une petite matrice correspond à de gros pixels)* [7].

## 2.2. Notion d'Adjacence

Les pixels forment des ensembles connexes de points du plan euclidien, de telle sorte que deux pixels voisins ne peuvent s'intersecter que sur leur bord, et que l'ensemble des pixels recouvre le plan. Une telle décomposition du plan s'appelle un pavage. La figure (**Fig 1.6**) illustre trois types de pavages, dont les pavés sont des polygones réguliers : triangulaire (a), carré (b), et hexagonal (c).



**Figure 1.6 :** *Différents types de pavages* [8].

En plaçant un point au centre de chaque pavé, puis en joignant les points dont les pavés correspondants se touchent par un côté, nous obtenons le maillage correspondant au pavage, Chaque nœud du maillage est un point discret correspondant au pixel. La Figure (**Fig 1.7**) illustre le maillage établi à partir des différents types de pavages vue précédemment.

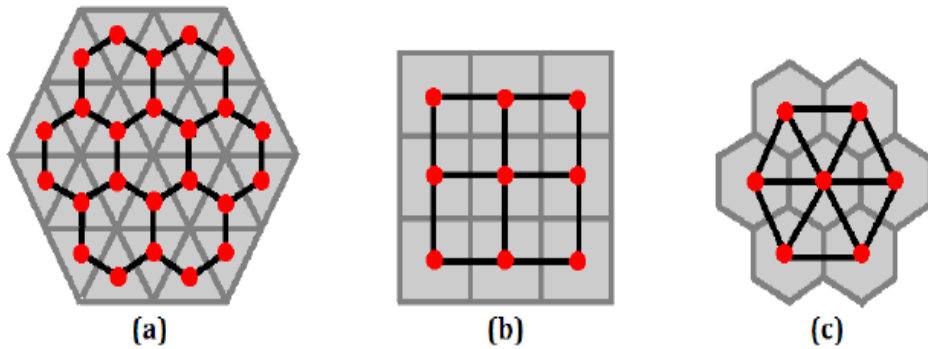


Figure 1.7 : Différents types de maillages [8].

### 2.3. Résolution spatiale

La résolution spatiale est la capacité à distinguer des structures fines dans l'image. Au sens strict, la résolution spatiale est le nombre de paires de lignes qu'on peut distinguer dans une image par unité de longueur.

La résolution est bien sûr conditionnée par la taille des pixels. Par exemple, si la taille d'un pixel est de 2 mm, la résolution la plus fine qu'on puisse espérer voir est de 0,25 mm – 1 c'est-à-dire des structures espacées de 4 mm (Fig 1.8).

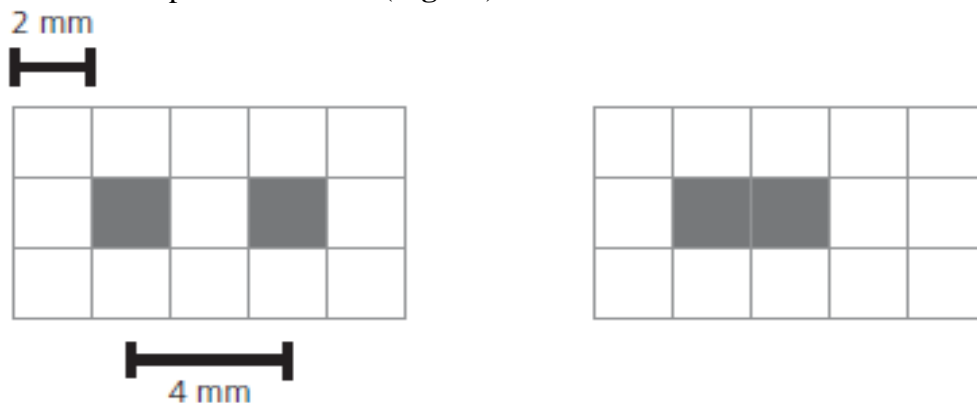
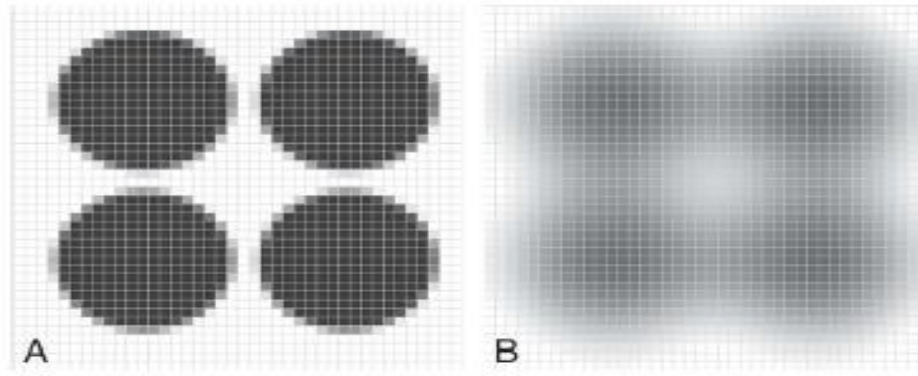


Figure 1.8 : On ne peut distinguer deux pixels noirs que s'ils sont espacés d'un pixel blanc (A), sur la figure de droite, on ne distingue qu'une seule structure (B). La résolution spatiale la plus fine permise est donc 1/(2 pixels) [7].

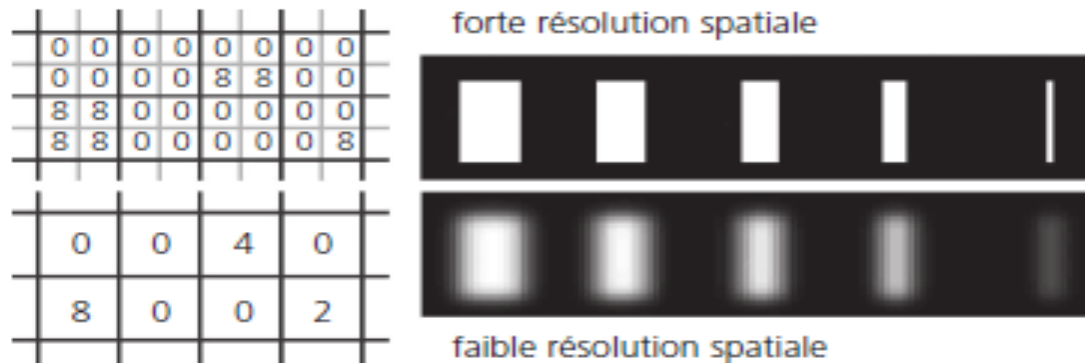
Toutefois, s'il n'est pas possible de voir une résolution plus fine que ce que permet la taille des pixels, cette dernière ne fait pas tout. En effet, la qualité de l'instrument d'imagerie a un rôle majeur et si la résolution intrinsèque de l'appareil est mauvaise, découper l'image en pixels très fins ne résoudra rien (Fig 1.9).



**Figure 1.9 :** *La taille des pixels est la même dans les deux figures (A, B), pourtant la figure de gauche a une bien meilleure résolution (A) [7].*

Lorsque des structures sont plus petites que ce que permet de voir la résolution spatiale, elles peuvent :

- Ne pas être visibles
- Être visibles mais floues (**Fig 1.10**)
- Être vues mais avec un niveau de signal incorrect, par moyennage avec les structures qui les entourent : on parle alors d'effet de volume partiel (**Fig 1.10**) [7].



**Figure 1.10 :** *En haut forte résolution spatiale; en bas une résolution spatiale trop faible entraîne en moyennage des structures les plus petites avec leur entourage [7].*

## 2.4. Contraste

Un diagnostic est généralement fait en discernant le signal anormal d'une lésion au sein d'un organe normal. C'est donc le contraste entre les deux qui permet le diagnostic.

Le signal de l'organe normal est parfois appelé « bruit de fond » en français. Ce terme n'est pas très heureux car il fait référence au bruit (aléatoire) alors qu'il ne s'agit pas de bruit ici. Le terme anglais background est plus adapté. Si l'on note  $S_1$  le signal de la lésion et  $S_2$  le signal de fond, le contraste est traditionnellement défini comme :

$$C = \frac{|S_1 - S_2|}{S_1 + S_2} \quad (1.2)$$

Un signal de 6 sur un fond de 2 donne donc un contraste de 0,5. Toutefois, sur une image numérique, il est aisé de changer le contraste à volonté. Dans l'exemple précédent, si l'on soustrait la valeur 4 à l'image, les deux valeurs précédentes deviennent respectivement +2 et -2 avec un contraste qui devient infini, etc. Plus intéressant est donc de considérer le rapport contraste sur bruit (RCB) [7]:

$$RBC = C = \frac{|S_1 - S_2|}{\sigma} \quad (1.3)$$

### 3. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

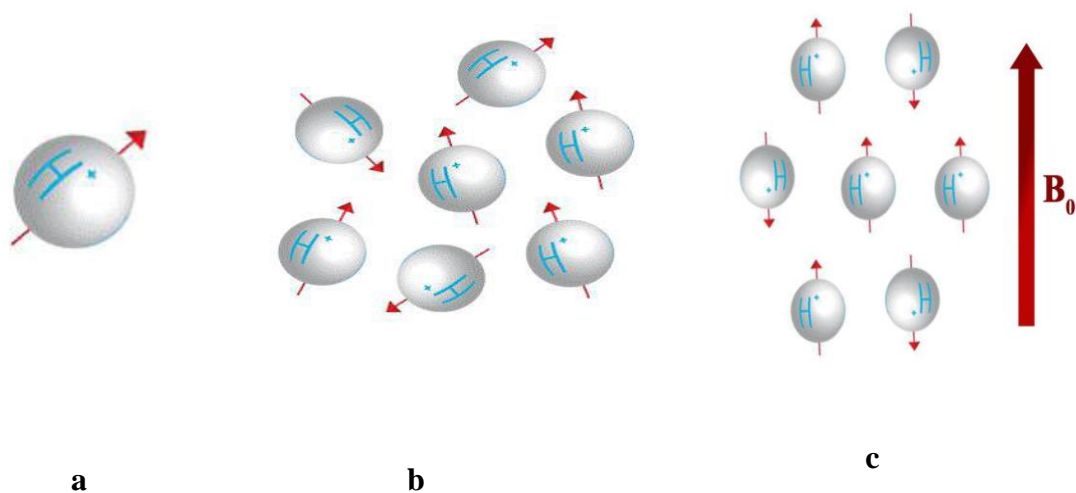
L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir une vue 2D, 3D, d'une partie du corps, notamment du cerveau. Elle est basée sur le principe de la résonance nucléaire (RMN). Grâce aux différentes séquences, on peut observer différents tissus avec des contrastes très élevées. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) se révèle particulièrement bien adaptée à l'étude non traumatique d'organes profonds, réputés difficiles d'accès, tels que le cerveau, l'abdomen, Pelvis, etc [8].

#### 3.1. Principe de l'IRM

Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique [9].

L'IRM représente l'imagerie médicale qui utilise un champ magnétique fort, Les protons des noyaux d'hydrogène (**Fig 1.11.a**) au sein du corps humain, principalement dans l'eau (H<sub>2</sub>O) se dirigent aléatoirement dans le corps (**Fig 1.11.b**). Suite à l'application d'un champ magnétique fort, l'orientation de ces atomes change en s'alignant avec la direction du champ magnétique.

À l'état de repos, ces vecteurs se caractérisent par une orientation aléatoire. La résultante magnétique de l'ensemble est donc nulle. Soumis à un champ magnétique intense appelé B<sub>0</sub>, les spins s'orientent dans l'axe du champ, soit dans le même sens « parallèle », soit dans le sens contraire « antiparallèle » (**Fig 1.11.c**) [10].



**Figure 1.11 :** (a) *Atome d'hydrogène*, (b): *Groupe des atomes dans un ordre aléatoire*,(c) : *Population des spins parallèle et antiparallèle* [10].

### 3.2. Déroulement de l'IRM

Contrairement à la radiographie, l'échographie ou le scanner, l'IRM n'est pas irradiante : elle utilise un champ magnétique et des ondes radio. La technique repose sur l'utilisation d'un aimant très puissant qui va générer un champ magnétique ayant une action sur les ions hydrogènes contenus dans l'eau du corps.

L'appareil est constitué d'un tunnel à l'intérieur duquel se trouve l'aimant qui entoure le lit d'examen où s'allonge le patient. Il pèse plusieurs tonnes et ressemble à un gros cylindre percé au centre. Un ordinateur reconstitue les images obtenues, l'analyse des résultats par informatique permettant d'obtenir des images de qualité en 2D ou après reconstruction informatique, en 3D [11].

## 4. IRM cérébrale

L'encéphale est constitué du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. Le cerveau est composé de trois matières principales : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide céphalorachidien (LCR). La matière blanche est constituée des fibres des cellules nerveuses appelées axones qui permettent la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise. La matière grise contient le corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structures : le cortex et les noyaux. Le cortex est caractérisé par de nombreuses fissures appelées sillons. Sur la face intérieure du cortex se trouve la matière blanche et sur la face extérieure circule la matière grise. Les noyaux, constitués essentiellement de matière grise, sont des structures plus compactes au centre du cerveau. Le liquide céphalo-rachidien baigne la surface extérieure du cerveau et du cervelet et remplit le système ventriculaire [15].

### 4.1. Matière Blanche

La matière blanche MB (ou substance blanche) se situe dans la partie interne du cerveau. Elle contient les axones qui sont les prolongements des neurones. Ces prolongements particulièrement sont entourés d'une gaine de myéline pour en accélérer la conduction. Le rôle de la substance blanche est d'assurer la conduction de l'influx nerveux [16].

### 4.2. Matière Grise

MG ou (substance grise) c'est la partie des tissus du système nerveux central contient le corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structures : le cortex et les noyaux. Le cortex est caractérisé par de nombreuses fissures appelées sillons. Sur la face intérieure du cortex se trouve la matière blanche et sur la face extérieure circule la matière grise. Les noyaux, constitués essentiellement de matière grise, sont des structures plus compactes au centre du cerveau [16].

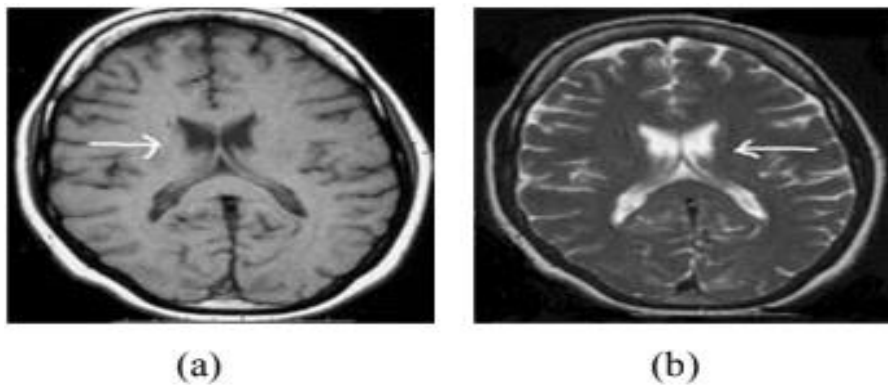
### 4.3. Liquide Céphalo-rachidien

C'est un liquide corporel transparent dans lequel baignent le cerveau et le cervelet, C'est également le liquide qui circule dans les quatre ventricules cérébraux, à l'intérieur du cerveau, et dans le canal central de la moelle épinière. Il est constitué de 99 % d'eau. D'un volume moyen de 150 ml, il est absorbé par le système veineux cérébral et continuellement renouvelé [16].

## 5. Acquisition des Image IRM

L'IRM permet d'obtenir des images numériques en trois dimensions d'une précision inférieure au millimètre, du cortex, de la substance blanche, du liquide céphalo-rachidien et des noyaux gris centraux. Deux paramètres réglables cliniquement entrent en jeu lors de l'acquisition : Le temps de répétition des séquences d'impulsion(TR), et le temps d'écho(TE). Une acquisition effectuée avec des temps TR et TE courts est dite en T1 (**Fig 1.12.a**).

Lorsque ces deux temps sont longs, elle est dite en T2 (**Fig 1.12.b**). Enfin lorsque TR est long et TE est court, elle est dite en rho ou densité de proton [14].



**Figure 1.12 :** Acquisition des images IRM (a) : Acquisition pondérée en T1, (a) : Acquisition pondérée en T2 [14].

## 6. Imperfections de l'Acquisition

Il existe de nombreuses sources d'artefacts sur l'IRM. Ces bruits sont responsables d'erreurs de codage dans l'image, de perte ou d'amplification artificielle du signal. Les sections suivantes indiquent les principales sources qui peuvent être partiellement améliorées en post-traitement. Connaître leurs origines permet de mieux les comprendre, les minimiser voire les éliminer.

### 6.1. Le Bruit

Le bruit est une interférence indésirable de l'arrière-plan qui affecte la qualité de l'image (**Fig 1.13**). Il provient du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites), ou d'un dispositif médical dans la salle de chirurgie IRM, le bruit est caractérisé par son écart type (racine carrée de la variance), qu'on note  $\sigma$ . Le rapport signal sur bruit (S/B) est défini comme suit (S est l'intensité du signal) [10].

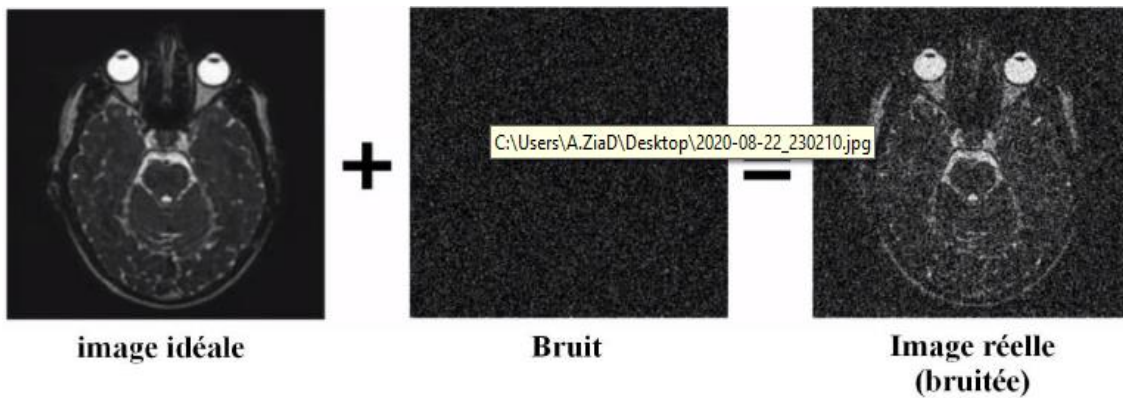


Figure 1.13 : *Effet du bruit sur une image* [10].

## 6.2. Le Volume Partiel

La notation de volume partiel n'est pas propre à l'IRM, mais concerne toutes les techniques d'imagerie. Ces artefacts sont liés à la résolution des images. Ainsi, au niveau d'une interface entre deux tissus, dans la direction de la sélection de coupe, l'utilisation d'une découpe fine permet de bien séparer les tissus. En revanche, une coupe plus épaisse contient, à la fois, les deux tissus : le signal résultant sera alors une moyenne du signal des tissus, d'où une perte d'information en termes de contraste [16].

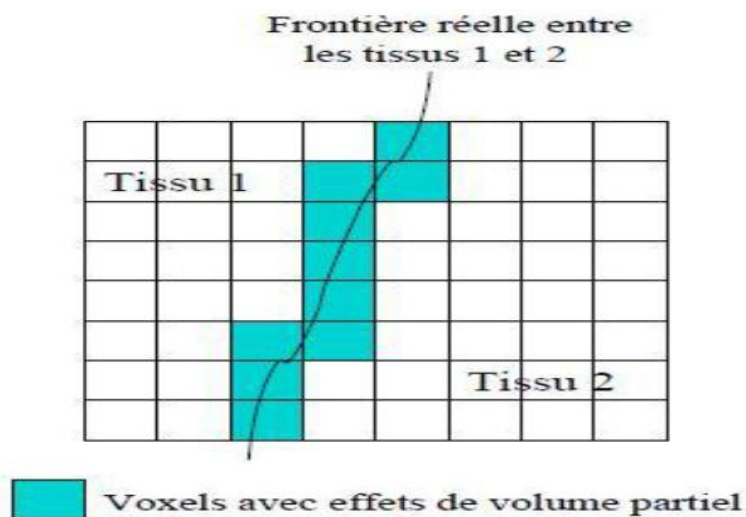


Figure 1.14 : *Effet de volume partiel* [16].

### 6.3. Les Hétérogénéités d'Intensité

Une des principales difficultés de la segmentation d'images IRM est la présence d'un artefact d'hétérogénéité d'intensité spatiale pour un même tissu cérébral. Les inhomogénéités du champ RF sont en effet responsables de ces variations spatiales lentes de l'intensité des images. Ce biais peut poser des problèmes de classification pour des techniques de segmentation basées sur l'intensité, sinon suppose que l'intensité d'une classe est constante sur toute l'image. La non-uniformité est prise en compte dans la plupart des méthodes de segmentation, soit en la compensant par prétraitement, soit en la modélisant au cours de la segmentation [17].

### 6.4. Autres Artefacts

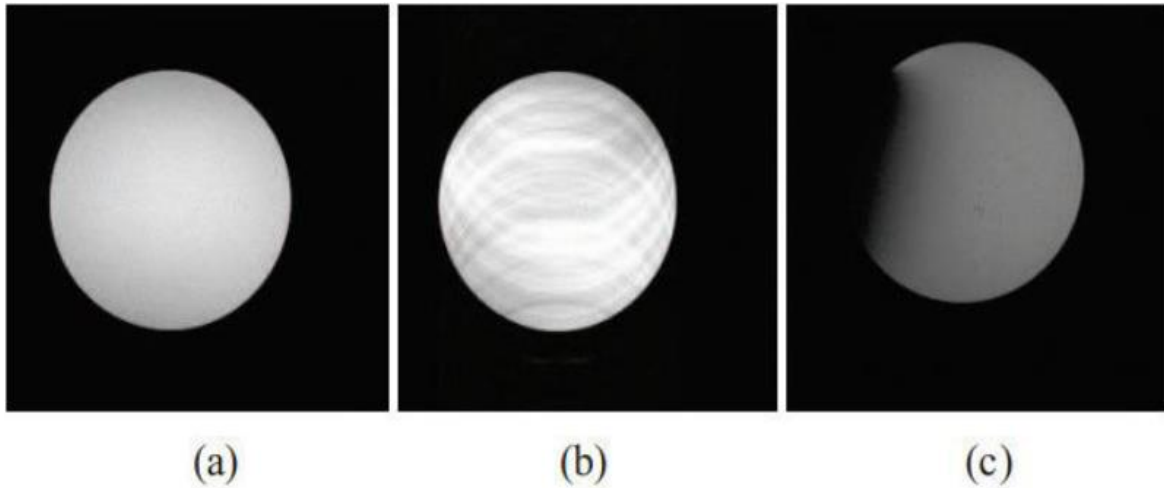
- **Artefacts de mouvements**

L'artefact de mouvement est un des artefacts les plus répandus. Il est dû aux mouvements volontaires ou involontaires, du patient. Ces mouvements vont créer une superposition de l'image dans ses différentes positions (image fantôme). Il y a deux types de mouvements :

- Les mouvements périodiques : les mouvements de la respiration, les battements cardiaques et les flux sanguins.
- Les mouvements apériodiques : les mouvements aléatoires du patient, les mouvements oculaires ...etc. (**Fig 1.15.b**)

- **Artefacts de susceptibilité magnétique**

La susceptibilité magnétique d'un tissu correspond à l'aimantation interne de ce tissu lorsqu'il est placé dans un champ magnétique intense ( $B_0$ ), tant que deux tissus de susceptibilité magnétique très différente sont Adjacent, telles que air et tissus ou os cortical et tissus. Il apparaît une distorsion du champ magnétique  $B_0$ . Cette distorsion va provoquer de déphasages de fréquences localisés entraînant une perte de signal. (**Fig 1.15.c**)



**Figure 1.15 :** (a) *image normale*, (b) *artefact de mouvement*(c) *Artéfacts de susceptibilité magnétique / Artefacts métalliques* [10].

- **Artefacts métalliques**

L'artefact métallique est dû à la présence de matériels métalliques sur le patient, ces matériaux peuvent entraîner de nombreux artefacts :

- Perte de signal
- Echec de la suppression de graisse
- Distorsion géométrique
- Pile-up artefacts

- **Artefacts de fréquences parasites**

Pendant la réception du signal par l'antenne de réception, l'antenne capte des signaux parasites, cela est dû à un défaut d'isolement de la salle au fait que la porte d'entrée soit mal fermée ou à la présence d'un appareil électrique qui émet des fréquences parasites.

- **Artefact liés à un défaut d'antenne**

Ce type de défaut correspondre à un dysfonctionnement au niveau de la bobine réceptrice, ou à un mauvais contact électrique au niveau du connecteur [10].

## 7. Conclusion

Dans cette section, nous avons couvert certains concepts d'imagerie de base, nous avons parlé de l'image numérique, de ces fonctionnalités ainsi que des différentes étapes constituant un système d'analyse d'images. Et enfin, nous avons décrit le principe de base imagerie par résonance magnétique suivie d'un aperçu de l'anatomie du cerveau qui le but des images utilisées dans ce travail.

## **CHAPITRE 02**

# **La Segmentation d'image**

## 1. Introduction

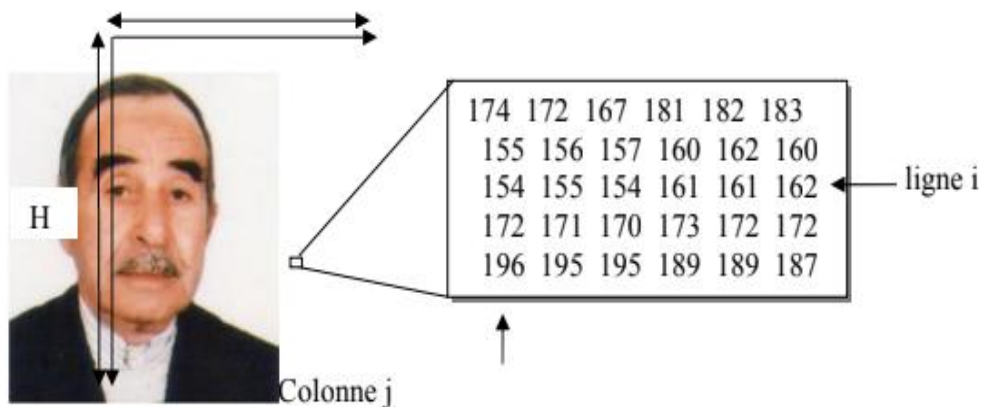
La segmentation reste l'un des problèmes fondamentaux de l'analyse d'images. La segmentation est le processus primaire pour comprendre des parties d'une image médicale du cerveau afin d'aider les médecins dans leur diagnostic en signalant le risque pathologique aux médecins, et l'une des opérations fondamentales de tout traitement d'image est évidemment la segmentation. Dans ce chapitre, nous aborderons différentes méthodes de segmentation.

## 2. Traitement d'image

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information [18].

### 2.1. Définition d'une image numérique

L'image est définie comme étant une fonction  $f(x,y)$  à deux dimensions, où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales, et  $f$  l'amplitude à tous points  $(x,y)$  correspondant à l'intensité ou au niveau de gris. Lorsque les points  $(x,y)$  et l'amplitude sont discrétisés, on parle d'image numérique ou digitale. Dans ce dernier cas la fonction  $f$  est remplacée par la lettre  $I$  et le couple  $(x,y)$  par le couple  $(i, j)$ .



**Figure 2.1** : Image couleur, son repère et un extrait de pixels [19].

Une image numérique est un ensemble discret de points appelés PIXELS (Contraction de PICTURE ELEMENTS). Elle a pour vocation d'être affichée sur un écran. Chaque pixel possède une couleur [19].

## 2.2. Traitement d'image numérique

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information [18].

## 3. Aspects fondamentaux de la segmentation d'images

### 3.1. Acquisition d'une image

L'acquisition d'images est une mesure spatiale d'une interaction entre une onde et de la matière. L'onde est émise par une source et reçue par un capteur. La matière occupe de l'espace et possède une masse. Elle a pour objet de passer de la scène physique à une forme numérique observée [19].

### 3.2. Prétraitement d'image

La phase de prétraitement a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image, elle regroupe l'ensemble des techniques visant à améliorer l'aspect d'une image. Ces opérations sont diverses : en effet, il pourrait s'agir de renforcement de contraste, de réduction de bruit, ou d'extraction de primitives dans l'image (contours, points d'intérêt, etc..) ceci, dans le but de faciliter les traitements ultérieurs tel que segmentation ou la reconnaissance.

Les techniques de prétraitement les plus courantes qu'on va présenter sont :

- ✚ La restauration : correction des défauts dus à une source de dégradation.
- ✚ L'amélioration : modification de l'image dans le but de la rendre plus agréable à l'œil.
- ✚ La compression : réduction du volume de l'image [18].

#### 3.2.1. Les opérations locales

Dans ce type d'opération, la nouvelle valeur de chaque pixel est calculée en fonction de son voisinage. Dans un contexte de prétraitement, ce type d'opération est dit opération de *filtrage* ; en effet, il pourrait s'agir d'une part, de filtrer les imperfections de l'image tel que le bruit ou, d'autre part, de filtrer l'information portée par l'image de manière à en faire ressortir des primitives telles que les contours ou les points d'intérêt.

Nous pouvons distinguer deux catégories de filtrage, le filtrage linéaire et le filtrage non linéaire [20]:

### 3.2.1.1. Filtrage Linéaire

Le filtre est dit linéaire lorsque la nouvelle valeur de chaque pixel peut s'exprimer sous forme d'une combinaison linéaire des valeurs de voisinage [20].

#### ✚ Filtre de Gauss

Ce filtre tente d'atténuer les changements brusques d'intensité ce qui permet de réduire le bruit dans une image. Le noyau de convolution est calculé par une fonction Gaussienne de manière à donner une forte pondération aux pixels plus proche du centre [20].

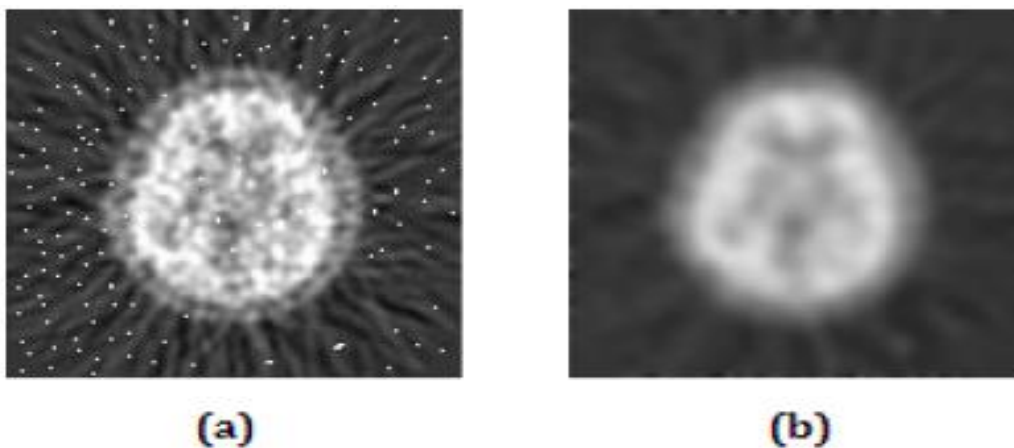


Figure 2.2 : Application du filtre Gaussien (b) sur une image bruitée (a) [20].

#### ✚ Filtre de Sobel

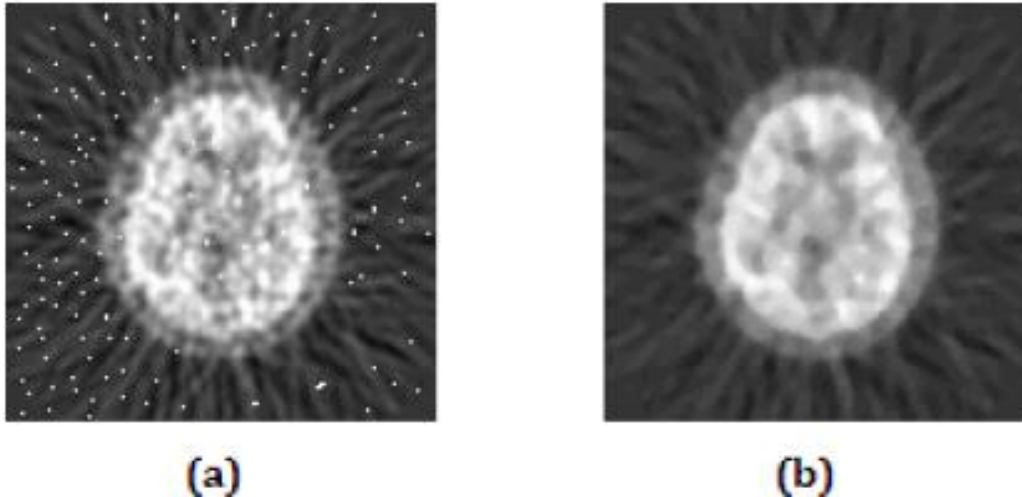
Ce filtre permet l'extraction des contours dans une image par le biais de sa dérivée (gradient) ; en effet, un contour est défini par une forte variation d'intensité selon une direction précise, ainsi, le filtre de Sobel détermine la variation d'intensité autour de chaque pixel selon chaque direction. Plus cette variation est importante et plus le pixel a de chance de se situer sur un contour [20].

### 3.2.1.2. Filtrage Non-Linéaire

Si le filtre ne peut pas être exprimé par une combinaison linéaire, il est appelé non-linéaire. Les filtres non-linéaires sont plus complexes à mettre en œuvre que les filtres linéaires. Cependant les résultats obtenus sont très souvent de meilleure qualité. Nous présentons ici deux filtres non-linéaires [20]:

### ✚ Le filtre Médian

L'application du filtre médian dans une image consiste donc à remplacer chaque pixel ou voxel par la valeur médiane de l'ensemble de son voisinage. Le filtre médian est particulièrement efficace contre le bruit dans l'image sans pour autant produire l'effet indésirable de flou, contrairement aux techniques de débruitage linéaires [20].



**Figure 2.3 :** *Application du filtre Médian (b) sur une image bruitée (a) [20].*

### ✚ Le Filtre de diffusion

Le filtre de diffusion tente d'atténuer les différences d'intensité entre chaque pixel et ses voisins. Le principe est de calculer pour chaque voisin, la différence d'intensité avec le pixel central. Plus la différence est faible, plus elle est propagée vers le pixel central. Cela permet d'uniformiser les zones d'intensité proches et de conserver les forts contrastes [20].

## 3.4. Analyse d'images

L'analyse d'image est la technique la plus utilisée dans le traitement des images médicale. L'analyse d'image est la reconnaissance des éléments contenus dans l'image. Le but de l'analyse d'image réside dans la description (forme et couleur, Texture) et / ou quantitative (nombre et densité) des différents objets composant l'image étudiée.

L'analyse d'image est réalisée selon une succession de 3 étapes (Fig 2.4) [10]:

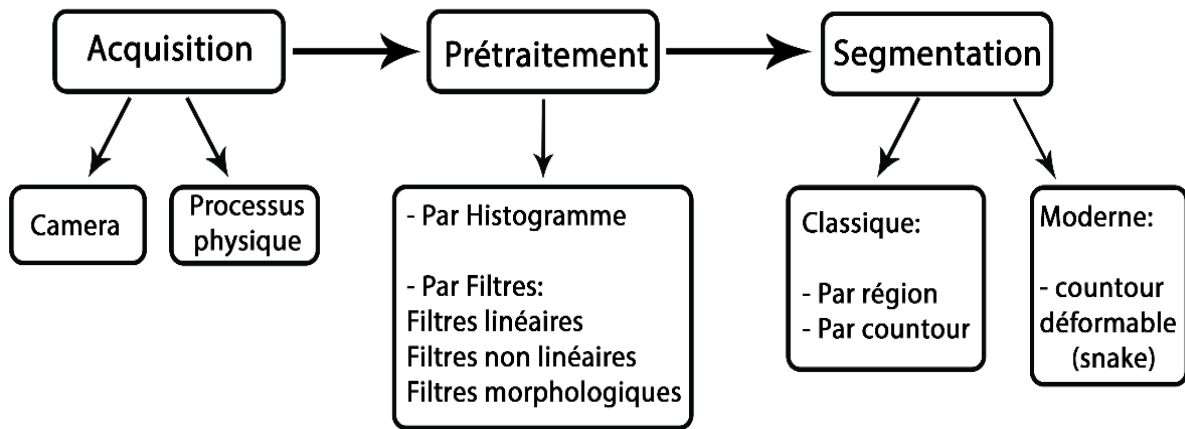


Figure 2.4 : La chaîne d'Analyse d'images [10].

### 3.5. Segmentation d'image

La segmentation d'images est une étape très importante dans l'analyse et le traitement des images, Elle sert à séparer les différents objets qui composent l'image en fonction de certains critères d'homogénéité [19].

La segmentation d'image médicale consiste à associer à chaque voxel de l'image médicale une étiquette ou un label indiquant ainsi le type de tissu ou la structure anatomique, la collection d'étiquettes produite à travers le processus de segmentation s'appelle la carte d'étiquettes (Labelmap). Celle-ci décrit la correspondance spatiale entre les intensités des voxel dans l'image et les différents types de structure anatomiques présents dans l'image. La figure (Fig 2.5= illustre les étapes de segmentation [20].

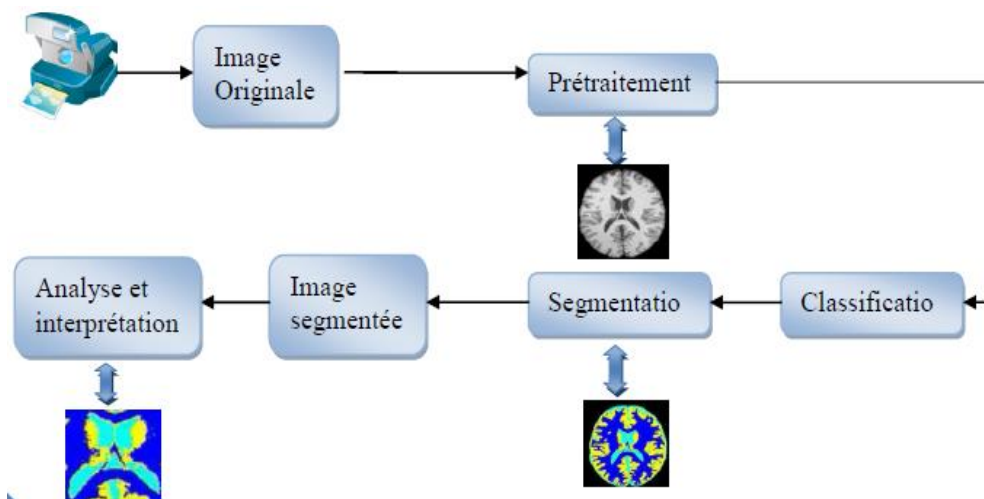


Figure 2.5 : Les étapes de segmentation d'une image [21].

## 4. Les différentes méthodes de segmentation

Il existe une multitude d'algorithmes de segmentation en imagerie médicale, on considère principalement trois approches de segmentation : Approches basées contour, Approches basées région, et Approches basées classification.

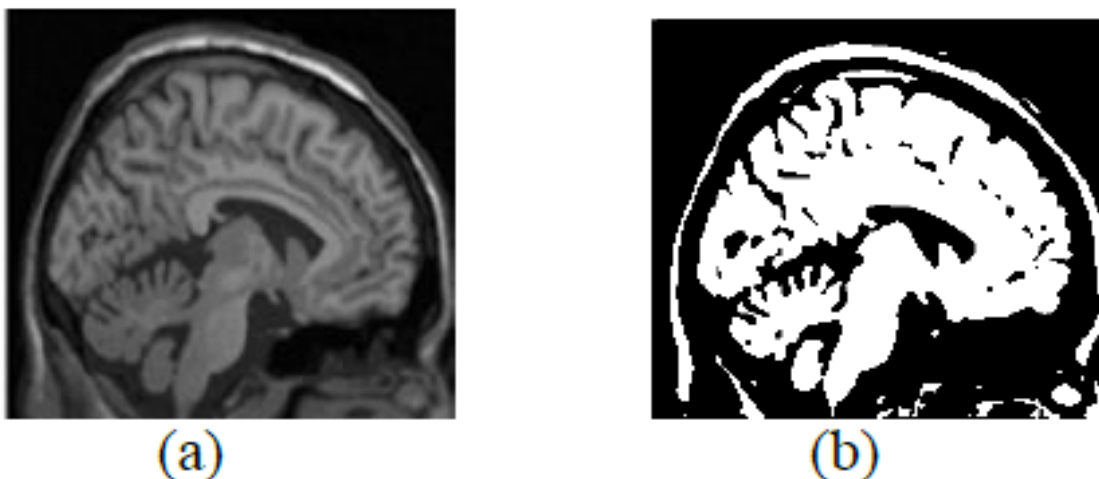
### 4.1. Approches régions

La segmentation d'image par l'approche région consiste à découper l'image en régions. Les pixels adjacents sont regroupés en régions distinctes selon un critère d'homogénéité ou de similarité donnée. Ce critère peut être, par exemple, le niveau de gris, couleur, texture . . . etc. Un processus de groupement est répété jusqu'à ce que tous les pixels dans l'image soient inclus dans des régions. Cette approche vise, donc, à segmenter l'image en se basant sur des propriétés intrinsèques des régions.

Il existe plusieurs méthodes telles que la segmentation par croissance de région, par division de région, par fusion de région, seuillage, et la segmentation division-fusion [13].

#### 4.1.1. Seuillage

Ces méthodes essayent de trouver une valeur d'intensité, appelé seuil, à partir de l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elles sont applicables avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions. Cette approche n'utilise aucune information géométrique ni topologique. C'est l'une des plus anciennes méthodes de segmentation, qui, bien que n'étant plus utilisée seule, entre toutefois dans la conception de presque tous les outils de segmentation existants. Le seuillage peut être : global (un seuil pour toute l'image) ou local (un seuil pour une portion de l'image) [21].



**Figure 2.6 :** (a) Image originale, (b) segmentation par seuillage (seuil=80) [21].

### 4.1.2. Croissance de régions

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 [16]

### 4.1.3. Approche par division

La segmentation par la division de région consiste à partitionner l'image entière en régions homogènes connexes selon un critère donné (la plus utilisée est le niveau de gris par exemple dans le cas des images médicales). Le principe de l'algorithme est de considérer l'image elle-même comme région initiale et utiliser ensuite les histogrammes des valeurs des caractéristiques dans cette région. Après, on détermine une valeur de seuil sur une caractéristique, qui par la suite sera divisée en sous-régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes. Le résultat peut être représenté sous forme d'un arbre appelé Quad-tree [22].

### 4.1.4. Approche par fusion

La segmentation par fusion de région, nommée en anglais Merge, est une méthode de segmentation qui construit directement des régions d'image, contrairement à d'autres approches qui recherchent les frontières (discontinue) entre régions. Le principe de l'algorithme consiste à faire fusionner progressivement les régions connexes qui vérifient des critères appropriés qui sont détaillés dans, en partant d'abord d'un état initial où chaque pixel de l'image constitue une région élémentaire. Cette technique est employée dans le cas où l'image contient des régions dont l'homogénéité n'est pas vérifiée. Il y a deux types d'algorithmes :

1) le premier appelé segmentation progressive consiste à fusionner lors du balayage de l'image que, seulement, deux régions connexes,

2) et le deuxième nommé segmentation par priorité consiste lors du balayage de l'image à segmenter toutes les régions connexes qui satisfont les conditions retenues [22].

#### 4.1.5. Approche par division-fusion

Ces méthodes combinent les deux méthodes décrites précédemment, la division de l'image en de petites régions homogènes, puis la fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement. On part du principe que chaque pixel représente à lui seul une région. Deux régions seront fusionnées si elles répondent aux critères de similarité des niveaux de gris et d'adjacence de régions. On s'arrête quand le critère de fusion n'est plus vérifié [13].

### 4.2. Approches contours

Contrairement aux approches régions, qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours (ou frontières), il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions [23].

Cette approche ignore les relations qui peuvent exister entre les régions de l'image, elle comprend les techniques de détection de contours. Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, l'épaisseur d'un contour est d'un ou plusieurs pixels et il est défini par une variation de caractéristique [20].

#### 4.2.1. Méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique (Première et deuxième dérivé). A chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi. Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non contours. On peut classer les méthodes dérivatives selon deux approches [13]:

##### Approche Gradient:

Le gradient est un opérateur dérivatif du premier ordre, le calcul du gradient en un pixel d'une image donne un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. Soit  $I$  une fonction continue qui représente l'intensité de chaque point d'une image, le gradient de  $I$  en un point est le vecteur  $\nabla I$  défini comme suit dans un contexte 2D.

Le gradient d'une image est le vecteur [20]:

$$\nabla I(x, y) = \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right), \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right) \quad (2.1)$$

#### Approche Laplacien:

La détection du contour se fait à partir des passages par zéro de la dérivé seconde de l'image. Le laplacien de I en un point est défini comme suit [23]:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (2.2)$$

L'opérateur Laplacien est symétrique quelque soit l'orientation choisie, il n'est donc pas directionnel. L'opérateur Laplacien est lui aussi fortement sensible aux bruits. On peut aussi approximer le Laplacien par différence de deux lissages, l'un étant un lissage fort, l'autre un lissage faible [35].

#### 4.2.2. Modèles déformables

Les modèles déformables, introduits par Kass sont aussi connus sous les noms de « snakes » ou « contours actifs ». L'intérêt principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution de courbes. L'idée est de partir d'une courbe initiale, généralement un carré ou un cercle, et de la déformer jusqu'à obtenir le contour de l'objet. En effet, celui-ci présente quelques inconvénients tels que la sensibilité à l'initialisation, au bruit, et le réglage difficile de ses différents paramètres [13].

#### Contours actifs

Les contours actifs tirent leur origine des modèles élastiques, mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos, qui introduisirent les Snakes ou courbes minimisantes. Les snakes tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. L'approche est variationnelle, c'est à- dire que l'équation d'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant L'objet d'intérêt. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images [13].

### 4.2.3. Méthodes morphologiques

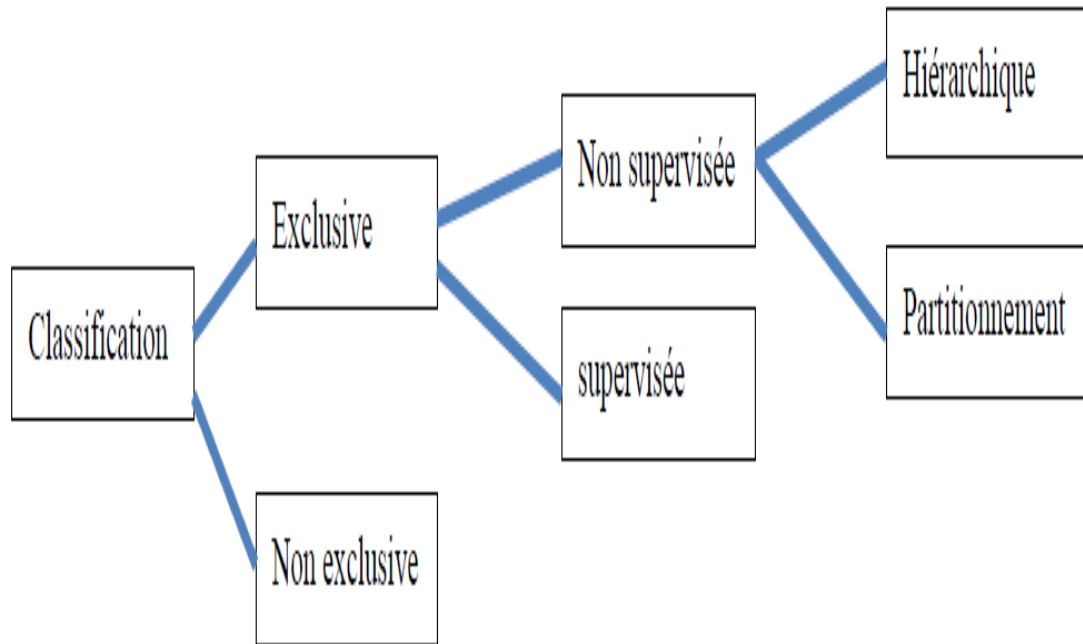
La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. La différence symétrique entre l'image dilatée et érodée par le même élément structurant de taille unitaire donne le gradient morphologique qui est un opérateur de détection de contour et qui peut se résumer par l'équation :

$$\mathit{grad}_B(X) = \delta_B(X) - \varepsilon_B(X) \quad (2.3)$$

Les outils de base de la morphologie mathématique (érosion, dilatation, fermeture, ouverture, les éléments structurants, etc.) se retrouvent fréquemment dans des méthodes de segmentation de l'enveloppe cérébrale. La détection de contour par gradient morphologique est utilisée conjointement avec une ligne de partage des eaux pour la détection de tumeur sur des mammographies par Vachier et coll dans. Comme elle a été proposée pour une segmentation de tumeur cérébrale basée sur le gradient morphologique et une étape de croissance et fusion de régions par Hsiao et coll [23].

### 4.3. Méthodes de classification

La classification d'images constitue une étape nécessaire et importante pour diverses applications telles que la quantification d'images et la segmentation d'images. Elle consiste à déterminer une classification des pixels dans l'espace des luminances, en utilisant les niveaux de gris présents dans l'image. Suite à la phase de classification, le niveau de gris moyen de chaque classe est affecté à tous les pixels de cette classe et chaque composante connexe d'une même classe constitue un objet. La segmentation par classification de pixels implique la recherche des pixels d'image qui sont assez similaires pour être groupés dans une même classe. Cette approche utilise généralement les algorithmes de la classification des données pour classer les pixels d'une image en différentes classes tout en permettant l'optimisation d'un certain critère d'homogénéité [21].



**Figure 2.7 :** Taxonomie de la classification [21].

#### 4.3.1. Méthodes supervisée

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

Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en  $C$  classes de tissus ( $C_1 \dots C_c$ ) par un ou plusieurs experts. Chaque classe  $C_i$  se voit donc affecter un ensemble d'apprentissage  $E_i$ , et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction des  $E_i$  [16].

##### 4.3.2.1. Segmentation bayésienne

Les méthodes statistiques et les modélisations probabilistes telles que l'approche de la classification Bayésienne est un moyen de la classification dure généralement retenu. Elles bénéficient d'un large succès dans les problèmes liés au traitement d'images. Ces techniques reposent sur la théorie de Bayes représentant un fondement théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification. Le problème de la classification Bayésienne consiste à estimer le champ «invisible» non observable  $Z$  du champ observé  $Y$ .

La loi du couple (Z,Y) est donnée par la probabilité a priori P(Z) et la loi de Y conditionnelle P(Y/Z). Z est dans la plupart des cas mieux décrit par un modèle markovien, ce qui permet une prise en compte du contexte spatial pour aboutir à des classifications plus régulières et les chaînes de Markov cachées, ou en considérant d'autres hypothèses dans le cas flou. La règle de Bayes permet d'écrire [22]:

$$P(Z/Y) = \frac{P(Y/Z) \cdot P(Z)}{P(Y)} \quad (2.4)$$

#### 4.3.1.2. Segmentation markovienne

La théorie des champs de Markov permet d'associer le processus de segmentation à la minimisation d'une fonction d'énergie définie sur l'image à segmenter. Grâce à l'introduction de notions de voisinages entre pixels, cette approche permet d'envisager la recherche de modèles locaux de distributions selon un principe équivalent localement à celui de la classification bayésienne [25].

#### 4.3.1.3. Algorithme des k plus proches voisins(KNN)

La méthode des k plus proches voisins est une méthode classique d'apprentissage supervisé non paramétrique où une nouvelle observation est classée dans la classe d'appartenance de l'observation de l'échantillon d'apprentissage qui lui est la plus proche. Cette méthode consiste à calculer la distance d'un nouvel objet par rapport à ceux dont la classe est déjà connue ; le nouvel objet appartiendra à la classe dont il est le plus proche [26].

#### 4.3.1.4. Réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiels est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche i est composée de  $N_i$  neurones (**Fig 2.8**), prenant leurs entrées sur les  $N_{i-1}$  neurones de la couche précédente. A chaque synapse est associé un poids synaptique, de sorte que les  $N_{i-1}$  sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau i, ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre les différentes couches d'un réseau de neurones reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit une non-linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires, n'aurait aucun intérêt [24].

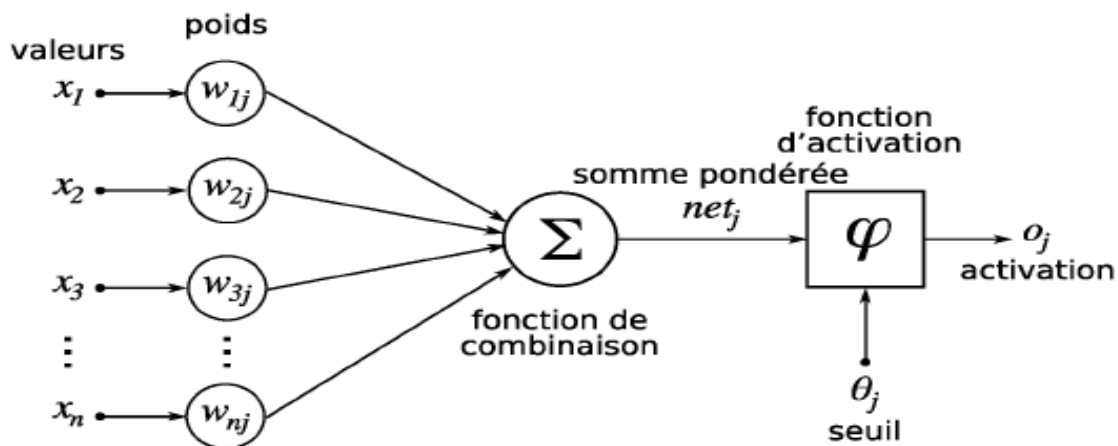


Figure 2.8 : Structure d'un neurone artificiel [24].

### 4.3.2. Méthodes non supervisée

Pour pouvoir classer des données, il faut dans un premier temps extraire des caractéristiques qui sont ensuite utilisées par un algorithme de classification. La classification non supervisée appelée aussi classification de pixels sans apprentissage, consiste à trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image [16].

#### 4.3.2.1. Algorithme des k-means

L'algorithme *k-means* est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. La méthode est basée sur une notion de similarité entre enregistrements.

C'est une méthode non supervisée qui prend comme représentant de chaque classe son centre de gravité. Les centres sont recalculés à chaque nouvelle affectation d'un élément à une classe, c'est une méthode qui a pour objectif de partitionner l'espace des attributs en  $K$  classes ( $K$  connu) [16].

#### 4.3.2.2. Algorithme des C-moyennes floues (FCM)

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 [16].

**Étape 1 :** fixer les paramètres :

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

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

**Étape 3 :** calculer le prototype  $\mathbf{v}$  par la relation (5).

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

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

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

**Étape 5 :** répéter les étapes 3à4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :

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

*L'algorithme des C-moyenne floues [16].*

#### 4.3.2.3. Algorithme de classification possibiliste

Permettent de modéliser l'incertitude dans l'attribution des classes pour chaque voxel . Ce sont généralement des méthodes basées modèle, qui introduisent un a priori sur la forme de la distribution d'intensité des classes. Les approches probabilistes considèrent alors généralement la segmentation comme un problème à données manquantes : le but est de retrouver la classe  $Z_i$  (manquante) du voxel  $i$  d'intensité observée  $Y_i$  en estimant des paramètres  $\Phi$  du modèle. Ce type de modélisation a l'avantage de pouvoir profiter d'un cadre statistique formel bien posé et est particulièrement adapté pour la segmentation des IRM cérébrales. L'approche probabiliste de la segmentation est alors un candidat idéal pour la modélisation de processus couplés et leur estimation [27].

## 5. Les approches de segmentation de l'IRM

### 5.1. Spécificités de la segmentation de l'IRM cérébrale

La segmentation des images IRM cérébrales présente des spécificités par rapport à d'autres domaines d'application de la segmentation, comme la segmentation d'images satellitaires, ou d'images faciales. Ces spécificités sont liées aux particularités des objets à segmenter (l'anatomie du cerveau) et au processus d'acquisition des IRM. Ces spécificités sont caractérisées par :

- ✚ **Information d'intensité insuffisante** : plusieurs structures cérébrales peuvent avoir la même intensité pour une modalité donnée, ce qui engendre une difficulté de distinction de transition entre les tissus. L'utilisation simultanée de plusieurs modalités permet de pallier ce type de problème.
- ✚ **Perturbations pathologiques** : les changements pathologiques, comme les déformations des structures cérébrales peuvent perturber le processus de segmentation.
- ✚ **Connaissances a priori** : la position et la forme de quelques structures cérébrales internes/externes est assez prédictible. Ce qui permet d'utiliser ces connaissances a priori afin de faciliter la tâche de segmentation (supervisée). A noter que pour d'autres structures qui présentent une forte variabilité anatomique, l'utilisation de connaissances a priori pour guider la segmentation, pose des problèmes et perturbera le résultat final.
- ✚ **Nature des images IRM** : plusieurs artefacts apparaissent en IRM, qui sont typiques à cette imagerie : le bruit lié au mouvement, l'effet de volume partiel et l'inhomogénéité de la radio fréquence RF [25].

### 5.1. Les approches de segmentation de l'IRM cérébrale

Les nombreuses approches proposées pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale peuvent être regroupées en deux grandes classes. D'une part, les approches de type bas-niveau, n'utilisant pas de connaissance a priori pour guider la segmentation. C'est le cas des approches procédant par classification bayésienne, ou par seuillages...

D'autre part, les approche de type haut-niveau intégrant de la connaissance anatomique pour guider les processus de segmentation [28].

## 6. Conclusion

Il n'y a pas d'approche unique à la segmentation, il est difficile de définir une méthode de segmentation absolument bonne. Dans ce chapitre, nous avons introduit la segmentation d'image en nous concentrant sur les méthodes les plus largement utilisées et les plus connues de segmentation d'imagerie médicale cérébrale (IRM). Ils sont traités dans la littérature en raison de leur importance pour l'extraction d'informations qualitatives de l'image, dans le chapitre nous détaillerons les techniques de segmentation par champ aléatoire de Markov et par K-mens, car elles font l'objet de notre étude. .

## **CHAPITRE 03**

# **Etude conceptuelle**

## 1. Introduction

Le but de ce chapitre est d'introduire la théorie des champs markoviens d'une manière générale et l'algorithme K-means, en commençant par rappeler quelques concepts généraux sur le champ aléatoire de Markov et la distribution de Gibbs, le système de voisinage. On décrit par la suite la technique de classification K-means en mettant l'accent sur son organigramme et son organigramme. A la fin nous présentons le schéma conceptuel de l'application proposée.

## 2. Présentation des techniques

Dans le cadre de notre projet nous mettrons en application les deux techniques de segmentation non supervisée champ aléatoire de Markov et K-means, les sections qui suivent visent à mettre en œuvre ces deux techniques à fin d'expliquer leur mode de fonctionnement.

### 2.1. Champs aléatoire de Markov

La modélisation Markov Random Fields (MRF) ou champ aléatoire de Markov est un modèle statistique dans lequel une méthode de segmentation peut être intégrée, la théorie (MRF) fournit un outil assez cohérent pour modéliser les dépendances contextuelles que l'on peut trouver dans une image exprimée par les pixels et leurs propriétés spatiales corrélées. Ces contraintes contextuelles sont d'une grande importance pour l'interprétation de l'information visuelle fournie par une image donnée. De plus, les MRF sont connus pour être résistants au bruit dans une application de traitement du signal [29].

#### 2.1.1. Champ de Markov et distribution de Gibbs

La théorie des champs de Markov est une branche de la théorie des probabilités, vise à analyser la dépendance spatiale des phénomènes physiques [29].

##### 2.1.1.1. Système de voisinage et clique

###### a. Système de voisinage

Une image est formée d'un ensemble fini  $S$  de sites, les pixels  $S = \{s_1 \dots s_M\}$ . Les sites de  $S$  sont reliés par un système de voisinage  $V(S)$ .

On notera  $V_t(S)$  l'ensemble des sites voisins du site  $t$ . Un système de voisinage  $V(S)$  a les propriétés suivantes :

✚  $\forall s \in S, s \notin V_s(S)$  ; Un site n'est pas son propre voisin

✚  $\forall \{s, t\} \in S, s \in V_t(S) \Leftrightarrow t \in V_s(S)$

La relation  $V(S)$  exprime une contrainte de voisinage entre les sites adjacents. Un système de voisinage d'ordre  $r$ , noté  $V_r(S)$ , est donné par la formule suivante :

$$V_r(S) = \{t \in S / \text{distance}(s, t) \leq r, s \neq t\} \quad (3.1)$$

Où  $V_s$  est le voisinage du site  $s$  et la distance  $(s, t)$  ne dépend que de la position de  $s$  et  $t$ , et pas de leurs niveaux de gris (ou descripteurs).

Les systèmes de voisinage de premier et second ordre sont les plus utilisés. Un pixel dans le système de voisinage de premier ordre peut avoir jusqu'à 4 voisins et un pixel dans le système de second ordre peut avoir jusqu'à 8 voisins [25].

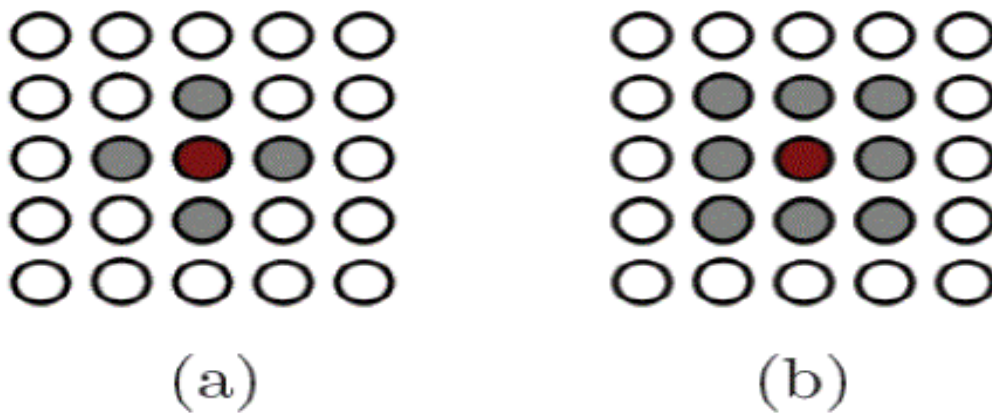


Figure 3.1 : Un système de voisinage, premier ordre (a), second ordre (b) [25].

### b. Clique

Un sous ensemble  $c$  de  $S$  est appelé clique relative au système de voisinage  $V$ , si  $c$  est un singleton ou si tous les sites distincts de  $c$  sont voisins. Une clique est dite d'ordre  $P$ , si elle contient  $P$  éléments, en d'autres termes, l'ordre d'une clique est par définition son cardinal. La figure (Fig 3.2) illustre la notion de cliques dans le cas de voisinage en 4-connexité et en 8-connexité. On notera  $C$  l'ensemble des cliques associées à un système de voisinage [29].

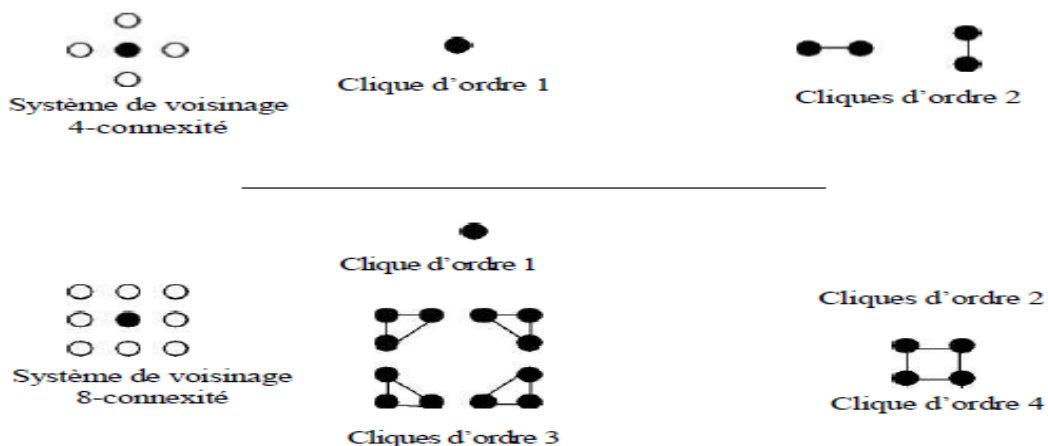


Figure 3.2 : Cliques associées à un système de voisinage en 4-connexité et en 8-connexité [29].

### 2.1.1.2. Champs de Markov aléatoires

Soit  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$  une famille de variables aléatoires définies sur la grille  $S$ . chaque variable  $X_i$  prend valeurs  $x_i$  dans un ensemble fini  $\Omega = \{1, 2, \dots, K\}$ . La famille  $X$  est appelée un champ aléatoire.

$X$  est un champ aléatoire de Markov défini sur la grille  $S$  et relativement au système de voisinage  $V(S)$  (ou un champ markovien sur un graphe  $G(S, V(S))$ ) si et seulement si les deux conditions suivantes sont vérifiées [21]:

1.  $x \in \Omega, P(x) > 0$ .
2.  $s \in S, x \in \Omega, P(X_s = x_s / X_t = x_t, t \neq s) = P(X_s = x_s / X_t = x_t, t \in V_s(S))$  (3.2)

### 2.1.1.3. Champs de Gibbs

Avant de définir le champ de Gibbs (en anglais « Gibbs Random Fields »), nous devons introduire la notion de mesure de Gibbs. La mesure de Gibbs de fonction d'énergie

$U: \Omega \rightarrow IR$  est la probabilité  $P$  définie sur  $\Omega$  par :

$$P[X = x] = Z^{-1} e^{-U(x)/T} \quad (3.3)$$

$$\text{avec } U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x)(1e) \quad (3.4)$$

C'est le système de cliques associé au système de voisinage  $V(s)$ ,  $T$  est un paramètre de contrôle appelé température et  $Z$  est une constante de normalisation appelée fonction de partition de Gibbs, elle est définie de la manière suivante :

$$Z = \sum_{Y \in \Omega} e^{-U(y)/T} \quad (3.5)$$

Le calcul de  $Z$  est impossible à cause du très grand nombre de configurations, par exemple dans le cas d'une image  $512 \times 512$  pixels où 4 classes sont possibles, le cardinal de l'ensemble  $\Omega$ . La définition du champ de Gibbs est la suivante :

« Le champ de Gibbs de potentiel associé au système de voisinage  $V(s)$  est le processus aléatoire  $X$  dont la probabilité est une mesure de Gibbs associée à  $V(s)$  ».

En résumé, un champ de Gibbs est déterminé par l'ensemble des potentiels  $\{U_c\}$  indexés par les cliques  $c$  [30].

#### 2.1.1.4. Modèles markoviens classiques

Dans cette partie nous allons présenter les modèles de champs de Markov les plus utilisés. Ils seront essentiellement définis par leur fonction potentielle (énergie).

##### a. Modèle d'Ising

Ce modèle est le plus ancien. Il a été proposé par Ernst Ising en 1925 lors de l'étude du ferromagnétisme en physique statique. L'espace des descripteurs  $E=\{-1,1\}$  (espace binaire) et le système de voisinage peut être le 4-voisinage ou le 8-voisinage. Le potentiel des cliques  $C_1$  de cardinal 1 est donné par :

$$U_{C_1} = \{s\}(X_s) = -B \quad (3.6)$$

Tandis que le potentiel des cliques  $C_2$  de cardinal 2 est défini par :

$$U_{C_2} = \{s, t\}(X_s, X_t) \begin{cases} = -\beta \text{ si } X_s = X_t \\ = +\beta \text{ si } X_s \neq X_t \end{cases} \quad (3.7)$$

Avec une fonction d'énergie :

$$U(X) = - \sum_{C_1=\{s\}} B X_s - \sum_{C_2=\{s,t\}} \beta X_s X_t \quad (3.8)$$

Telle que  $\beta$  : est le paramètre du modèle ( $\beta > 0$ ) mesure d'interaction entre sites voisins  
 $B$ : champ magnétique externe [25].

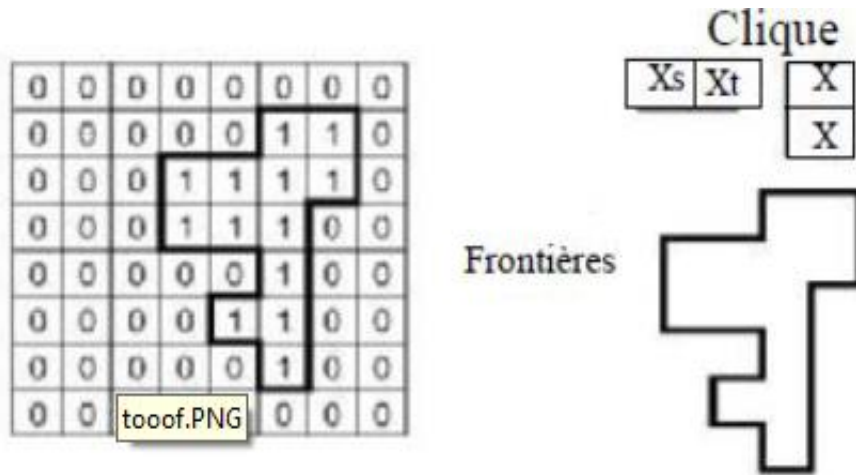


Figure 3.3 : Modèle d'Ising, MRF à 2-D [25].

### b. Modèle de Potts

Le modèle de Potts est une généralisation du modèle d'Ising avec  $K > 2$  étiquettes possibles au lieu de deux, pour un espace de descripteurs  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ , qui peut être dans le domaine de la segmentation d'images soit l'espace des niveaux de gris ou alors l'espace des étiquettes. Le système de voisinage est de premier ou de second d'ordre (4-voisins ou 8-voisins). Ce modèle est défini seulement pour les cliques de cardinal 2 ; leur potentiel est donné par :

$$U_{C2} = \{s, t\}(Xs, Xt) = \beta * (1 - 2\delta(xs, xt)) \quad (3.8)$$

Où  $\delta$  est le symbole de Kronecker

$$\delta(a, b) \begin{cases} 1 & \text{si } a = b \\ 0 & \text{si } a \neq b \end{cases} \quad (3.9)$$

Les potentiels sur les cliques d'ordre supérieur à 2 ou égal à 1 sont fixés à zéro. L'énergie globale est donnée par :

$$U(x) = \beta \sum_{C2=\{s,t\}} (1 - 2\delta(xs, xt)) \quad (3.10)$$

Lorsque  $\beta > 0$ , les configurations les plus probables sont obtenues quand des sites voisins ont des descripteurs égaux, ce qui se traduit en segmentation par de larges régions homogènes la taille de ces régions est contrôlée par la valeur de  $\beta$  [25].

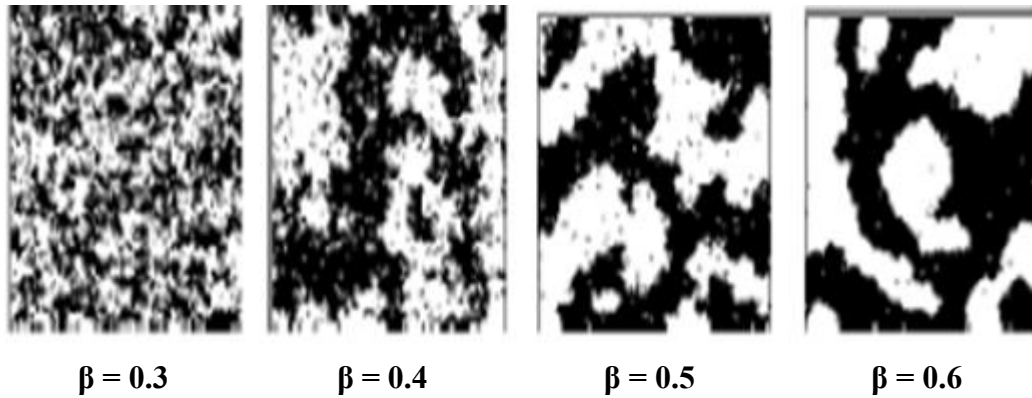


Figure 3.4 : Exemple modèle de Potts avec différentes valeurs de  $\beta$  [25].

### 2.1.2. Estimation Bayésienne

Dans le cadre de la segmentation statistique, une image est représentée par un couple de variables aléatoires  $(X, Y) = ((X_s)_{s \in S}, (Y_s)_{s \in S})$  où  $S$  est l'ensemble des pixels (ou voxels dans le cas de données tridimensionnelles),  $X$  le champ des étiquettes et  $Y$  celui des observations. Chaque  $X_s$  prend ses valeurs dans un ensemble  $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$  appelé ensemble des classes et chaque  $Y_s$  prend ses valeurs dans  $IR^m$ , où  $m$  est par exemple le nombre de modalités dans le cas de la segmentation d'IRM (ou le nombre de canaux d'observation de manière plus générale). Les observations données par le champ  $Y$  sont considérées comme une version dégradée (filtrée, bruitée, ...) de  $X$ . Le problème de la segmentation d'images consiste alors à estimer la réalisation de  $X$  ayant observé  $(Y_s)_{s \in S}$ .

On suppose dans ce cas l'unicité de  $X$  associée à des observations à caractère multimodal. La recherche des informations cachées  $X$  à partir des observations  $Y$  est généralement basée sur l'établissement d'un modèle direct qui intègre toute la connaissance disponible sur la formation des  $Y$  à partir des  $X$ . Retrouver les informations cachées à partir des observations consiste alors à inverser ce modèle direct. Les problèmes inverses en traitement d'images étant généralement des problèmes mal-posés, cette tâche s'avère complexe. Pour tenter de contourner cette difficulté, on peut favoriser certains types de solution en imposant une connaissance a priori sur les étiquettes et leur agencement spatial.

La théorie bayésienne est basée sur la spécification de la distribution a posteriori  $p(X = x/Y = y)$ . La règle de Bayes permet de déterminer la probabilité a posteriori des étiquettes connaissant le champ des observations.

$$P(X = x/Y = y) = \frac{P(Y = y/X = x)P(X = x)}{P(Y = y)} \quad (3.11)$$

Où  $P(X = x, Y = y)$  est la probabilité jointe,  $P(Y = y|X = x)$  est la vraisemblance des observations conditionnellement aux informations cachées,  $P(X = x)$  est l'a priori sur les étiquettes et  $P(Y = y)$  une constante de normalisation.

Nous allons maintenant présenter différents estimateurs permettant d'associer à chaque estimation  $\hat{x}$  de  $x$  une fonction de coût  $L(x, \hat{x})$  mesurant la "distance" entre le champ des étiquettes et son estimation. L'estimateur optimal au sens de Bayes est celui qui minimise le coût moyen, le risque de Bayes [31]:

$$\hat{x}_{opt}(y) = \underset{\hat{x}}{\operatorname{argmin}} E[L(X, \hat{x})/Y = y] \quad (3.11)$$

### 2.1.2.1. Estimateur Maximum A Posteriori (MAP)

L'estimateur du Maximum a Posteriori (MAP) pénalise de la même façon toutes les estimations différentes de la vraie solution  $x$ . La fonction de coût est la suivante :

$$L(x, \hat{x}) = 1 - \delta(x, \hat{x}) \quad \text{avec } \delta(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{si } a = b \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.12)$$

Le symbole de Kronecker. L'estimateur basé sur cette fonction de coût est [31] :

$$\hat{x}_{MAP}(y) = \underset{x}{\operatorname{argmax}} p(X/Y)^{x/y} \quad (3.14)$$

### 2.1.2.2. Estimateur du Mode Conditionnel Itéré (ICM)

L'estimateur du mode conditionnel itéré (ICM) a été proposé comme une méthode itérative d'approximation de l'estimateur MAP. C'est un algorithme déterministe nécessitant une bonne valeur d'initialisation. Son principe est fondé sur la maximisation des probabilités conditionnelles locales en chaque site séquentiellement. En d'autres termes, en chaque site  $s$  on retient la classe qui maximise cette probabilité. L'algorithme ICM se résume comme suit:

- 1) Initialiser une première carte "image"  $x^0$  d'une façon arbitraire.
- 2) A chaque itération  $n$  :
  - ✚ Balayer l'ensemble des sites  $s \in S$  de  $x^{n-1}$  et en chaque site on calcule la probabilité conditionnelle, on pose :

$$x_s^n = \underset{x_s}{\operatorname{argmax}} p(x_s/x_V^{n-1}) \quad (3.15)$$

3) Refaire l'étape n jusqu'à réalisation d'un critère d'arrêt (par exemple lorsque le nombre de changements d'une étape à une autre devient suffisamment faible) [31].

### 2.1.2.3. Estimateur du Mode des Marginales à Posteriori (MMP)

L'estimateur du Mode des Marginales a Posteriori (MMP) pénalise une solution proportionnellement au nombre de sites erronés. La fonction de coût qui lui est associée est la suivante :

$$L(x, \hat{x}) = \sum_{s \in S} 1 - \delta(x_s, \hat{x}_s) \quad (3.16)$$

L'estimateur du MPM minimise en chaque site la distribution marginale locale a posteriori [32]:

$$\forall s \in S \quad \hat{x}_{MMP} \operatorname{argmax}_{x_s} P X_s / Y^{(x_s/y)} \quad (3.17)$$

## 2.2. La technique K-means

La méthode de K-Means ou algorithme de partitionnement par centre mobile permet d'effectuer un partitionnement d'un ensemble de données en K clusters. Un cluster regroupe plusieurs concepts similaires. Chaque cluster (partition) est décrit par son centre. Les centres des clusters sont mobiles au cours de l'exécution de l'algorithme.

### 2.2.1. Présentation de l'algorithme

L'algorithme peut se présenter comme suit :

- ✚ Le nombre de clusters, le paramètre K, est fournit au départ
- ✚ Un ensemble de K centres choisi dans l'ensemble des données
- ✚ Les K clusters sont formés en regroupant dans chaque centre l'ensemble des données plus proches du centre courant que de tout autre centre
- ✚ Le centre de chaque cluster est calculé et devient le nouveau centre
- ✚ L'algorithme boucle alors sur l'étape précédente : Les données sont réaffectées en fonction de ces nouveaux centres et la condition d'arrêt est que les centres deviennent immobiles [36].

### 2.2.2. Organigramme de l'algorithme

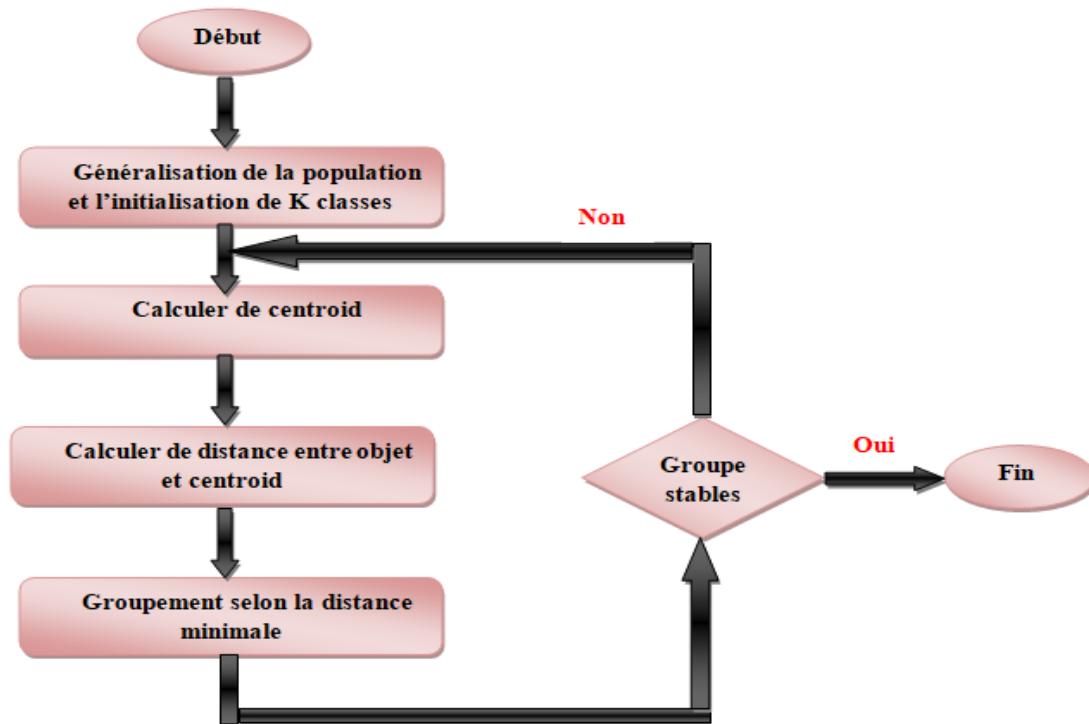


Figure 3.5 : Organigramme de l'algorithme k-means [33].

### 2.2.3. Algorithme

**Entrée** Ensemble de N données, noté par x Nombre de groupes souhaité, noté par k

**Sortie** Une partition de K groupes  $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$

**Début**

1) Initialisation aléatoire des centres  $C_K$  ;

**Répéter**

2) Affectation : générer une nouvelle partition en assignant chaque objet au groupe dont le centre est le plus proche :

$$X_i \in C_K \text{ si } \forall_j |X_i - \mu_K| = \min |X_i - \mu_j|$$

Avec  $\mu_K$  le centre de la classe K ;

3) Représentation : Calculer les centres associe à la nouvelle partition ;

$$\mu_K = \frac{1}{N} \sum_{x \in C_K} x_i$$

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

**Fin.**

Algorithme de K-means [34].

### 3. Description conceptuelle de l'application de segmentation

#### 3.1. Objectifs

Le but de notre travail est la conception et la réalisation d'une application de segmentation des tumeurs cérébrales à partir des Images de Résonance Magnétique (IRM), la segmentation se fait par le champ aléatoire de Markov et l'algorithme K-means, ceci est dans le but d'élaborer une étude comparative entre ces deux techniques, en terme de résistance au bruit, qui affecte principalement la qualité des images IRM.

#### 3.2. Organigramme générale de l'application

Le schéma conceptuel de notre application (**Fig 3.6**) présente les fonctionnalités offertes par cette dernière :

- Le chargement des images IRM originales et des images de référence
- L'enlèvement du « Scalp »
- Procéder à une segmentation sur les images originales en choisissant l'une des deux techniques : champ de Markov ou bien K-means
- Procéder à une segmentation sur des images bruitées, en choisissant l'une des deux techniques : champ de Markov ou bien K-means
- Délimiter la tumeur après segmentation
- Calculer les indices d'évaluation

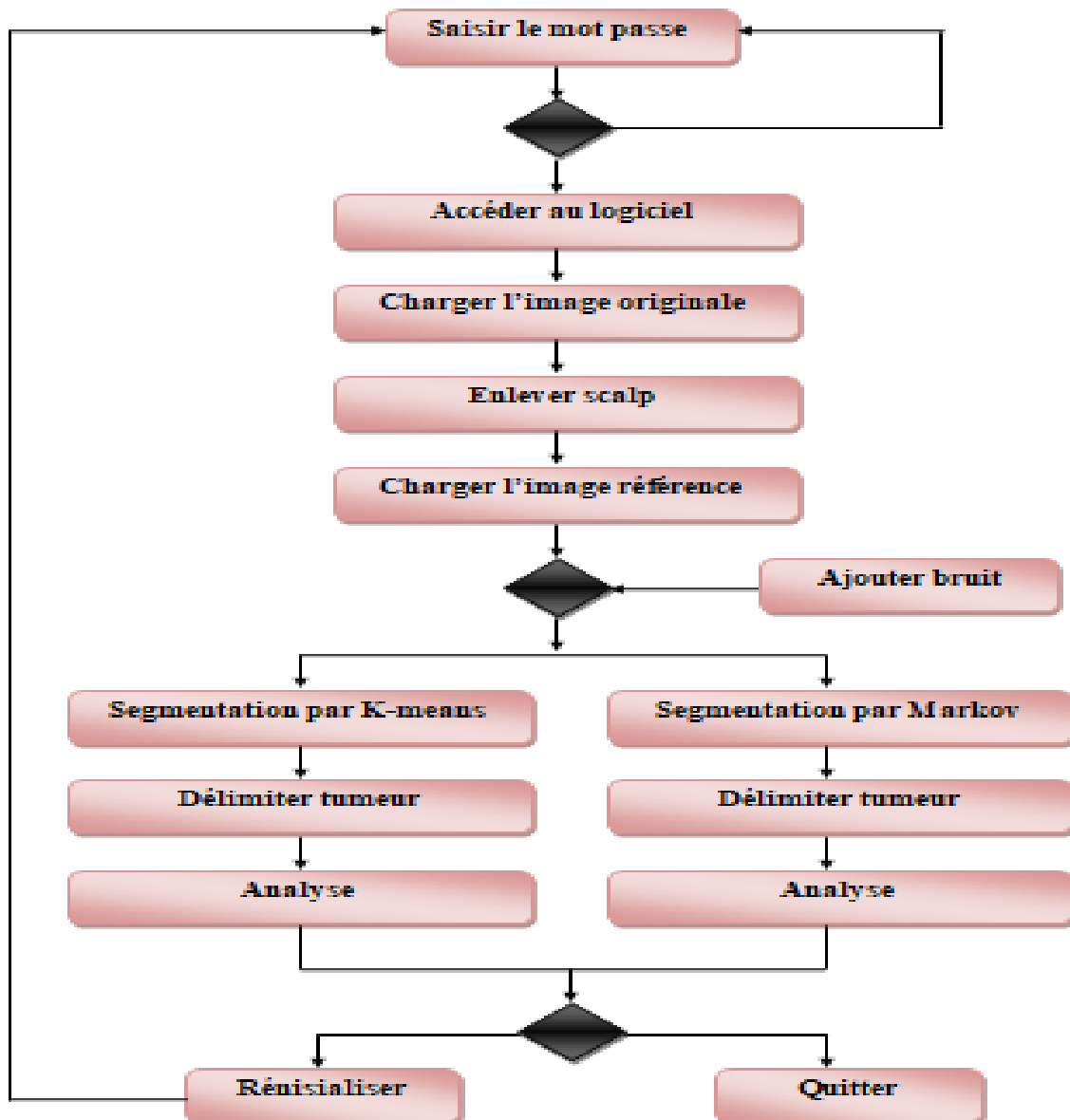


Figure 3.6 : Schéma générale de l'application

## 4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la modélisation basée champ de Markov du problème de segmentation, ses différents modèles (modèle d'Ising, Potts), et ses différentes estimations possibles. Nous avons également vu une présentation de L'algorithme K-means et son organigramme, à la fin nous avons décrit le shama conceptuel de l'application proposée.

## **CHAPITRE 04**

# ***Implémentation Et Expérimentation***

## 1. Introduction

Dans ce chapitre nous présentons l'application réalisée, les tests effectués et les résultats obtenus après l'application des deux techniques de segmentation champ aléatoire de Markov et K-means développés dans le cadre de notre travail.

## 2. Environnement

Nous avons utilisé un PC Dell qui contient les références suivantes :

### 2.1. Matériels de système

- ✓ Processeur : Pentium double cœur E5800/3,20 GHz
- ✓ Mémoire installée (RAM) : 3.00 Go
- ✓ Type du système : système d'exploitation 64 bits

### 2.2. Edition Windows

- ✓ Windows 10

## 3. Choix des outils

Pour la réalisation de notre application, nous avons utilisés Matlab, version 8.1.0.604 (R2013a).

### 3.1. Présentation de Matlab

MATLAB, une abréviation de MATrix LABoratory, est un environnement puissant, complet et facile à utiliser destiné au calcul scientifique. Il apporte aux ingénieurs, chercheurs et à tout scientifique un système interactif intégrant calcul numérique et visualisation. C'est un environnement performant, ouvert et programmable qui permet de remarquables gains de productivité et de créativité. MATLAB est un environnement complet, ouvert et extensible pour le calcul et la visualisation. Il comprend un ensemble d'outils spécifiques à des domaines, appelés Toolboxes (ou Boîtes à Outils). Indispensables à la plupart des utilisateurs, les Boîtes à Outils sont des collections de fonctions qui étendent l'environnement MATLAB pour résoudre des catégories spécifiques de problèmes. C'est un langage de haut niveau utilisant la structure de données matrice comme base et possédant les particularités suivantes :

- ✓ Les structures de contrôle de tous les langages de haut niveau
- ✓ La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations
- ✓ Les possibilités d'écrire des fonctions

- ✓ Les entrées sorties habituelles « entières, réelles et complexes... »
- ✓ Ce langage permet aussi bien de développer des petites applications de façon très rapide que de complexes programmes d'application.
- ✓ La programmation Orientée Objet est également possible. [35].



### 3.2. Pourquoi Matlab

En utilisons MATLAB pour manipuler notre application parce que MATLAB est très approprié pour travailler avec des images, car les éléments de base du traitement dans MATLAB sont des matrices, et une image n'est rien de plus qu'une matrice, chaque élément représentant la couleur et l'éclairage d'un pixel.

## 4. Expérimentation et discussion

Les expérimentations des deux techniques de segmentation sont effectuées sur des Images de Résonance Magnétiques (IRM) réelles, les sections qui suivent décrivent : la base d'images utilisée, l'interface de l'application, et les évaluations qualitatives et quantitatives.

### 4.1. Bases d'images

L'expérimentation est réalisée par un ensemble d'images IRM réelles et pathologiques de type **T1ce** accessible au public à partir du lien: <http://dx.doi.org/10.6084/m9.figshare.1512427> Les tumeurs sont délimitées manuellement par les radiologues dans des images de référence accompagnant les images d'évaluation, cela nous permettons de conclure nos évaluations.

### 4.2. Description de l'interface de l'application

La figure (**Fig.4.1**) montre une capture d'écran de l'interface de notre application, à partir de laquelle l'utilisateur peut :

- Charger une nouvelle image IRM destinée à être segmentée
- Réinitialiser l'interface
- Retirer le « Scalp » du cerveau
- Charger l'image de référence
- Exécuter une segmentation basée K-Means et délimiter la tumeur
- Lancer une segmentation basée champ aléatoire de Markov et délimiter tumeur
- Ajoutez différentes valeurs de bruit gaussien (3 %, 5 %, 9 %) aux images originales
- Effectuer des évaluations quantitatives

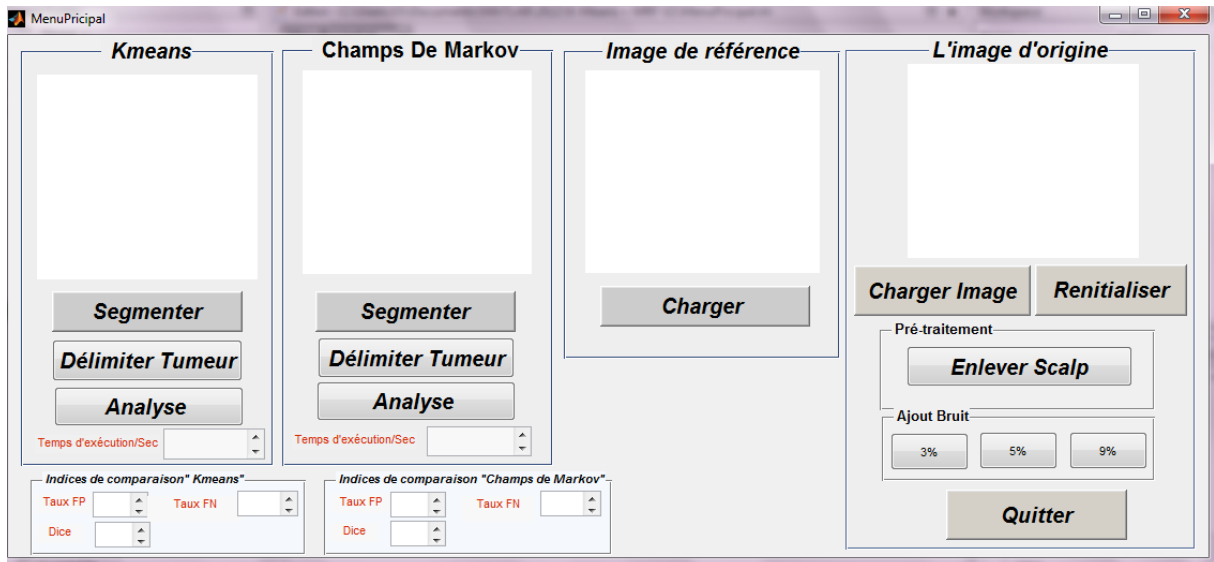


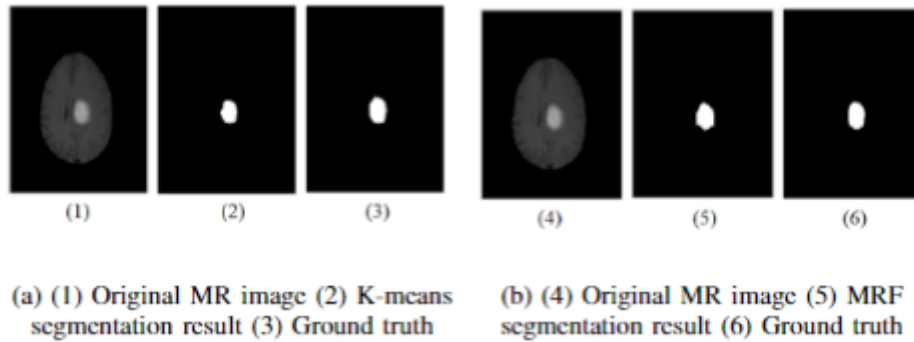
Figure 4.1 : Interface de l'application.

### 4.3. Evaluation qualitative

Pour les deux types de segmentation champ aléatoire de Markov et K-means, nous avons pris le même nombre de classes, soit cinq (05), qui correspond aux : matière blanche, matière grise, LCR, fond et tumeur. Nous avons appliqué la segmentation de 30 images IRM tumorales (par K-means puis par champ aléatoire de Markov), nous avons répété l'expérience sur les mêmes images en leurs ajoutant un bruit Gaussien blanc de 3%, 5% et 9%. Les figures (Fig.4.2 jusqu'à Fig.4.5) illustrent les résultats visuels des K-Means et champ aléatoire de Markov.

#### 4.3.1. Résultat de la segmentation sur les images originales

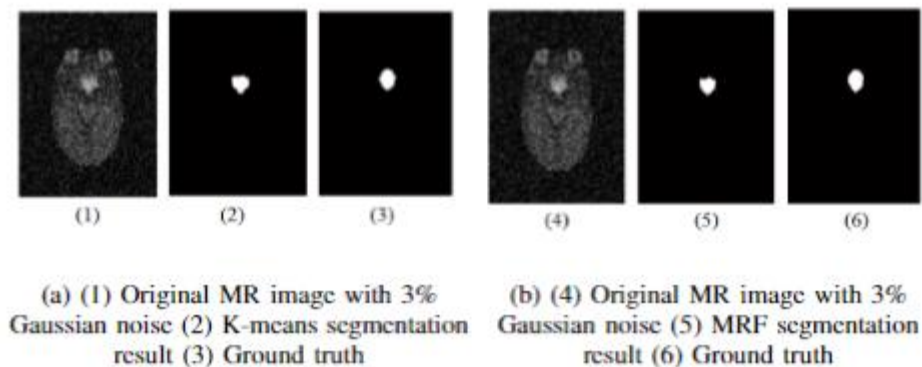
La Figure (Fig.4.2) montre deux exemples de résultats obtenus après segmentation de la tumeur dans une même image par K-means (a) et par champ aléatoire de Markov (b), à partir des images originales (sans appliquer de bruit). Visuellement, nous voyons que les deux techniques donnent un résultat satisfaisant, et la tumeur segmentée est très similaire avec l'image de référence.



**Figure 4.2 :** Segmentation de tumeur par (a) *K-means* et (b) *champ de Markov*.

#### 4.3.2. Résultats de segmentation d'images avec un bruit gaussien de 3%

La figure (**Fig.4.3**) montre deux exemples de résultats obtenus après des segmentations *K-means* (a) et *champ aléatoire de Markov* (b) de la tumeur à partir d'une même image (subissant un bruit Gaussien de 3%). Il est clair visuellement que la tumeur segmentée est correctement délimitée par les deux techniques et est assez proche de l'image de référence, nous pouvons donc conclure que le bruit de 3 % n'a pas d'effet notable sur le rendu des deux techniques.



**Figure 4.3 :** Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (3%) par (a) *K-means* et (b) *champ de Markov*.

#### 4.3.3. Résultats de segmentation des images avec 5% et 9% Gaus-bruit sian :

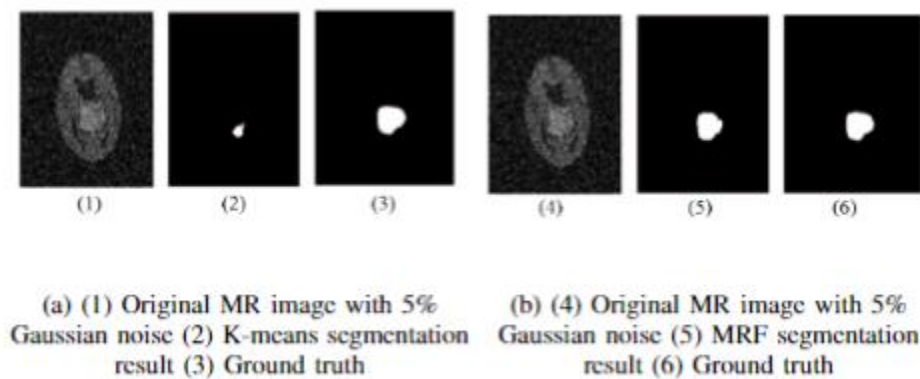
Les figures (**Fig.4.4** et **Fig.4.5**) montrent les résultats obtenus après des segmentations *K-means* (a) et *champ aléatoire de Markov* (b) de la coupe N° 22 bruitée (subissant des bruits Gaussien successives de 5% et 9%), on peu constaté que :

- Pour le cas de la segmentation *K-means* :

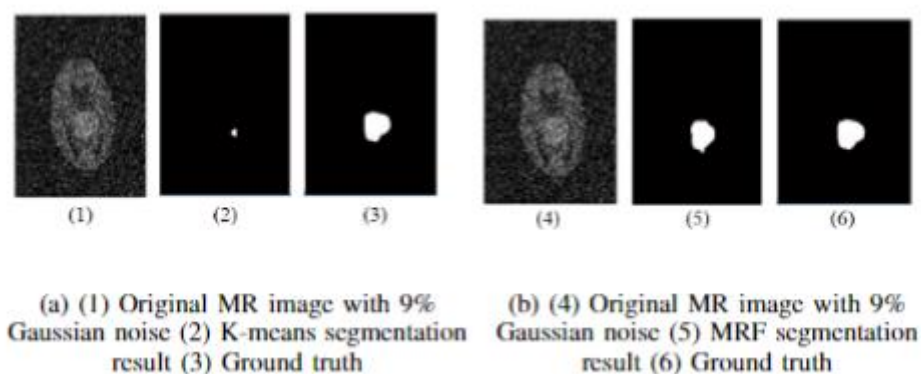
La tumeur segmentée et l'image de référence diffère considérablement en forme et en volume, cet écart se manifeste encore plus avec l'augmentation de la valeur de bruit à 9%

• *Cas de la segmentation champ aléatoire de Markov:*

Ici il est bien clair que les bruits de 5% et 9% n'ont pas affecté le résultat, il est claire que la tumeur segmentée se superpose à l'image de référence.



**Figure 4.4 :** Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (5%) par (a) K-means et (b) champ de Markov.



**Figure 4.5 :** Segmentation de tumeur à partir d'image bruitée (9%) par (a) K-means et (b) champ de Markov.

#### 4.4. Évaluation quantitative

Pour effectuer une analyse quantitative des résultats obtenus après segmentation des tumeurs cérébrales par les deux techniques champ aléatoire de Markov et K-means, nous avons calculé le coefficient de **Dice**, les faux positifs (FP) et les faux négatifs (FN) pour toutes les 30 images, nous avons répété le calcul en variant les valeurs de bruit Gaussien : 3 %, 5 % et 9%.

Le coefficient de **Dice** peut être utilisé pour exprimer la différence entre une région segmentée et l'image de référence, la formule suivante est utilisée pour l'estimer :

$$K = \frac{2*TP}{2*TP+FP+FN} \quad (4.1)$$

Où:

- Vrais positifs ou **TP** (True Positives) : est le nombre de pixel correctement détecté comme une tumeur.
- Faux positifs ou **FP** (False Positives) : c'est le nombre de pixels incorrectement détecté comme une tumeur.
- Faux négatifs ou **FN** (False Negatives) : c'est le nombre de pixels à tort incorrectement détecté non tumeur, et qui sont en fait une tumeur.

Pour l'ensemble des 30 images, les valeurs correspondantes aux : coefficient de **Dice**, **FP** et **FN** sont introduit dans les tableaux ci-dessous.

#### 4.4.1. Indices d'évaluation pour la ces de la segmentation des images originales

D'après les résultats présentés dans le tableau (**Tab4.1**), il est claire que la segmentation basée champ aléatoire de Markov donne des valeurs moyennes de **Dice** et **FN** relativement comparable à celle de K-means, soient **0,92** et **0,91** consécutivement pour le coefficient de **Dice**, et **0,08** et **0,1** consécutivement pour les faux négatifs.

Method	Index	14	13	3	10	18	139	31	103	108	22	115	23	11	29	116	118	158	142	160	167	168	174	161	166	176	177	192	194	165	175	Average	
K-means	Dice	0,96	0,96	0,94	0,89	0,89	0,92	0,90	0,92	0,80	0,92	0,90	0,94	0,96	0,93	0,88	0,90	0,92	0,91	0,89	0,94	0,88	0,82	0,93	0,95	0,90	0,94	0,90	0,98	0,81	0,87	<b>0,91</b>	
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>
	r <sub>fn</sub>	0,05	0,04	0,09	0,19	0,19	0,09	0,18	0,13	0,29	0,09	0,18	0,10	0,06	0,12	0,21	0,18	0,12	0,14	0,19	0,10	0,20	0,31	0,08	0,05	0,17	0,11	0,14	0,02	0,10	0,22	<b>0,10</b>	
MRF	Dice	0,96	0,95	0,94	0,93	0,92	0,93	0,91	0,91	0,83	0,92	0,90	0,91	0,96	0,94	0,88	0,93	0,94	0,90	0,90	0,93	0,87	0,89	0,93	0,94	0,91	0,93	0,89	0,97	0,84	0,89	<b>0,92</b>	
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>	
	r <sub>fn</sub>	0,03	0,07	0,11	0,09	0,14	0,07	0,17	0,15	0,21	0,09	0,18	0,17	0,04	0,11	0,21	0,11	0,06	0,17	0,17	0,13	0,20	0,19	0,08	0,07	0,14	0,08	0,16	0,01	0,11	0,15	<b>0,08</b>	

**Tableau 4.1** : indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation d'images originales.

#### 4.4.2. Indices d'évaluation pour la ces de la segmentation des images bruitées (3%,5% et 9% de bruit Gaussien)

D'après les résultats présentés dans les tableaux (**Tab4.2**, **Tab4.3**, **Tab4.4**) ci-dessous, on remarque que le champ aléatoire de Markov obtient un meilleur résultat comparativement à celui de K-means.

Method	Index	14	13	3	10	18	139	31	103	108	22	115	23	11	29	116	118	158	142	160	167	168	174	161	166	176	177	192	194	165	175	Average
K-means	Dice	0,95	0,93	0,77	0,92	0,93	0,89	0,88	0,88	0,75	0,90	0,91	0,87	0,95	0,81	0,88	0,92	0,84	0,92	0,92	0,81	0,84	0,52	0,92	0,86	0,92	0,89	0,87	0,37	0,78	0,87	<b>0,85</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>
	r <sub>fn</sub>	0,06	0,10	0,37	0,13	0,11	0,06	0,21	0,17	0,40	0,16	0,15	0,23	0,07	0,31	0,20	0,12	0,25	0,06	0,09	0,32	0,26	0,65	0,06	0,21	0,10	0,03	0,20	0,77	0,34	0,12	<b>0,22</b>
MRF	Dice	0,95	0,94	0,89	0,91	0,90	0,93	0,89	0,72	0,79	0,93	0,87	0,88	0,95	0,93	0,87	0,93	0,94	0,80	0,89	0,88	0,83	0,89	0,93	0,88	0,92	0,88	0,88	0,97	0,85	0,88	<b>0,89</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>	
	r <sub>fn</sub>	0,06	0,08	0,18	0,17	0,16	0,07	0,19	0,43	0,35	0,11	0,23	0,21	0,08	0,13	0,22	0,10	0,07	0,32	0,18	0,21	0,23	0,19	0,07	0,21	0,12	0,03	0,19	0,02	0,14	0,11	<b>0,17</b>

Tableau 4.2 : indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 3% de bruit Gaussien.

Method	Index	14	13	3	10	18	139	31	103	108	22	115	23	11	29	116	118	158	142	160	167	168	174	161	166	176	177	192	194	165	175	Average
K-means	Dice	0,91	0,51	0,03	0,37	0,90	0,92	0,57	0,52	0,49	0,26	0,53	0,28	0,93	0,73	0,62	0,93	0,18	0,92	0,85	0,25	0,48	0,61	0,91	0,83	0,91	0,94	0,09	0,17	0,21	0,87	<b>0,59</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>
	r <sub>fn</sub>	0,14	0,65	0,82	0,22	0,16	0,06	0,60	0,65	0,68	0,85	0,64	0,84	0,11	0,42	0,55	0,12	0,90	0,09	0,24	0,86	0,68	0,56	0,10	0,29	0,14	0,01	0,96	0,91	0,88	0,13	<b>0,48</b>
MRF	Dice	0,96	0,95	0,87	0,91	0,90	0,93	0,89	0,72	0,79	0,93	0,87	0,88	0,95	0,93	0,86	0,94	0,94	0,65	0,88	0,88	0,83	0,89	0,93	0,22	0,92	0,93	0,88	0,98	0,85	0,85	<b>0,86</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>	
	r <sub>fn</sub>	0,06	0,08	0,21	0,17	0,16	0,06	0,19	0,43	0,35	0,12	0,22	0,21	0,08	0,13	0,23	0,09	0,07	0,52	0,21	0,21	0,28	0,20	0,07	0,87	0,12	0,08	0,19	0,02	0,15	0,12	<b>0,20</b>

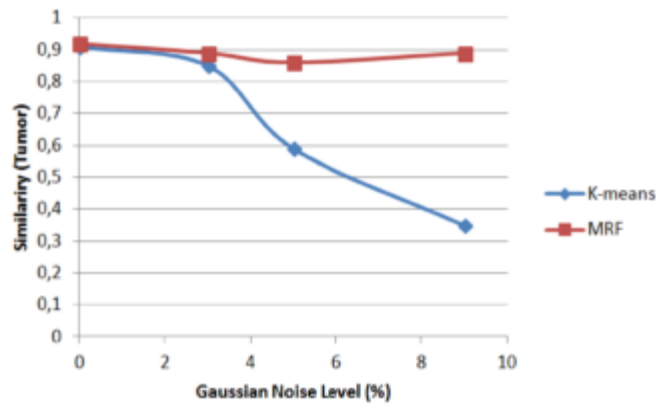
Tableau 4.3 : indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 5% de bruit Gaussien.

Method	Index	14	13	3	10	18	139	31	103	108	22	115	23	11	29	116	118	158	142	160	167	168	174	161	166	176	177	192	194	165	175	Average
K-means	Dice	0,62	0,09	0,04	0,79	0,82	0,64	0,23	0,27	0,11	0,09	0,20	0,16	0,26	0,16	0,09	0,89	0,04	0,93	0,42	0,04	0,07	0,21	0,88	0,04	0,89	0,64	0,04	0,02	0,03	0,78	<b>0,35</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>
	r <sub>fn</sub>	0,55	0,95	0,98	0,34	0,30	0,52	0,87	0,84	0,94	0,95	0,89	0,91	0,85	0,90	0,95	0,17	0,98	0,06	0,73	0,98	0,96	0,88	0,18	0,98	0,19	0,53	0,98	0,99	0,98	0,35	<b>0,72</b>
MRF	Dice	0,96	0,94	0,88	0,91	0,91	0,93	0,89	0,73	0,79	0,92	0,87	0,89	0,95	0,76	0,86	0,93	0,94	0,79	0,89	0,87	0,84	0,89	0,93	0,87	0,92	0,94	0,88	0,98	0,85	0,88	<b>0,89</b>
	r <sub>fp</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,00</b>	
	r <sub>fn</sub>	0,07	0,08	0,20	0,16	0,16	0,06	0,20	0,43	0,35	0,12	0,23	0,90	0,08	0,06	0,24	0,09	0,07	0,34	0,19	0,23	0,28	0,19	0,08	0,21	0,11	0,08	0,19	0,02	0,16	0,12	<b>0,19</b>

Tableau 4.4 : indices d'évaluation (Dice, FN et FP) de la segmentation de 30 images avec 9% de bruit Gaussien.

Nous confirmons donc que dans le cas de la segmentation d'images bruitées par champ aléatoire de Markov le coefficient de **Dice** n'a pas beaucoup diminué, il est compris entre **0,86** et **0,89**. Cependant, dans le cas de la segmentation K-means des mêmes images, **Dice** s'est fortement détérioré, ses valeurs sont diminuées : **0,85** pour un bruit de **3%**, et **0,59** pour un bruit de **5%**, arrivant à **0,35** pour un bruit de **9 %**. En conséquence, nous pouvons conclure que le champ aléatoire de Markov est beaucoup plus persistant que K-means dans la segmentation des images bruitées.

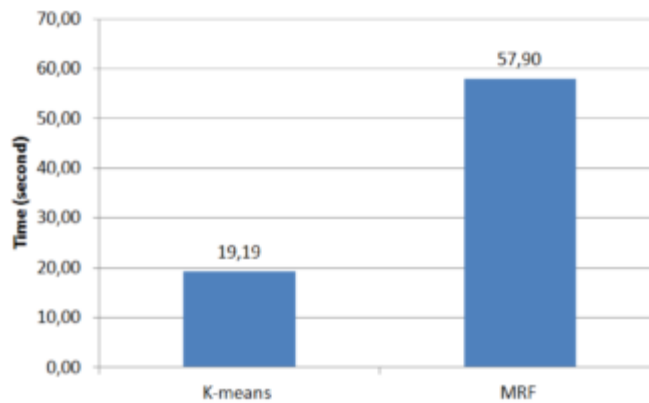
Le rapport entre le coefficient de **Dice** et la **valeur de bruit** pour la segmentation tumorale par K-means et champ aléatoire de Markov est illustré à la figure (**Fig.4.6**).



**Figure 4.6 :** *Le rapport similarité de tumeurs cérébrales segmentées avec les valeurs de bruit.*

#### 4.4.3. Le temps de calcul

Le temps moyen de calcul écoulé dans la segmentation d’une tumeur par K-means et champ aléatoire de Markov est illustré dans la figure (Fig.4.7). K-means dépasse champ de Markov en termes de vitesse, cela est dû à sa convergence rapide et à sa faible complexité de calcul.



**Figure 4.7 :** *Le temps de calcul moyen des segmentations K-means et champ aléatoire de Markov.*

## 5. Conclusion

A travers ce chapitre nous avons présenté l’application de segmentation de tumeurs cérébrales à partir des images que nous avons développées par le langage de programmation Matlab. Nous avons mené des évaluations qualitatives et quantitatives à travers lesquelles nous confirmons que le champ aléatoire de Markov résiste mieux au bruit et donne une bonne segmentation des tumeurs cérébrales, et plus proche des images de références par rapport à K-means.

## Conclusion Générale

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) a démontré sa capacité pour produire des images à contraste élevé pour les tissus mous, malgré ses points faibles concernant l'effet de volume partiel et le bruit de capteurs du système électronique. Les caractéristiques de cette technique dans la visualisation de tumeurs lui permettent d'être largement utilisée dans les cliniques médicales.

La délimitation des tumeurs cérébrales à partir de l'imagerie par résonance magnétique est au cœur du processus d'analyse d'images médicales, une bonne délimitation est conditionnée par une segmentation efficace et robuste. En réalité il n'y a pas de méthode de segmentation universelle, cela dépend grandement du type d'images utilisées et d'autres paramètres tels que les paramètres d'acquisition.

Dans ce travail, nous utilisons deux techniques pour segmenter les tumeurs cérébrales à partir d'images IRM, l'algorithme K-means et le champ aléatoire de Markov, et le test est effectué sur une base d'images réelles. L'expérimentation montre que le champ aléatoire de Markov est une méthode efficace pour une segmentation robuste et précise des tumeurs cérébrales, il est persistant au bruit par rapport à K-means, mais il est plus long que ce dernier.

Comme perspectives, il sera intéressant d'élargir la comparaison vers d'autres techniques de segmentation comme FCM (Fuzzy c-means) par exemple.



# **Bibliographie**

# BIBLIOGRAPHIE

1. Institut Numerique. <https://www.institut-numerique.org/>. [En ligne] 01 03 2014. <https://www.institut-numerique.org/21-definition-imagerie-medicale-5311fddc1d1aa>.
2. Futura Santé. <https://www.futura-sciences.com/>. [En ligne] 2001. <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/medecine-radiographie-8791/>.
3. Oubehri, Leila et Belhadj, Karim. *Revue De Méthodes De Recalage D'images Texturées: Application À Des Images Médicales*. Tizi Ouzou : Thèse Master université Mouloud Mammeri , 2014.
4. Boudab , Ahmed Nazim. *Atlas probabiliste en imagerie par résonance Magnétique (IRM)*. Skikda : Mémoire Master Université 20 Aout 1955, 2017.
5. Imagerie. *Ma santé info.com*. [En ligne] 2006. <http://www.imagerie-info.com/historique.shtml>.
6. encyclopedie. *larousse*. [En ligne] [https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/imagerie\\_mol%C3%A9culaire/185288](https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/imagerie_mol%C3%A9culaire/185288).
7. [En ligne] 2017. <https://eu-ireland-custom-media-prod.s3-eu-west-1.amazonaws.com/France/Download/CERF475396/CERF475396.pdf>.
8. BENTATA, Réda. *Segmentation D'images Tomographiques Par Émission De Positons*. Oran : Thèse Magister Université Ahmed Ben Bella , 2012.
9. Ferdjallah , Chemseddine et Bouchareb , Samir. *Segmentation Et Classification Des Images Cérébrales*. Guelma : Mémoire Master Université 8 Mai 1945 , 2020.
10. Belladgham, Aicha et Belgherbi, Née. *Segmentation d'image et morphologie mathématique :Application a l'imagerie de l'abodomen*. tlemcen : Thèse Doctora université Abou Bakr Belkaid , 2014.
11. ALLEGUE , Ahmed Ziyad et BERREDAI , Radwane. *ETUDE SUR L'IMAGERIE MEDICALE:Application à l'imagerie par résonance magnétique Nucléaire (IRMN)*. Guelma : Thèse Master Université de 8 Mai 1945 , 2020.
12. *Larousse*. [Enligne] [https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/substance\\_grise/16317](https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/substance_grise/16317).

13. Khalfallah, Sara. *Introduction à l'imagerie médicale*. BISKRA : Mémoire Master UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER, 2020.
14. Passeport Sante. [En ligne] <https://www.passeportsante.net/fr/parties-corps/Fiche.aspx?doc=liquide-cephalo-rachidien-definition-composition-role>.
15. Bricq, Stéphanie. *Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésion*. PhD diss., PhD thesis, Thèse de Doctorat Université Louis Pasteur de Strasbourg, 2008.
16. Mitacs. [En ligne] <https://www.mitacs.ca/fr/projects/fondu-des-imageries-structurelles-fonctionnelles-et-des-irm-en-tenseur-de-diffusion-pour>.
17. e-MRI. [En ligne] <https://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/Signal-RMN-et-Contraste-de-base/Signal-weighting>.
18. Chighoub, Fouzia. *Techniques Automatique De Segmentation De Sillons Corticaux En Imagerie Irm*. Biskra : Mémoire de Master Université Mohamed Khider, 2011.
19. Brighet, inas et Bouaita, Samia. *Développement d'une application de Traitement d'images numériques*. Skikda : Mémoire Licence université 20 Aout 1955, 2021.
20. Sabri , Akram. *Développement D'une Application De Traitement D'images*. Tlemcen : Mémoire de Licence Université Abou Bekr Belkaid , 2014.
21. Zdira, Meriem et Houari, Kamel. *Segmentation D'images Médicales Par Champs Aléatoire De Markov Cachés*. Om-el-bouaghi : Mémoire de Master Université Larbi Ben M'hidi, 2011.
22. MEHIDI , Abdallah. *Imagerie médicale*. Mostaganem : THÈSE DE DOCTORAT Université de Mostaganem , 2019.
23. MEZIANE, Abdelfettah. *Etudes Et Comparaison Des Méthodes De Segmentation D'images Cérébrales*. Tlemcen : Mémoire de Magister Université Abou Bekr Belkaid , 2011.
24. Jérémy, Lecoœur et Christian , Barillo. *Segmentation d'images cérébrales: Etat de l'art*. Inria : thèse Doctora, 2007.
25. MOHAMMEDI , Maha et KOUDRI, Fatna. *Segmentation d'image IRM cérébrale en utilisant l'intensité et l'information contextuelle par le champ aléatoire de Markov*. MSILA : Mémoire Master UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF, 2020.

26.[Enligne]<https://dspace.univguelma.dz/jspui/bitstream/123456789/4052/1/mem.final.pdf>.

27. Benoit , Scherre. *Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne*. GRENOBLE : Thèse Doctora , 2008.

28. *Une Approche coopérative pour la segmentation en IRM cérébrale*. Laurence, GERMOND, et al., et al. 3, France : Faculté de Médecine.

29. kharroubi , Mohamed Amine. *Segmentation d'image médicale pa rchamps de Markov*. MOSTAGANEM : Thèse MAGISTER UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS , 2013.

30. FAID , SARRA et DEHIMI, WAFA. *Modèle de segmentation d'image à champ aléatoire de markov (MRF)*. MSILA : Mémoire Master UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF , 2019.

31. Ben Rekia, Othmene . *Segmentation d'IRM cérébrale Par Algorithme EM*. BLIDA : Thèse Master Univesité Saad Dahlab , 2012.

32. Dalila , Benboudjema. *CHAMPS DE MARKOV TRIPLETS ET SEGMENTATION BAYESIENNE*. Troyes : Thèse Doctora Université de Technologie , 2005. n°05INT009.

33. SlideShare. [En ligne] <https://fr.slideshare.net/doniahammami/expos-segmentation>.

34. Oumiloud , Horiya et Mokeddem , Asma. *Classification non supervisée : Application de k-means*. Tlemcen : Mémoire Licence Université Abou Bakr Belkaid, 2014.

35. Baladji, Djalal. *Développement d'un logiciel pour débruitage des images numériques*. Oum El Bouaghi : Mémoire Master Université Larbi Ben M'hidi, Oum El Bouaghi ,2017.

36. Setti Ahmed, Soraya. *Construction d'Ontologies Modulaires : Approche Basée sur le Clustering*. Sidi Bel Abbès : Thèse de Doctorat Université Djillali Liabès , 2016.



**Annexe**

## Présentation de l'application

L'utilisateur de l'application doit s'authentifier pour accéder à l'interface de l'application, il peut charger l'image originale et l'image de référence, enlever scalp, il peut aussi ajouter le bruit.

Le menu permet aussi de réaliser la segmentation de l'image par deux algorithmes (K-means, Markov), délimiter la tumeur et faire l'analyse.

## Interfaces et fonctionnalités

Nous présentons quelques fenêtres de l'application proposée pour la segmentation

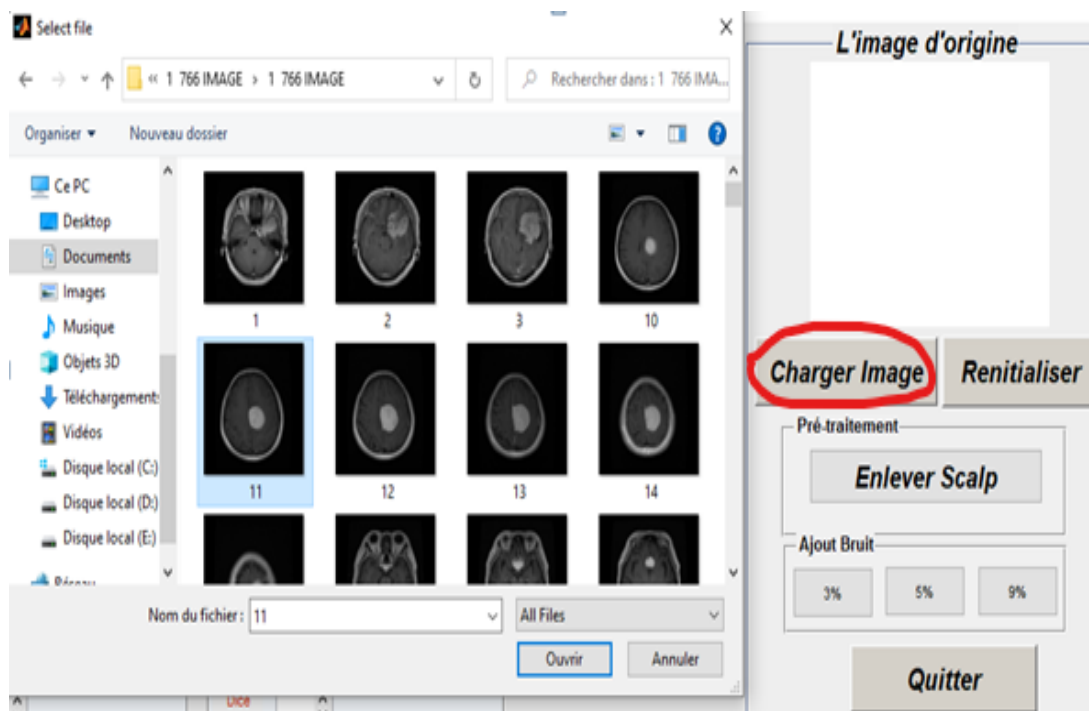
### a) La Fenêtre de mot passe



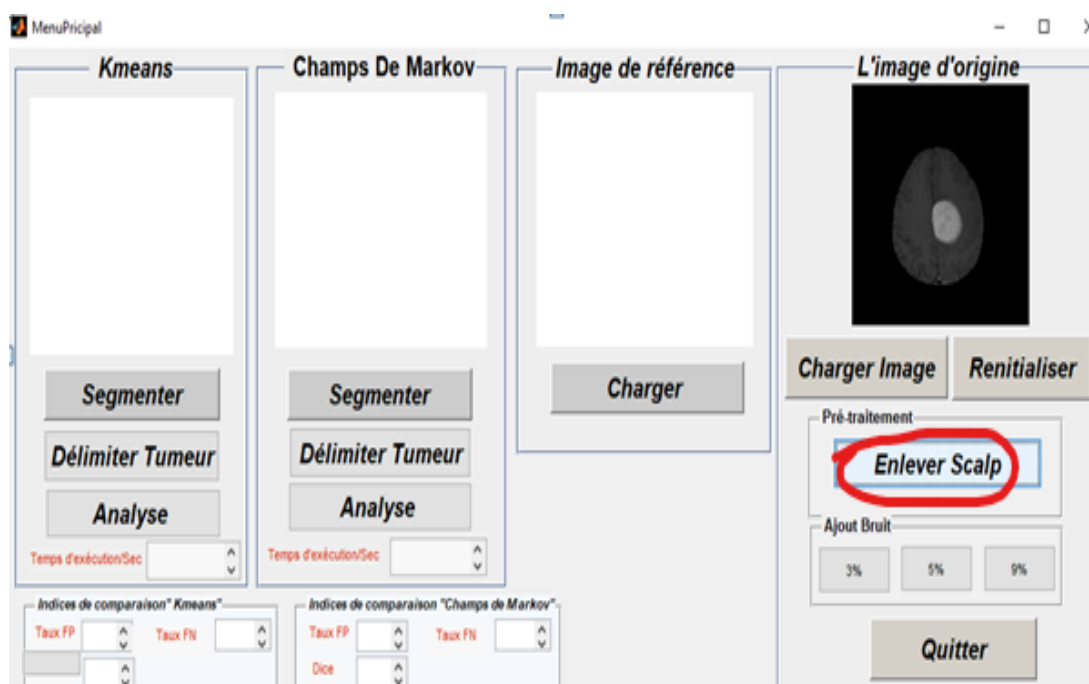
### b) La page d'accueil de l'application



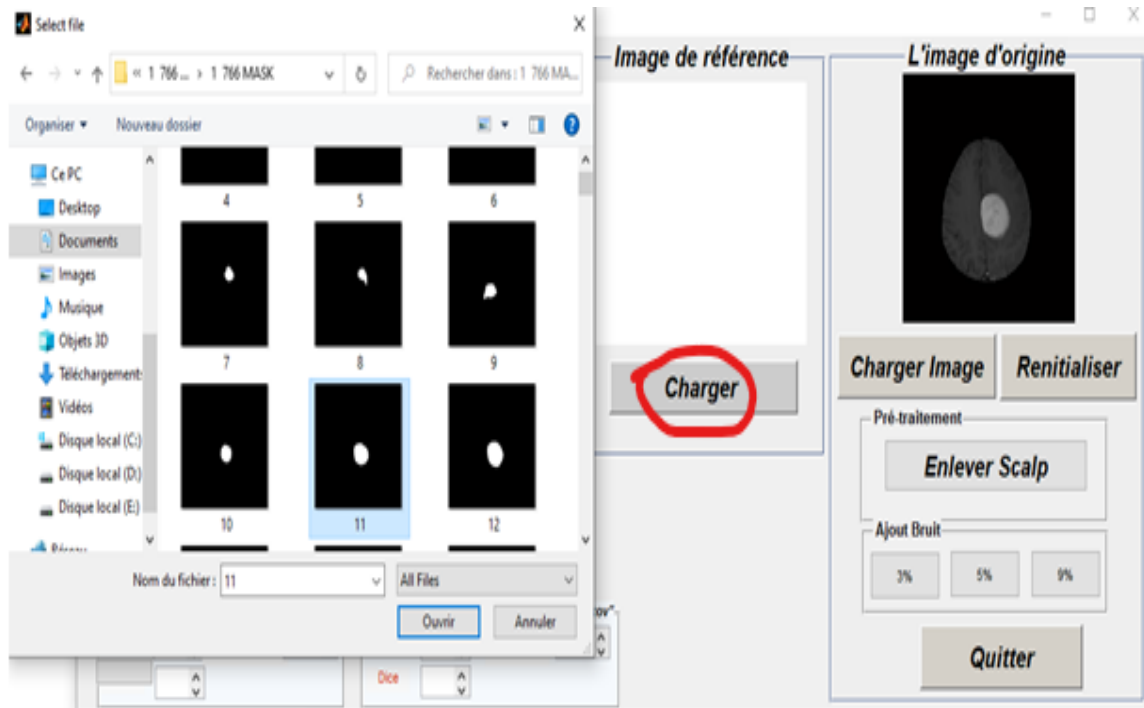
c) Charger l'image d'origine



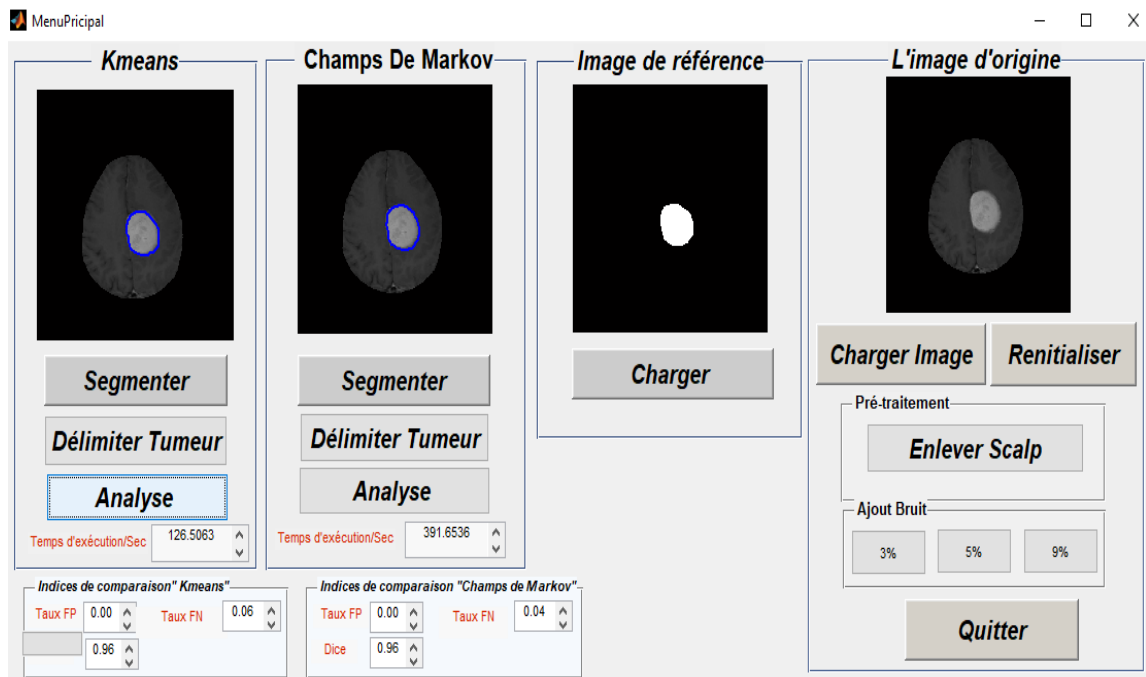
d) Enlever scalp



e) Charger l'image de référence



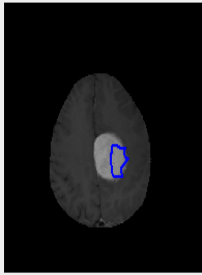
F) Segmentation d'une image sans bruit (par K-means et champ de Markov)



**g) Segmentation d'une image avec 9 % de bruit (par K-means et champ de Markov)**

MenuPrincipal

### Kmeans



Segmenter

Délimiter Tumeur

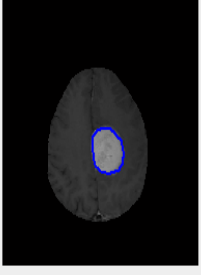
Analyse

Temps d'exécution/Sec 215.5919

Indices de comparaison "Kmeans"

Taux FP	0.00	Taux FN	0.70
Dice	0.46		

### Champs De Markov



Segmenter

Délimiter Tumeur

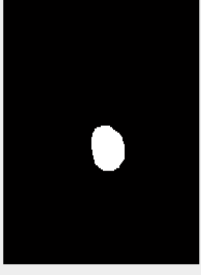
Analyse

Temps d'exécution/Sec 418.6948

Indices de comparaison "Champs de Markov"

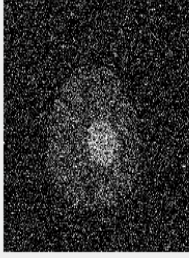
Taux FP	0.00	Taux FN	0.08
Dice	0.95		

### Image de référence



Charger

### Image avec 9% bruit



Charger Image

Renitialiser

Pré-traitement

Enlever Scalp

Ajout Bruit

3% 5% 9%

Quitter