

# République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA



Faculté des Nouvelles Technologies de  
l'Information et de la Communication

Département d'électronique et des télécommunications

## MÉMOIRE MASTER ACADÉMIQUE

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunication

Présenté par : *RawdhaBahri*

*NourelhoudaHadjadj*

*Thème :*

## *Segmentation d'Image par Classification (k-Means)*

**Soutenu**

**Le : /10/2020**

**Devant le jury :**

S.GAMOUH

MCB

Président

UKM Ouargla

A.MANSEUR

MAA

Examineur

UKM Ouargla

R.BOUCOUAREB

MCB

Encadreur

UKM Ouargla

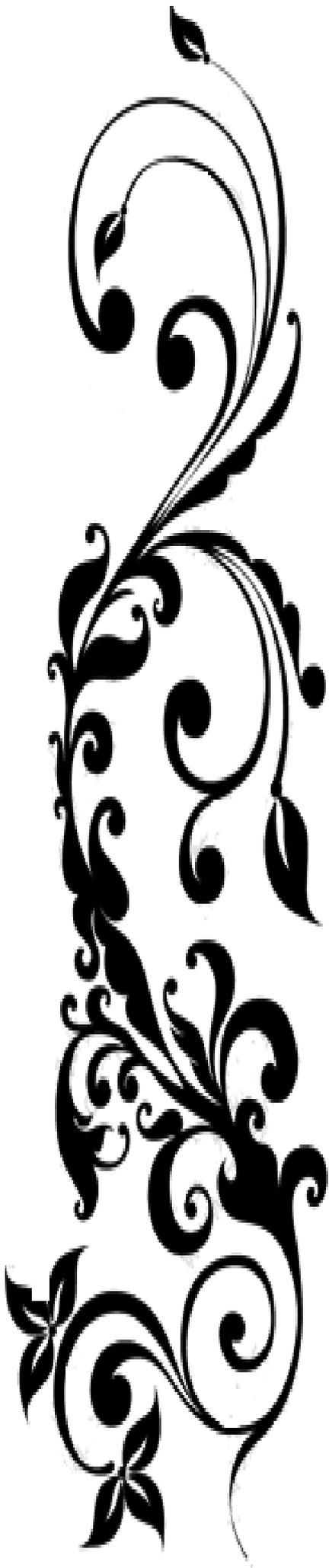
B.NAAM

PHD

Co-Encadreur

UKM Ouargla

**Année Universitaire : 2019/2020**



# *Remerciements*

## *Remerciement*

*Nous remercions Allah, le tout puissant et miséricordieux,  
qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce  
Modeste travail.*

*Nous adressons notre reconnaissance, notre  
gratitude*

*À NOTRE ENSEIGNANT ET ENCADREUR*

*LE DOCTEUR BOUCHOUARE BRACHIDA*

*Maître de Conférences -B- au département D'électronique  
et de Télécommunication à UKMO*

*Nous tenons, tout particulièrement et très sincèrement, à  
lui remercier de nous avoir proposé le sujet et de nous  
avoir encadrés. Son suivi, ses encouragements et ses  
orientations ont été d'un grand réconfort et d'une aide  
précieuse. Qu'il nous soit permis d'exprimer nos plus vifs  
remerciements de nous avoir fait bénéficier de ses  
compétences, ses qualités humaines et de sa disponibilité  
non seulement pour la réalisation de ce mémoire mais  
aussi durant tout le parcours de notre formation.*

*Nos remerciements s'adressent également à Monsieur le  
Président de jury GAMOUH Samia et l'examineur  
MENSEUR Abdelghani pour l'honneur qu'ils nous font  
d'avoir bien voulu étudier ce Travail et de le juger.  
Nous n'oublions pas d'adresser un grand merci à tous les  
enseignants, toutes les personnes qui ont contribué de  
près et de loin à l'enrichissement et à notre  
épanouissement intellectuel durant tout ce parcours  
universitaire aux Département d'électronique et des  
télécommunications de l'Université de Ouargla.*





*Dédicace*

*A cœur vaillant rien d'impossible  
A conscience tranquille tout est accessible  
Quand il y a la soif d'apprendre  
Tout vient à point à qui sait attendre  
Quand il y a le souci de réaliser un dessein  
Tout devient facile pour arriver à nos fins  
Malgré les obstacles qui s'opposent  
En dépit des difficultés qui s'interposent  
Les études sont avant tout  
Notre unique et seul atout  
Ils représentent la lumière de notre existence  
L'étoile brillante de notre réjouissance  
Comme un vol de gerfauts hors du charnier natal  
Nous partons ivres d'un rêve héroïque et brutal  
Espérant des lendemains épiques  
Un avenir glorieux et magique  
Souhaitant que le fruit de nos efforts fournis  
Jour et nuit, nous mènera vers le bonheur fleuri  
Aujourd'hui, ici rassemblés auprès des jurys,  
Nous prions dieu que cette soutenance  
Fera signe de persévérance  
Et que nous serions enchantés  
Par notre travail honoré*

*Nous dédions cette mémoire ...*

*A mes chers parents ma mère et mon père*

*Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs  
encouragements.*

*A mes très chers frères Miloud, Mohammed*

*A mes très chères sœurs Amina et Khaoula*

*A mes amies et mes camarades.*

*À tous mes professeurs et à tous ceux qui ont participé*

*dans l'exécution de ce modeste travail.*



*Rawdha*

## *A la mémoire de mon Père...*

*Je dédie cet événement marquant de ma vie à la mémoire de mon père disparu trop tôt. J'espère que, du monde qui est le sien maintenant, il apprécie cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part d'une fille qui a toujours prié pour le salut de son âme. Puisse Dieu, le tout puissant, l'avoir en sa sainte miséricorde !*

## *A ma très chère mère*

*Affable, honorable, aimable : Tu représentes 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. Ta prière et ta 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 tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte.*

## *A mes très chères sœurs Khaoula & Romaïssa*

*Mes chères sœurs présentent dans tous les moments doux et difficile dans ma vie par votre soutien moral et vos belles surprises sucrées. Je vous souhaite un avenir plein de joie, de bonheur, de réussite et de sérénité. Je vous exprime à travers ce travail mes sentiments de fraternité et d'amour. A tous les membres de la famille, petits et grands. Veuillez trouver dans ce modeste travail l'expression de mon affection.*

## *A ma chère binôme Rawdha*

*En témoignage de l'amitié qui nous unit et des souvenirs de tous les moments que nous avons passé ensemble, je vous souhaite une vie pleine de santé et de bonheur.*

## *A mes chères ami(e)s : « Amel, Amina, Rania » - A mes chers collègues « ma promotion 2020 »*

*Je ne peux trouver les mots justes et sincères pour vous exprimer mon affection et mes pensées, vous êtes pour moi des frères, sœurs et des amis sur qui je peux compter. En témoignage de l'amitié qui nous unit et des souvenirs de tous les moments que nous avons passé ensemble, je vous dédie ce travail et je vous souhaite une vie pleine de santé et de bonheur.*



*Nourehouda*

## Résumé :

La segmentation d'image est importante dans plusieurs domaines: la médecine, science sociale, industrie, marketing, météorologie ....etc.

Elle divise un ensemble de données en plusieurs sous-ensembles appelés groupes ou clusters. Ces groupes sont caractérisés idéalement par une ressemblance à l'intérieur et une différence entre les membres de différents groupes. Dans ce travail, nous intéressons par la méthode de classification non supervisée (k-means).

Nous avons testé cette méthode sur différentes images synthétiques et standards contenant différentes formes et nombre de classe.

Ensuite, nous avons utilisé l'image IRM cérébrale pour valider notre algorithme de segmentation (k-means) en détectant la partie tumorale.

**Mots clés :** segmentation d'image, classification non supervisée, la méthode (k-means).

**ملخص:** تجزئة الصورة مهم في عدة مجالات: الطب، والعلوم الاجتماعية، والصناعة، والتسويق، والأرصاد الجوية، الخ. يقسم مجموعة بيانات إلى عدة مجموعات فرعية تسمى مجموعات أو مجموعات. وتتميز هذه المجموعات بشكل مثالي من قبل التشابه الداخلية والفرق بين أعضاء مجموعات مختلفة. في العمل، ونحن مهتمون في طريقة تصنيف غير خاضع للرقابة. لقد طبقنا هذه الطريقة على مختلف الصور الاصطناعية والقياسية التي تحتوي على أشكال مختلفة وعدد من الفئات. ثم استخدمنا صورة التصوير بالرنين المغناطيسي الدماغ للتحقق من خوارزمية التجزئة لأجل الكشف عن جزء الورم.

**الكلمات المفتاحية:** تجزئة الصورة، تصنيف غير خاضع للرقابة، طريقة (k-means)

## Abstract :

Image segmentation is important in several areas: medicine, social science, industry, marketing, meteorology..., etc.

It divides a set of data into several subsets called groups or clusters. These groups are ideally characterized by internal resemblance and difference between members of different groups. In this work, we are interested in the unsupervised classification method (k-means).

We tested this method on different synthetic and standard images containing different shapes and number of classes. Next, we used brain MRI image to validate our segmentation algorithm (k-means) for detecting the tumor part.

**Keywords:** image segmentation, unsupervised classification, method (k-means)

# Table des matières

Table des figures	I
Table des tableaux	II
Abréviations	III
Introduction Générale	IV
<b>CHAPITRE I: Imagerie par Résonance Magnétique « IRM»</b>	
Introduction :	1
Eléments d'anatomie cérébrale:	1
I.3.L'imagerie médicale	4
I.4.Imagerie par résonance magnétique	5
I.5.L'observation du cerveau	7
I.6.Artefacts des images IRM	8
I.7.Conclusion	9
<b>CHAPITRE II: Application de l'algorithme K-Means</b>	
II.1.Introduction :	12
Généralité sur traitement d'images	12
II.2.Définition d'image :	12
II.3.L'acquisition d'image:	13
II.4.Caractéristiques d'une image numérique:	13
II.5.Types d'images:	15
II.6.Traitement d'image:	17
II.7.Pré traitement d'images:	18
II.8.Filtrage numérique	18
II.9.Objectif de traitement d'images:	21
Segmentation d'images	22
II.10.Définition de segmentation d'image :	22
II.11.Différentes approches:	23
II.12.Conclusion :	27
<b>CHAPITRE III: Segmentation d'images par classification</b>	
III.1.Introduction :	28
III.2.K-means	28
III.3.Algorithme K-means:	31
III.4.Convergence et initialisation des K-Means :	32
III.5.Choix du nombre K de classes(clusters)	32
III.6.Cas d'utilisation k-means	33
III.7.Versions de l'algorithme k-means:	33
III.8.Les avantages de l'algorithme:	33
III.9.Les inconvénients:	34
III.10.Résultats et interprétations:	34
III.11.Les images de tests:	34
III.12.Application de l'algorithme k-means:	35
III.13.Résultats de détection de la tumeur cérébrale	38
III.14.Conclusion :	41
Conclusion Générale	42
BIBLIOGRAPHIE	44

# Table des figures & des tableaux

## Table des figures

N° Figure	Titre	Page
<b>Chapitre I : Imagerie par Résonance Magnétique « IRM »</b>		
<i>Figure I.1</i>	L'image (a) montre le système nerveux central humain. L'image (b) montre les principales parties de cerveau humain	3
<i>Figure I.2</i>	Les principaux tissus cérébraux.	4
<i>Figure I.3</i>	Appareil IRM	6
<i>Figure I.4</i>	Les séquences IRM : (a) image pondérée en T1, (b) image pondérée en T2, (c) image pondérée en DP	7
<i>Figure I.5</i>	Les trois vues des IRM cérébrales	8
<i>Figure I.6</i>	l'effet de volume partiel en IRM.	9
<i>Figure I.7</i>	L'inhomogénéité RF: (a) Image affectée par une inhomogénéité RF, (b) L'artefact RF isolé, (c) Image sans artefact	9
<b>Chapitre II : Segmentation d'images par classification</b>		
<i>Figure II.1</i>	Représentation mathématique de l'image	12
<i>Figure II.2</i>	Acquisition des images IRM	13
<i>Figure II.3</i>	La taille d'image	13
<i>Figure II.4</i>	Exemples de résolution d'une image	14
<i>Figure II.5</i>	Image est son histogramme	15
<i>Figure II.6</i>	(a) Image avec bruit, (b) Image sans bruit	15
<i>Figure II.7</i>	Image binaire	16
<i>Figure II.8</i>	Image en niveau de gris	16
<i>Figure II.9</i>	(a) Image numérique couleur, (b) Image IRM couleur	17
<i>Figure II.10</i>	Schéma d'un système de traitement d'images	17
<i>Figure II.11</i>	Chaîne de segmentation d'images	18
<i>Figure II.12</i>	Principe d'application du filtre médian	20
<i>Figure II.13</i>	Principe du filtre maximum	21
<i>Figure II.14</i>	Principe du filtre minimum	21
<i>Figure II.15</i>	Exemple d'une segmentation : (a) image originale, (b) image segmentée	23
<i>Figure II.16</i>	Segmentation par approche contour	24
<i>Figure II.17</i>	Segmentation par approche région	24
<i>Figure II.18</i>	Le principe de la classification	25
<i>Figure II.19</i>	Classification supervisées	25
<i>Figure II.20</i>	Classification non supervisée	26
<b>Chapitre III : Application de l'algorithme k-means</b>		
<i>Figure III.1</i>	Classification à base de K-means	29
<i>Figure III.2</i>	Exemple d'initialisation du K-means avec trois clusters	29
<i>Figure III.3</i>	Mise à jour des centres après une itération de K-means	30
<i>Figure III.4</i>	Exemples de clusters finaux obtenus avec K-means	30
<i>Figure III.5</i>	Schéma fonctionnel de l'algorithme	32
<i>Figure III.6</i>	images utilisées de testes	34
<i>Figure III.7</i>	Principe de la simulation de détection de tumeur	37
<i>Figure III.8</i>	Prétraitement, (a) : image originale, (b) : image bruitée par bruit Salt and Pepper, (c) : image filtrée par un filtre médian	38
<i>Figure III.9</i>	Image segmentée par k-means	39
<i>Figure III.10</i>	Extraction de la partie tumorale	40

## **Table des tableaux**

<b>N° Tableau</b>	<b>Titre</b>	<b>Page</b>
<b>Chapitre III : Application de l'algorithme k-means</b>		
<b><i>Tableau III.1</i></b>	<b>Résultats de segmentation d'images pour différente valeur de k</b>	<b>35</b>

## Abréviations

**D**

**DICOM** Digital Imaging and Communication in Medicine

**DP** Densité de Protons

**DPI** Dots Per Inch

**IRM** Imagerie par Résonance Magnétique

**I**

**IRMF** Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle

**K**

**K-means** K-moyenne

**L**

**LCR** Liquide Céphalo-rachidien

**LCS** Liquide Cérébro-spinal

**M**

**MB** Matière blanche

**MG** Matière grise

**Os** Osseux

**O**

**PPP** Points Par Pouce

**P**

**RF** Radiofréquence

**R**

**RMN** Résonance Magnétique Nucléaire

**T**

**TE** Temps d'écho

**TR** Temps de répétition

**V**

**VOXEL** Contraction de « volumetric pixel » est un pixel en3D

# *Introduction Générale*



**A**ujourd'hui, il ne s'agit plus uniquement de traiter les images pour les améliorer, mais aussi de les comprendre et de les interpréter. C'est dans ce contexte que la reconnaissance d'objets dans les images devient un sujet de recherche important. Et pour reconnaître des objets, il faut souvent les segmenter, c'est-à-dire séparer les objets d'intérêt du fond de l'image. Alors comment déterminer ces derniers? Mais est-ce suffisant ? Pour extraire un objet d'une scène, nous devons connaître les propriétés de cet objet [1].

Plusieurs méthodes existent dont on distingue: les méthodes de segmentation par contours, en régions homogènes et les méthodes par classification. Nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par approche classification qu'on peut regrouper en deux catégories: la segmentation non supervisée, et la segmentation supervisée,

Il ya Plusieurs algorithmes qui répondent à la classification non supervisées. Dans ce mémoire le travail élaboré s'inscrit dans le cadre de la méthode de k-moyennes (k-means), cette dernière fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels[2].

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

### **Chapitre 1 : Imagerie par Résonance Magnétique IRM**

Nous entamons le premier chapitre par quelques généralités dans le domaine médical dont nous décrirons l'anatomie cérébrale, nous nous intéressons aux images cérébrales IRM.

### **Chapitre 2 : Segmentation d'images par classification**

Ce chapitre va donner une vision sur les descripteurs d'image d'une façon générale, puis de brèves descriptions des différentes approches de segmentation trouvées dans la littérature.

### **Chapitre 3 : Application de l'algorithme k-means**

Ce dernier chapitre nous permettra de présenter l'algorithme (K-means) et d'étudier à travers une série de tests qui comporte des images de différents types, Et présente des résultats par l'algorithme que nous avons implémenté.

Nous finissons avec une conclusion générale qui résume le travail présenté dans ce travail.

# *Chapitre* *J*

## *Imagerie par Résonance Magnétique « IRM »*



## Introduction:

Dans la médecine moderne, l'imagerie médicale a connu d'importants progrès faisant appel à de nombreuses technologies avancées. L'exploitation des informations pertinentes sur le cerveau humain comporte de nombreuses applications cliniques utiles, qui aident le praticien dans le processus de diagnostic de nombreuses maladies neurologiques.[3]

Les technologies d'imagerie médicale permettent actuellement de visualiser nombre de pathologies et traumatismes. Les procédés sont nombreux et leur évolution technique a été forte ces dernières années. Radiographie, tomographie, échographie ou encore imagerie par résonance magnétique (IRM). [4]

Nous nous limiterons dans ce chapitre à la technique que nous avons exploitée, la plus courante en milieu hospitalier dans le domaine de la visualisation des tissus mous, soit celle basée sur l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

Nous commencerons d'abord par retracer l'anatomie cérébrale dont nous baserons sur les tissus du cerveau. En suite, nous discuterons le principe de l'imagerie médicale et les différentes techniques.

Enfin, nous présenterons quelques notions et définitions de base liées à l'IRM. De manière globale, leur principe de fonctionnement.

## Eléments d'anatomie cérébrale:

### L'encéphale:

Est en entier situé dans la boîte crânienne [3]. Il reçoit et interprète constamment les signaux nerveux du corps et envoie de nouveaux signaux fondés sur ces informations.

L'encéphale est constitué de 3 parties principales soit le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral [5]:

**Le cerveau :** Le cerveau est l'organe le plus important du corps humain [6]. Il gère tout ce que nous faisons. C'est un exemple d'ingénierie organisée en différentes parties connectées entre elles de façon très spécifique. Chaque partie du cerveau a des tâches particulières à faire, ce qui fait de lui un processeur ultime. Travaillant en tandem avec le reste du système nerveux, le cerveau reçoit et envoie des messages, permettant une communication

ininterrompue entre le monde extérieur et le soi. [7] Le cerveau est constitué de 4 lobes répartis en deux hémisphères:

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

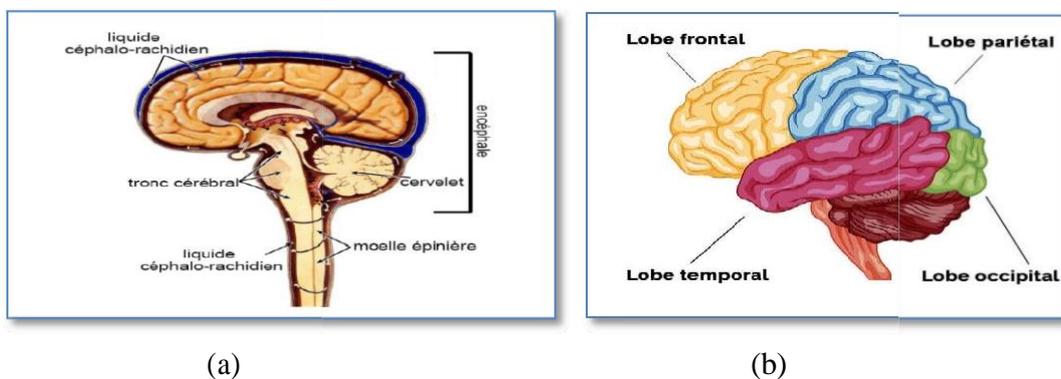
**Le cervelet :** est un centre nerveux régulateur de la fonction motrice, au sens large (mouvement + posture + équilibre). Il reçoit des informations de tous les segments du névraxe (moelle épinière, tronc cérébral, cerveau). Il traite ces informations pour donner, aux programmes moteurs du mouvement, une organisation chronologique et somatopique (organisation temporo-spatiale). Il assure ainsi la régulation :

- ✓ Des activités musculaires du mouvement volontaire global
- ✓ Des activités musculaires toniques de la posture
- ✓ Des activités musculaires réflexes du maintien de l'équilibre. [8]

**Le tronc cérébral :** Le tronc cérébral est la partie moyenne du système nerveux centrale.

Fait suite en bas à la moelle épinière et se continue en haut avec le cerveau. Il se compose de trois parties:

- ✓ Le bulbe.
- ✓ La protubérance annulaire.
- ✓ Les pédoncules cérébraux.[9]



**Figure I.1 :** L'image (a) montre le système nerveux central humain. L'image (b) montre les principales parties de cerveau humain

## Les principaux tissus cérébraux:

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien (LCR), la matière grise (MG) et la matière blanche (MB). [7]

### La matière grise (MG) :

La matière grise (ou substance grise) correspond aux corps cellulaires des neurones avec leur dense réseau de dendrites. [7]

- ✓ Une couche superficielle d'une épaisseur de quelques millimètres recouvrant le cerveau et le cervelet: le cortex.
- ✓ En noyaux profonds: les noyaux gris centraux

### La matière blanche (MB) :

La matière blanche (ou substance blanche) correspond à la gaine de myéline qui recouvre les axones des neurones pour accélérer la conduction. Les axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connexions entre groupes de neurones. [7]

### Le liquide céphalo-rachidien (LCR) :

Le liquide céphalo-rachidien (Ou liquide cérébro-spinal, LCS) est le liquide dans lequel baignent le cerveau et le cervelet. D'un volume moyen de 150ml, il est absorbé par le système veineux cérébral et continuellement renouvelé. Ses principaux rôles sont [10] :

- ✓ La protection mécanique du système nerveux central contre les chocs par amortissement des mouvements,
- ✓ La protection contre les infections, car il contient les médiateurs de l'immunité humorale et cellulaire.
- ✓ Le transport des hormones entre les différentes régions éloignées du cerveau.

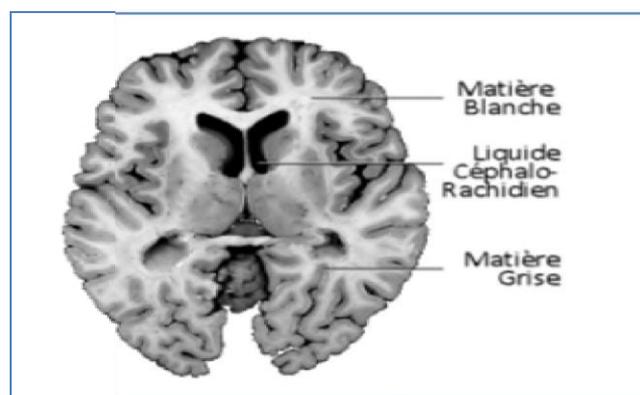


Figure I.2 : Les principaux tissus cérébraux

## L'imagerie médicale:

### Définition:

L'imagerie médicale est certainement l'une des branches de la médecine qui a connu des progrès considérables depuis l'évolution de l'informatique. Elle est définie comme un ensemble de techniques consistant à visualiser en images les différentes régions ou différents organes du corps humain.[3]

Il existe plusieurs techniques d'imagerie médicale qui sont utilisées en fonction des zones à étudier. On peut citer, de façon non exhaustive [3] :

- ✓ la radiologie en rayon X pour visualiser les os, les poumons, etc.,
- ✓ l'échographie, qui est une technique d'exploration des organes d'abdomen du corps basée sur ultrasons;
- ✓ le scanner qui balaie la région à explorer et reconstitue des images en tranches et qui permet de réaliser la représentation d'organes en 3D afin de déterminer précisément la localisation des lésions;
- ✓ et enfin l'imagerie par résonance magnétique(IRM).

### Principe:

Le but de l'imagerie médicale est de créer une représentation visuelle intelligible d'une information à caractère médical. Cette problématique s'inscrit plus globalement dans le cadre de l'image scientifique et technique : l'objectif est en effet de pouvoir représenter sous un format relativement simple une grande quantité d'informations issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini.[11]

L'image obtenue peut être traitée informatiquement pour obtenir par exemple [11] :

- ✓ une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu;
- ✓ un film ou une animation montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps;
- ✓ une imagerie quantitative qui représente les valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un volume donné.

Dans un sens plus large, le domaine de l'imagerie médicale englobe toutes les techniques permettant de stocker et de manipuler ces informations. Ainsi, il existe une norme pour la gestion informatique des données issues de l'imagerie médicale : la norme DICOM.

## Imagerie par résonance magnétique:

### Définition:

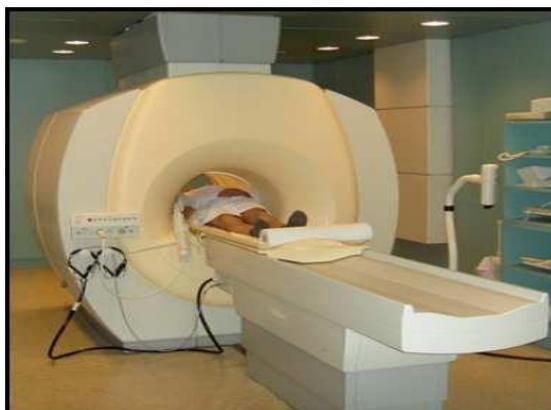
L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir des vues en deux dimensions (bidimensionnelle) ou en trois dimensions (tridimensionnelles) de l'intérieur du corps de façon non invasive avec une résolution en contraste relativement élevée. L'IRM repose sur le principe de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) qui utilise les propriétés quantiques des noyaux atomiques pour la spectroscopie en analyse chimique.

Avec cette technique d'imagerie, les chercheurs peuvent étudier finement les tissus "mous" : cerveau, moelle épinière, muscles, en connaître la structure, détecter des tumeurs cancéreuses, c'est l'IRM anatomique. L'IRM ne permet pas seulement d'étudier la morphologie des organes, elle permet de suivre le fonctionnement du cerveau (l'IRM fonctionnelle) et de connaître l'organisation tissulaire (c'est l'IRM de diffusion). Au niveau du cerveau, la tractographie, réalisée à partir de séquences d'IRM de diffusion, permet de visualiser les fibres neuronales. [2]

L'IRM cérébral est généralement classée en deux catégories [3] :

1) **IRM anatomique** : également appelée IRM structurelle, permet d'obtenir des informations sur la structure, la forme et le contenu des tissus cérébraux.

2) **IRM fonctionnelle (IRMf)** : l'imagerie fonctionnelle ne s'intéresse guère à l'anatomie cérébrale, mais à l'étude de l'activité cérébrale. L'IRMf est le plus souvent liée au domaine de la recherche des sciences cognitives neurosciences.



**Figure I.3** : Appareil IRM

## Principes de formation d'une image en IRM:

Le corps humain contient un grand nombre d'atomes d'hydrogène et, à l'heure actuelle, l'imagerie par résonance magnétique du corps humain est basée sur les propriétés magnétiques de ces atomes d'hydrogène. Le noyau de cet atome d'hydrogène est composé d'un unique proton (chargé positivement) qui est en mouvement. Tous ces protons peuvent être considérés comme des petits aimants.[8]

En plaçant le patient à l'intérieur du tunnel où règne un champ magnétique, tous ces protons vont s'aligner. Le système est en équilibre et la production d'images nécessite la survenue d'un élément perturbateur, excitateur: l'émission d'ondes radio. Lorsque celles-ci ont une fréquence particulière, les noyaux d'hydrogène vont être placés dans un état dit de «résonance». Cette mise en résonance produit une rotation des petits aimants du patient.

Le retour à l'état normal produit une variation du champ magnétique. Dans une antenne correctement placée, cette variation du champ magnétique induit la formation d'un courant électrique: c'est le signal IRM.[8]

### Paramètres de séquence IRM :

**Le temps de répétition (TR) :** est le temps de l'application d'une impulsion d'excitation à l'application de la prochaine impulsion. Il détermine la quantité d'aimantation longitudinale qui se rétablit entre chaque impulsion. Il est mesuré en millisecondes.

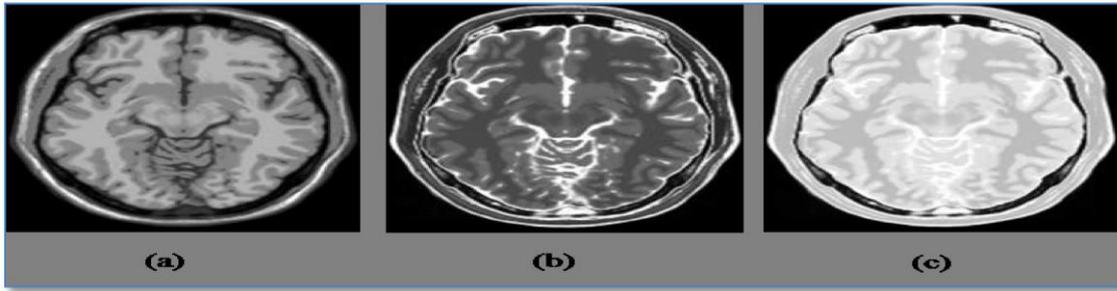
**Le temps d'écho (TE) :** l'intervalle de temps entre l'excitation (application d'impulsion d'excitation radiofréquence RF) et la survenue du signal IRM. Il est mesuré en millisecondes. Le TE, comme le TR, est un facteur de contraste [3]

### Les séquences IRM :

**Image pondérée en T1 :** pour un TR court et un TE court, l'image obtenue est pondérée en T1. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCR, MG et MB.

**Image pondérée en T2 :** pour un TR long et un TE long, on obtient une image pondérée en T2 les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCR, MG et MB.

**Image pondérée en densité de protons (DP) :** pour un TR long et TE court, on obtient une séquence pondérée en densité de protons (DP). Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCR, MG et MB. [3]



**Figure I.4 :** Les séquences IRM : (a) image pondérée en T1, (b) image pondérée en T2, (c) image pondérée en DP

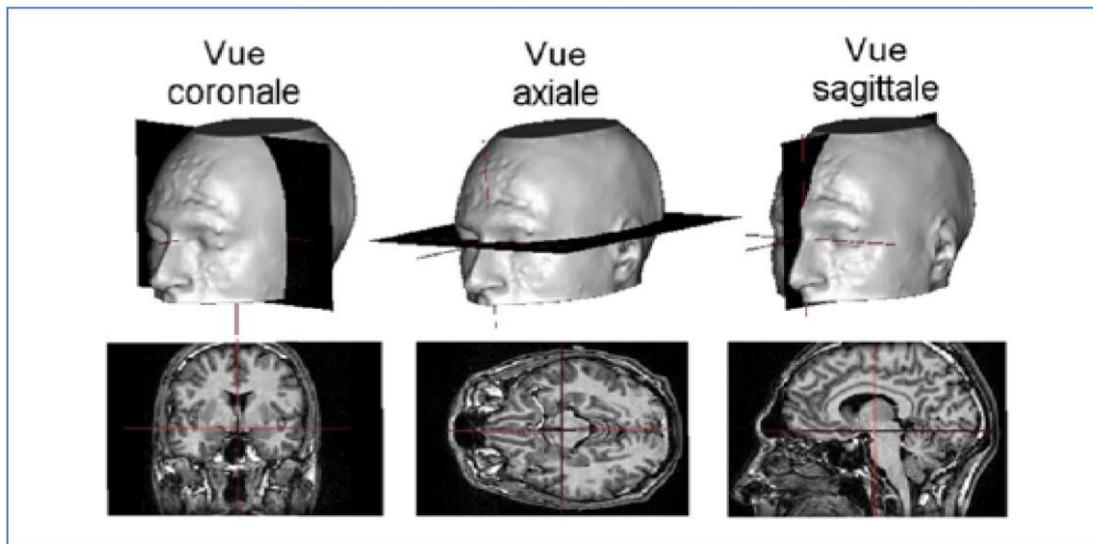
### L'observation du cerveau :

Le cerveau peut être représenté par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes dites axiales, sagittales, et coronales . [12]

**La coupe axiale :** cette coupe correspond à un plan horizontal. En IRM, elle correspond à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal.[3]

**La coupe sagittale :** est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique, il s'agit des vues latérales du cerveau. [3]

**La coupe coronale :** est une vue de face du cerveau, elle est verticale aux coupes axiales et sagittales.[6]



**Figure I.5 :** Les trois vues des IRM cérébrales

## Artefacts des images IRM:

Les sources d'artefacts (erreurs) en IRM sont nombreuses. Ces perturbations sont responsables d'erreur dans l'encodage de l'image, de perte ou de rehaussement artificiel du signal. Les sections suivantes pointent les principales sources que l'on peut corriger en partie en post-traitement. Connaître leur origine permet de mieux les appréhender, de les minimiser, voir de les supprimer.[10]

### Le bruit:

Comme tout dispositif de mesure physique, les données sont entachées de bruit. Il provient à la fois du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émission parasites) et de la chaîne de mesure (convertisseurs analogique-numériques, antenne,..). Généralement quantifiée par le rapport signal sur bruit, fonction de l'amplitude du signal observé par rapport à l'importance de la variation du bruit. Ce rapport, est donc la qualité de l'image. [10]

### Le volume partiel:

L'effet de volume partiel est lié à la discrétisation de l'espace : lorsque la surface entre plusieurs objets se trouve dans un même élément de volume discret (le voxel), la mesure dans ce voxel résulte d'un mélange des contributions des différents objets (voir Figure 1.6). Cet effet se manifeste principalement à l'interface entre les matières (MG, MB, LCR, graisse, os). L'effet de volume partiel est atténué par l'utilisation d'une taille de voxel plus petite.[3 ,10].

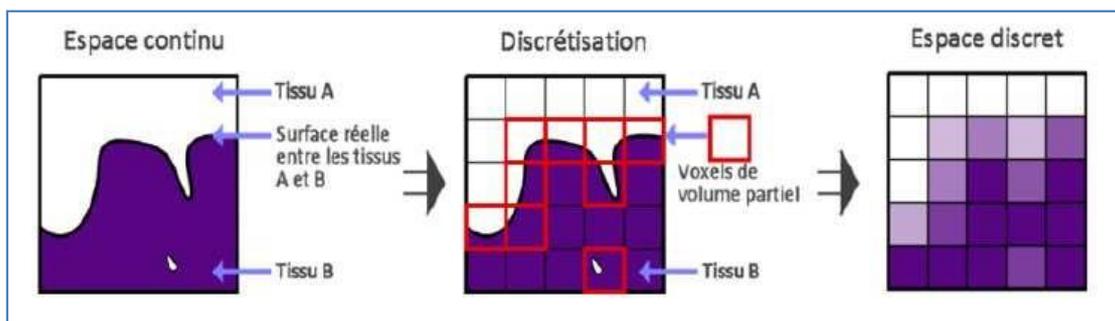
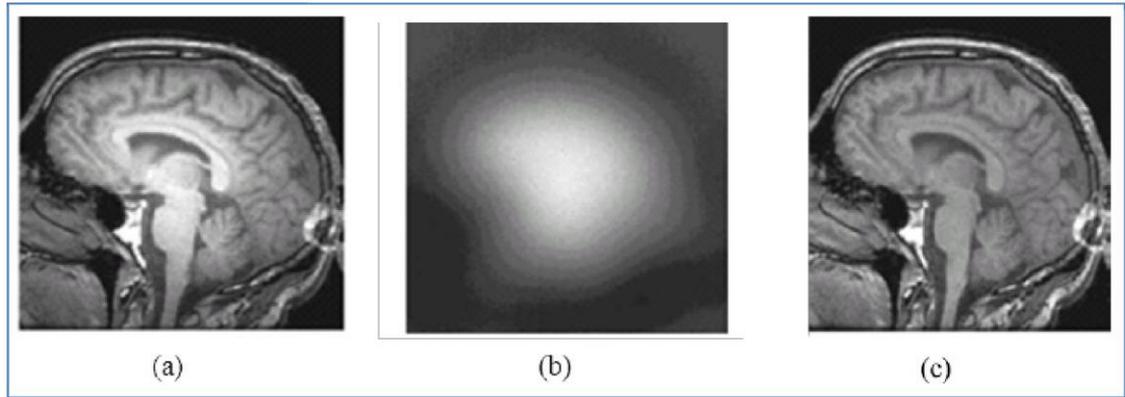


Figure I.6 : L'effet de volume partiel en IRM

### Inhomogénéité de radio fréquence (RF):

La variation de l'intensité d'un même tissu à travers l'image peut être due à la défaillance de la bobine RF, au champ RF non uniforme spatialement et temporellement, ou à la sensibilité non uniforme de la bobine de réception.[3]



**Figure I.7:** L'inhomogénéité RF: (a) Image affectée par une inhomogénéité RF, (b) L'artefact RF isolé, (c) Image sans artefact

## Conclusion:

L'imagerie par résonance magnétique permet d'analyser à distance des organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale, les articulations ... etc. de manière très précise.

L'IRM est devenue un outil de diagnostic clinique très utilisé. Néanmoins les images IRM sont sujettes, lors de leurs acquisitions, à différentes imperfections (bruit, artefacts de mouvement, inhomogénéités d'intensité) qui peuvent déformer l'image.[13]

Dans le domaine médical, la précision est importante pour un diagnostic fiable. En termes de traitement d'images il est nécessaire que la segmentation soit précise. Dans la littérature, différentes méthodes de segmentation des existent, elles feront l'objet du prochain chapitre.[3]

# *Chapitre II*

## *Segmentation d'images par classification*



## II.1.Introduction :

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes. Nous allons donner un aperçu sur une technique connue dans ce domaine à savoir la segmentation d'image. [14] Avant d'aborder le sujet de segmentation d'image il faut savoir d'abord qu'est-ce qu'une image ? [15]

Nous aborderons le second chapitre par des notions de base sur l'image, sa définition, ses différents types, ainsi que sa chaîne de traitement. La deuxième partie donnera un aperçu sur la segmentation d'images et également ses différentes approches : la segmentation par approche contour, région et classification sur laquelle nous nous sommes concentrés dans ce travail.

## Généralité sur traitement d'images

### II.2.Définition d'image :

L'image est définie comme étant une fonction  $f(x, y)$  à deux dimensions, où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales, et 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  $(i, j)$ . [16]

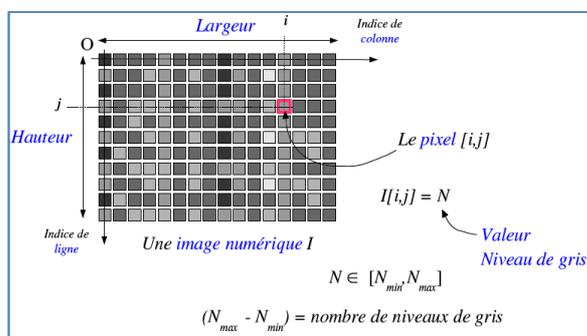


Figure II.1 : Représentation mathématique de l'image

## L'acquisition d'image:

Constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. [17]

Les outils d'acquisition sont :

- ✓ Lescanner
- ✓ L'appareil photo numérique(camera)

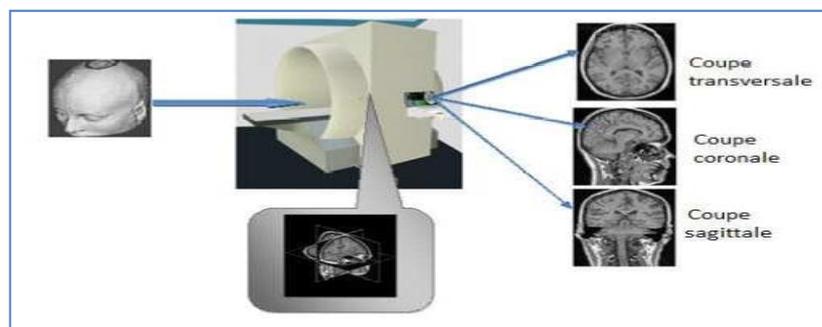


Figure II.2 : Acquisition des images IRM

## Caractéristiques d'une image numérique:

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

### Dimension :

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels).

Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image. [18]

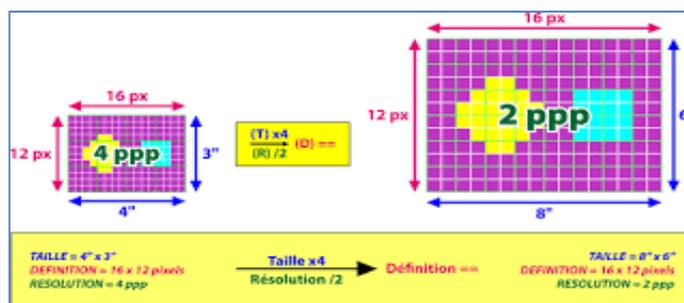


Figure II.3 : La taille d'image

## Résolution :

C'est le nombre de points (pixels) contenu dans une longueur donnée (en pouce). Elle est exprimée en points par pouce (PPP, en anglais: DPI : Dots Per Inch). Rappel : un pouce mesure (ou inch) 2,54 cm, c'est une unité de mesure britannique. Plus la résolution est élevée, plus les points sont petits et nombreux, est plus image est fine.[19]

$$\text{Résolution} = \text{définition (largeur)} / \text{dimension (largeur)}$$

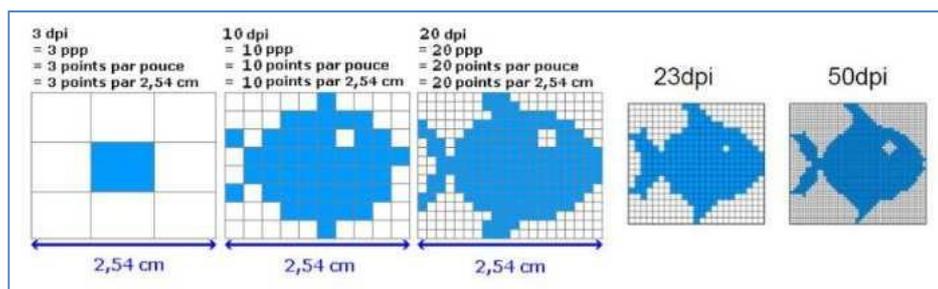


Figure II.4 : Exemples de résolution d'une image

## Contraste :

Représente la dynamique de l'image, le fait que tous les niveaux de gris soient utilisés ou non. Plus le contraste est fort, plus les détails de l'image sont visibles. Plusieurs définitions possibles [20] :

-  $C = \sigma$ , écart-type des variations de niveaux de gris (N nombre de pixels dans l'image) :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (I(i, j) - \mu)^2 \dots \dots \dots (II.1)$$

- Variations entre valeurs de niveaux de gris min et max (Michelson).

$$C = \frac{N_{as}[I(i,j)] - N_{in}[I(i,j)]}{N_{as}[I(i,j)] + N_{in}[I(i,j)]} \dots \dots \dots (II.2)$$

## Histogramme :

Est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite).[21]

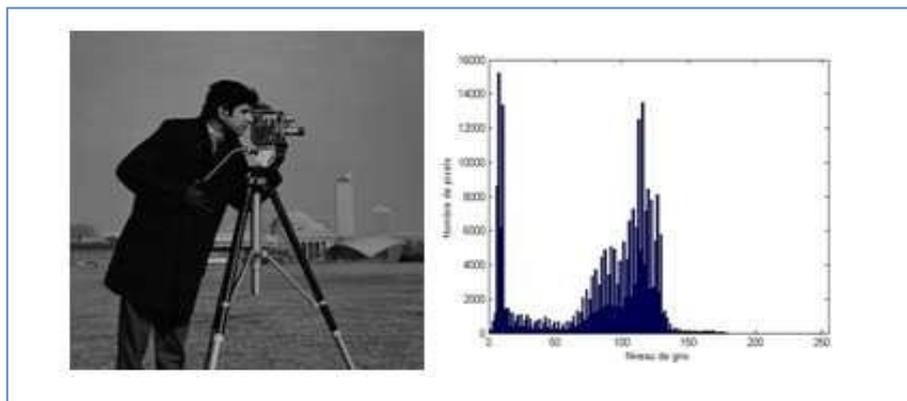


Figure II.5 : Image et son histogramme

**Bruit :**

Un système d'enregistrement d'images ne restitue pas l'image de manière parfaite. En effet des informations parasites s'ajoutent de manière aléatoire aux détails de la scène d'origine, c'est ce qu'on appelle : bruit. [22]

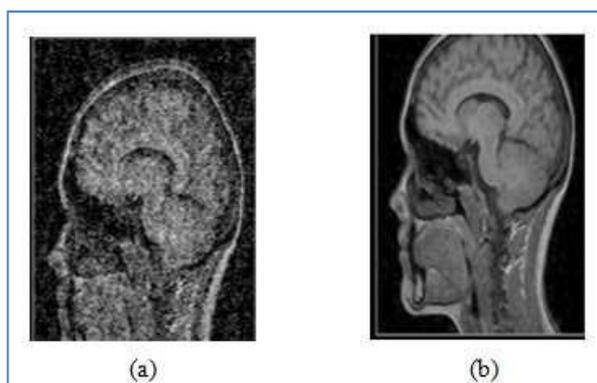


Figure II.6 : (a) Image avec bruit, (b) Image sans bruit

**Luminance :**

Appelé aussi brillance est définie comme la moyenne ( $\mu$ ) de tous les pixels de l'image  $f(x, y)$ . [23]

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I(i,j) \dots \dots \dots (II.3)$$

**Types d'images:**

**Image binaire :**

Une image binaire est une image  $M \times N$  où chaque point peut prendre uniquement la valeur 0 ou 1. Les pixels sont noirs (0) ou blancs (1). Le niveau de gris est codé sur un bit. [24]



Figure II.7 : Image binaire

### Image en niveau de gris :

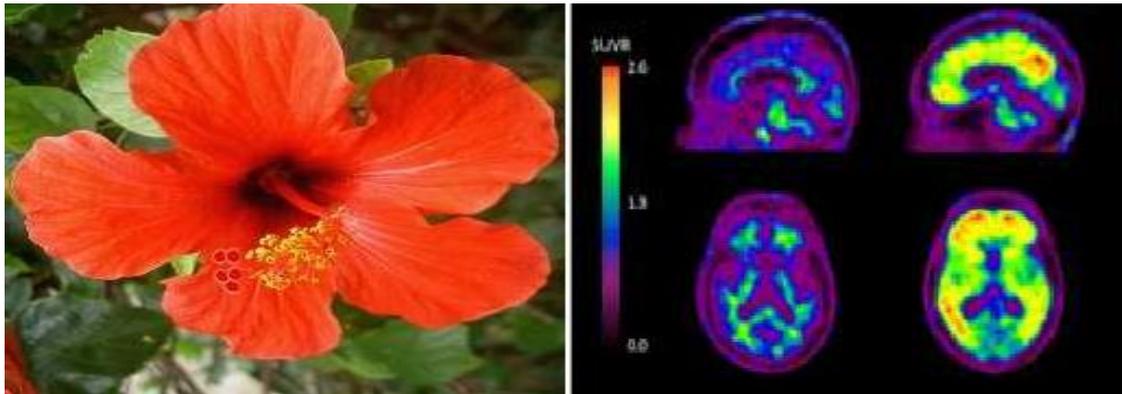
Chaque pixel est un niveau de gris, allant de 0 (noir) à 255 (blanc). Cet intervalle de valeurs signifie que chaque pixel est codé sur huit bits (un octet), où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). 256 niveaux de gris sont généralement suffisants pour la reconnaissance de la plus part des objets d'une scène. [16]



Figure II.8 : Image en niveau de gris

### Image couleur :

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs donne une nouvelle couleur. La plupart des images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite  $3 * 8 = 24$  bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0 \dots 255]$ . [2]



(a)

(b)

Figure II.9 : (a) Image numérique couleur, (b) Image IRM couleur

### Traitement d'image :

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.[25]

Une chaîne de traitement commence par [25]:

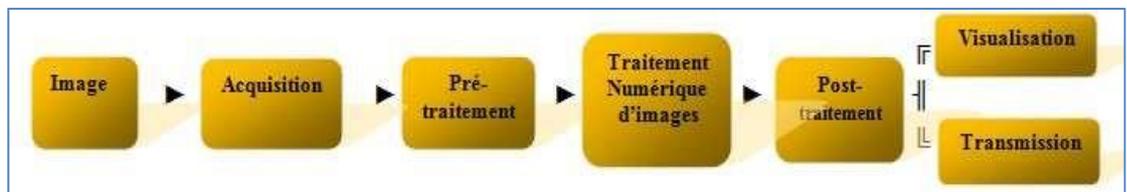


Figure II.10 : Schéma d'un système de traitement d'images

**L'acquisition :** permet d'acquérir des données physiques sous la forme d'une image.

Cette image peut être :

- Soit numérique obtenue par des systèmes d'acquisition numériques (caméra, capteur..., etc.),
- Soit analogique d'où la nécessité de passer par l'étape de numérisation avant tout traitement.

**Prétraitement :** qui consiste à améliorer la qualité de l'image acquise [26]. Il peut s'agir de la réduction du bruit par filtrage, ou rehaussement du contraste de l'image.[23]

**Segmentation :** Cette étape peut être suivie par une étape de post-traitement qui consiste à raffiner la segmentation afin d'améliorer les résultats obtenus [26]. Dans ce travail,

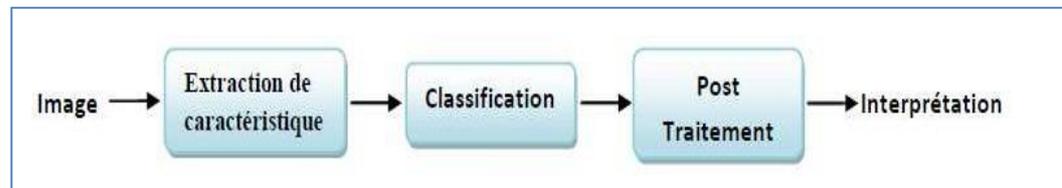
nous avons opté pour la segmentation par approche classification qui se décompose à son tour en trois étapes [13] :

**Extraction de caractéristiques** : l'image est représentée dans l'algorithme de segmentation par son vecteur de caractéristiques, nommé souvent vecteur d'attributs. Ce vecteur, selon le sujet traité, peut être formé par les niveaux de gris de l'image, des mesures locales (moyenne, variance, ...), coordonnées spatiales des pixels ... etc.

**Classification** : (ou clustering) est le processus de regroupement d'objets similaires en une classe (cluster) unique, et les objets dissimilaires en des classes différents. Ceci selon un critère de similarité donné.

**Post-traitement** : visualisation, stockage, ....

**Interprétation** : qui consiste à étiqueter les régions détectées.



**Figure II.11** : Chaîne de segmentation d'images

## Pré traitement d'images :

Le prétraitement regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image. De ce fait, la donnée de départ est l'image initiale et le résultat est également une image. La notion de qualité est une notion très subjective à la réalisation d'un objectif. C'est la raison pour laquelle les techniques ne sont pas les mêmes.[16]

## Filtrage numérique:

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués. [26]

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

## ➤ Filtres linéaires:

L'utilisation des filtres linéaires provient de l'extension des méthodes mises au point pour le traitement du signal, au traitement des images numériques. Nous pouvons, en effet, considérer une image numérique comme un signal bidimensionnel numérisé. [27]

Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut. Ces filtres sont représentés sous forme de masque.

### Filtre passe-bas (lissage) :

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs. [26]

$1/9^*$	1	1	1
	1	1	1
	1	1	1

Masque de filtre

### Filtre passe-haut (Accentuation) :

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas .Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence. [26]

$H =$	-1	-1	-1
	-1	9	-1
	-1	-1	-1

Masque de filtre

## ➤ Filtres non linéaires:

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, surtout pour ce qui concerne la mauvaise conservation des contours. Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). [27]

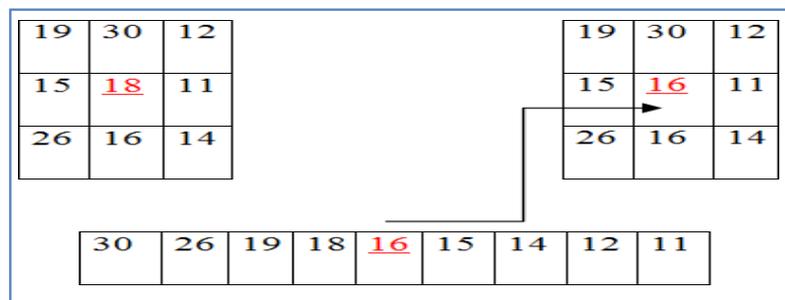
Les filtres non linéaires les plus connus sont : Filtre médian, Filtre maximum et filtre minimum

### Filtre médian :

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir. [26]

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.



**Figure II.12 :** Principe d'application du filtre médian

### Filtre maximum :

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre va être changée par le maximum. [27]

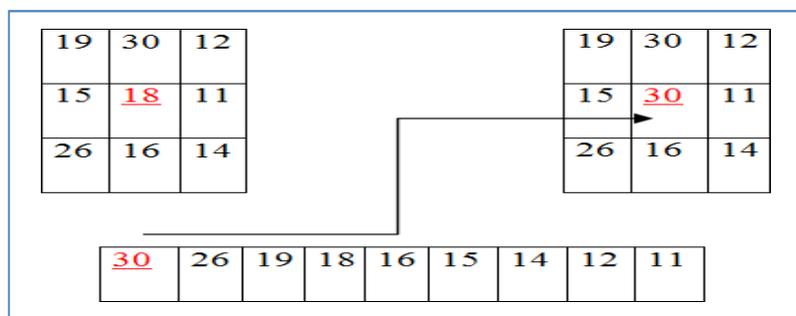


Figure II.13 : Principe du filtre maximum

### Filtre minimum :

On applique le même traitement que celui du filtre maximum mais, cette fois, la valeur du pixel du centre comme la montre la figure va être remplacée par le minimum. [26]

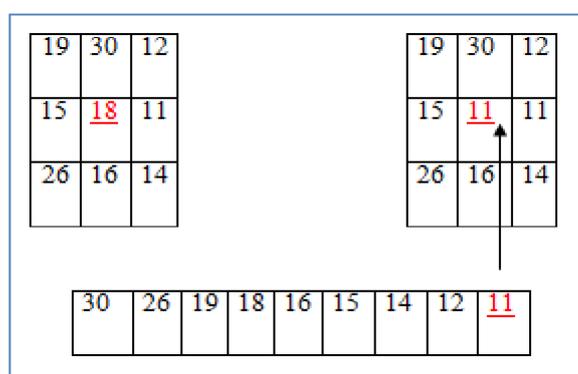


Figure II.14 : Principe du filtre minimum

## Objectif de traitement d'images:

Le but de traitement d'image est d'extraire des informations noyées dans le bruit ou abimées par les défauts optiques des instruments. Plus récemment on introduit des techniques qui améliorent l'aspect visuel des images, par exemple pour réduire le bruit granuleux ou équilibrer les variations de la luminosité dues au vignettage. Pour cela avant d'extraire les objets, il est donc nécessaire d'améliorer la qualité de l'image. [26]

## Segmentation d'images

### Définition de segmentation d'image:

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Elle consiste à extraire des points, des lignes ou des régions, qui sont ensuite utilisées comme des données dans une tâche complémentaire comme le recalage, la mesure, l'analyse du mouvement, la visualisation..., etc. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond.

La segmentation consiste à diviser l'ensemble de pixels en régions homogènes et bien séparées. Ces régions possèdent une certaine uniformité pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité, couleur, texture..., etc) et sont différentes pour au moins une de ses caractéristiques des régions voisines. [24]

### Principe de la segmentation:

La segmentation consiste à partitionner une image I en groupes de pixels  $\{R_i\}_{i=1..n}$  qui sont homogènes par rapport à un prédicat donné [13] :

$$\forall i, R_i \neq \emptyset \dots\dots\dots (II.4)$$

$$\forall i, j; i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset \dots\dots\dots (II.5)$$

$$I = \cup R_i \dots\dots\dots (II.6)$$

Les régions  $R_i$  doivent être disjointes et celles qui sont adjacentes doivent être hétérogènes. Il n'existe pas une technique unique de segmentation car la nature des images et le but de la segmentation sont multiples. Le choix de la technique est lié aux facteurs suivants [13]:

- Caractéristiques de l'image : éclairage, présence de reflet, bruit, ...etc.
- Objectif de la segmentation : localisation (de pathologies par exemples : le suivi du Parkinson et l'Alzheimer), reconnaissance de formes (aide au contrôle de la qualité), aide au diagnostic (temps réel ou pas : Chirurgie assisté par ordinateur).
- Primitives à extraire : contours, objets, formes, région, texture.

## Objectifs de la segmentation:

- L'extraction d'éléments et d'informations qualitatives de l'image.
- Fournir des régions homogènes
- Localiser les contours de région.
- Fournir une description de haut niveau : représentation par un graphe dont les nœuds sont des régions, chaque région est connectée à ses voisines et chaque région porte une étiquette qui donne des informations comme taille, la couleur, la forme,...
- Réduire le bruit.[22]

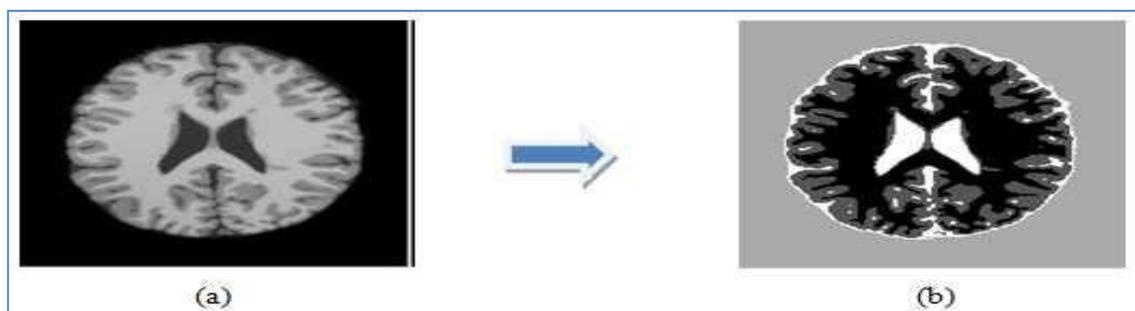


Figure II.15 : Exemple d'une segmentation : (a) image originale, (b) image segmentée

## Applications de la segmentation:

Les applications plus importantes de la segmentation sont :

- ✓ Segmentation d'images IRM cérébrales
- ✓ Segmentation d'images satellitaires
- ✓ Segmentation d'images faciales

## Différentes approches :

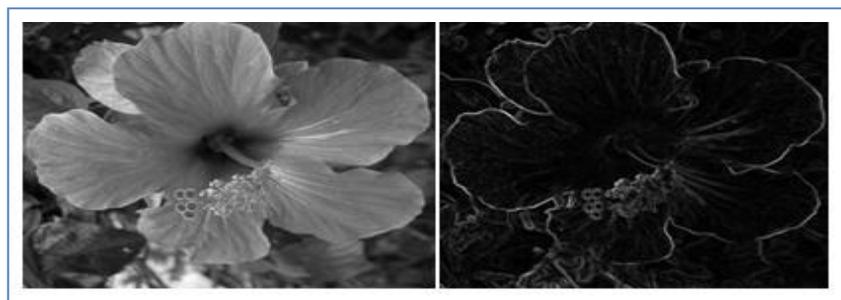
Beaucoup de méthodes de segmentation existent dans la littérature et peuvent être séparées en trois grandes familles. [28]

### Approche contour (frontière):

De façon générale, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. [2] Les approches frontières détectent les zones de forte discontinuité de l'image. C'est la frontière des objets qui permet de définir les objets. Les contours des objets dans les images

sont localisés par les maxima locaux du gradient ou les zéros du Laplacien de la fonction de niveaux de gris. Les deux approches fournissent des contours sensiblement équivalents bien qu'elles ne localisent pas tout a fait les mêmes discontinuités.[28]

Les méthodes de détection de contours donnent de bons résultats quand les contours de l'image sont bien définis. Cependant, dans le cas des images bruitées ou faiblement contrastées les contours obtenus ne sont pas connexes et fermés, alors c'est une méthode qui nécessite une étape supplémentaire afin de fermer les bords des régions [12]. On peut distinguer les méthodes dérivatives et les méthodes fondées sur les modèles déformables.



**Figure II.16 :** Segmentation par approche contour

### Approche région:

Les approches régions (duales des approches frontières) ont pour but de mettre en évidence les régions homogènes de l'image. Il s'agit de rechercher des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires basées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixel, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture [25]. On peut distinguer les méthodes par seuillages, croissance de régions, division régions, fusion régions, et division/ fusion des régions.

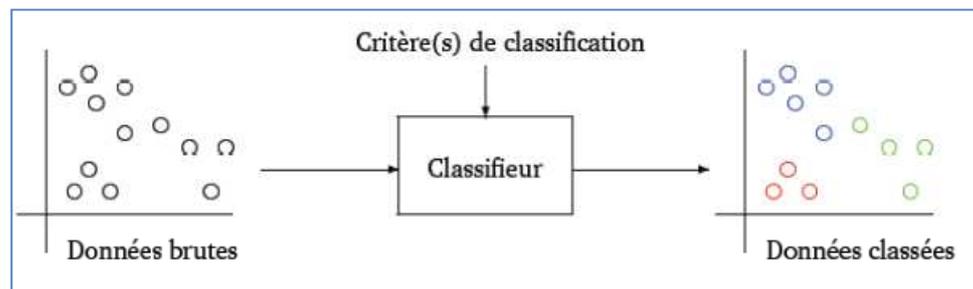


**Figure II.17 :** Segmentation par approche région

### Approche classification:

La Classification est un processus qui permet de rassembler les pixels d'une image dans des sous-ensembles qui présentent une similitude et une uniformité selon un critère prédéfini, on parle de partitionnement ou de clustering (classe). Cette approche s'appuie sur les concepts de la logique floue [12].

Les méthodes de classification sont issues des méthodes statistiques multidimensionnelles. Il n'existe pas une méthode de classification qui peut s'appliquer à tout type d'image et qui peut fournir un partitionnement optimal. Ce qui explique la grande diversité de méthodes de classification qui existe dans la littérature. Le choix d'une méthode est déterminé par différents facteurs tels que le nombre de classes attendues, la forme des classes extraites ou encore le chevauchement ou non des classes [12]. Généralement, on distingue deux approches de classification : la classification supervisée et la classification non supervisée.



**Figure II.18 :** Le principe de la classification

#### 1. Méthodes supervisées (Semi automatique):

Les méthodes de classification supervisées nécessitent une base d'images déjà segmentées manuellement. Cette base permet de faire un apprentissage du classifieur. Une fois les paramètres du classifieur déterminés, de nouvelles images peuvent être segmentées. L'exemple le plus simple de ces méthodes est le classifieur du plus proche voisin où chaque pixel est affecté à la même classe que celle du pixel présent dans la base d'apprentissage, ayant le plus proche niveau de gris.[29,30]

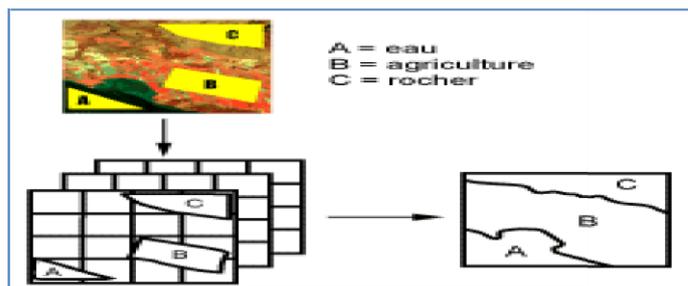


Figure II.19 : Classification supervisées

Parmi les méthodes de segmentation supervisées appliquées à la segmentation des images IRM, on peut citer : la segmentation bayésienne [31], la segmentation Markovienne [32], algorithme des k plus proches voisins (KPPV) [33] et les réseaux de Neurones [34]. Les approches supervisées sont trop dépendantes de l'opérateur et nécessitent de créer une base d'apprentissage pour chaque image, ce qui représente une tâche longue et pénible pour les experts, étant donné que la structure anatomique que du cerveau est différente d'un patient à l'autre. Plus généralement, des auteurs notent que des petites différences d'étiquetage de l'expert dans la phase d'apprentissage peuvent causer de grandes variations dans les résultats, ce qui demande une intervention manuelle constante de l'opérateur. [31]

## 2. Méthodes non supervisées (automatique):

À l'inverse des méthodes de classification supervisée, les méthodes de classification non supervisée, appelées aussi méthodes de regroupement (clustering), ne nécessitent pas une base d'images segmentées. Afin de compenser le manque d'une base d'apprentissage, ces méthodes alternent entre classification des pixels et caractérisation des classes ; en ce sens, les méthodes de regroupement apprennent d'elles-mêmes en utilisant les données disponibles. [30]

Parmi les méthodes non supervisées, on peut citer L'algorithme K-means [35], floue c-means (FCM) [36], Possibilistic c-means (PCM) [37], Estimation –maximisation (EM) [38] et L'algorithme Mean shift. [39]

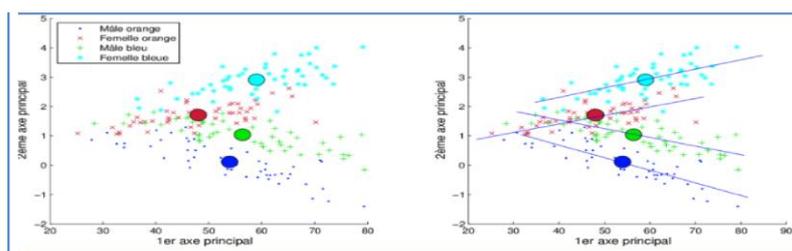


Figure II.20 : Classification non supervisée

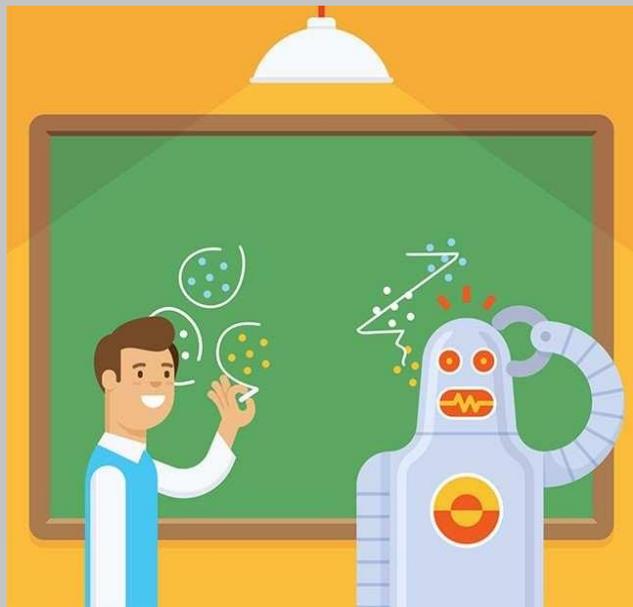
**Conclusion:**

Nous avons vu dans ce chapitre quelques concepts liés au domaine de traitement d'images. Nous avons focalisé beaucoup plus sur la segmentation qui est l'essentiel de notre travail et ses différentes approches.

Dans le troisième chapitre l'une de ces approches sera appliquée, c'est la méthode des K-Means. Cette dernière, comme nous avons vu dans ce chapitre, est une méthode de segmentation par classification.

# *Chapitre III*

## *Application de l'algorithme K-Means*



### **III.1.Introduction:**

Le partitionnement (Clustering) est une tâche importante en analyse de données, elle divise un ensemble de données en plusieurs sous-ensembles, ces sous-ensembles appelés groupes ou clusters. [40]

Dans ce cadre plusieurs méthodes ont été développées, nous détaillerons une de ces méthodes, la plus populaire en l'occurrence la méthode des k moyennes (K-means) mise au point par McQueen en 1967, elle doit sa popularité à sa simplicité et sa capacité de traiter de larges ensembles de données. [41]

Nous présenterons tout d'abord une brève description du fonctionnement de l'algorithme k-means. Finalement, nous avons appliqué cette dernière en une série d'exemples testés à la fin de ce chapitre.

### **III.2.K-means :**

#### **Définition:**

L'algorithme des k-moyennes (ou K-means en anglais) est un algorithme de partitionnement de données relevant des statistiques et de l'apprentissage automatique (plus précisément de l'apprentissage non supervisé) [42], le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre . C'est une méthode dont le but est de diviser des observations en K partitions (clusters) dans lesquelles chaque observation appartient à la partition avec la moyenne la plus proche [43]. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements [42], l'algorithme classique de K-means est le même que l'algorithme de quantification de Lloyd-Max. L'algorithme de regroupement autour de centres mobiles est généralement imputé à Forgy. [43]

En réalité, de nombreux travaux ont été menés parallèlement sur le thème des centres mobiles, introduisant des variantes. Cette méthode est connue, en anglais, sous le nom de k-moyennes (k-means). La méthode des k-moyennes est imputée par certains auteurs en France, dont l'algorithme commence également par un tirage des centres, mais contrairement à la technique des centres mobiles, chaque réaffectation d'un point entraîne une modification immédiate du centre correspondant.[43]

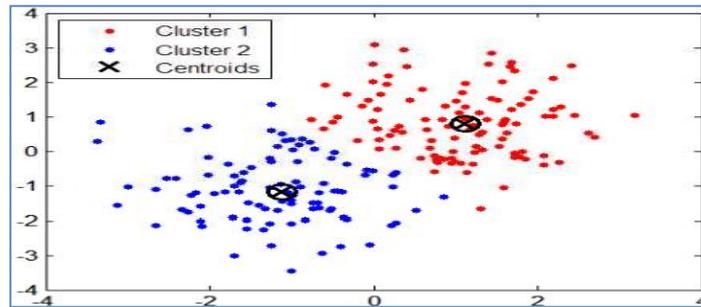


Figure III.1 : Classification à base de K-means

**Objective de K-means:**

La méthode des "K-means" reste actuellement la méthode la plus utilisée dans la classification des images surtout pour les grands fichiers de données qui contiennent plus de 40 000 individus. En effet, cette méthode a été utilisée pour classer 40 000 personnes. Ceux-ci ont répondu à une enquête sur les ventes par correspondance d'une entreprise afin d'obtenir des profils types de clientèle. Elle procède par le calcul des distances entre les objets et les k centroïdes et on affecte les objets aux centroïdes dont ils sont les plus proches. Elle effectue ensuite un tri et enfin elle agrège les individus les plus proches. [43]

**Principe de la méthode des K-Means:**

Principe du K-means est de segmenter les données en k-groupes. Voici un exemple illustratif du déroulement de l'algorithme des K-Means dans la Figure 3.2 ci-dessous avec trois clusters.

Tout d'abord, k points sont choisis semi aléatoirement comme centre des clusters. Toutes les instances sont assignées au centre le plus proche d'eux, ceci étant calculé avec la distance euclidienne. [44]

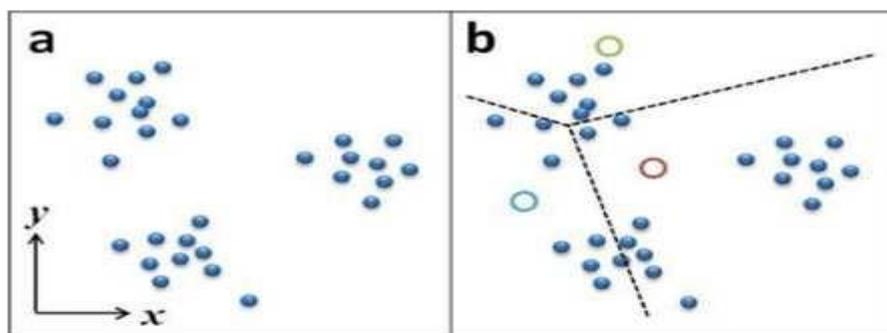


Figure III.2 : Exemple d'initialisation du K-Means avec trois clusters

Ensuite, les centres de chaque cluster formés sont recalculés par rapport à la position des instances qu'ils contiennent. Puis, les instances sont réassignées à chacun des clusters en fonction de leur distance euclidienne par rapport aux nouveaux centres.( Voir la FigureIII.3)

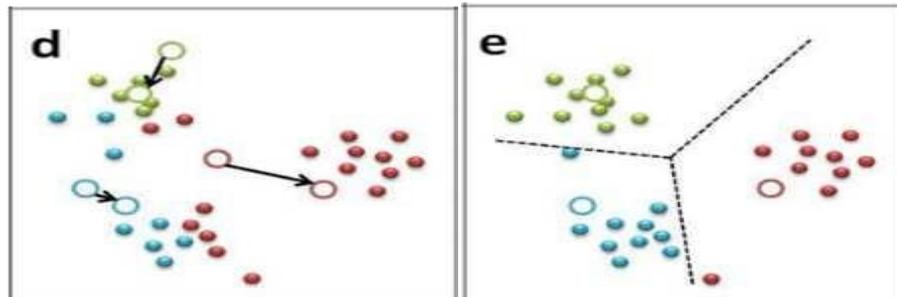


Figure III.3 : Mise à jour des centres après une itération de K-means

Enfin, ce processus est répété jusqu'au moment où les centres des clusters varieront très peu d'une itération à l'autre, on appelle ce changement la stabilisation des centres de gravité. Ainsi, on obtient des clusters qui ne se recoupent pas, et englobe toutes les instances du jeu de données. (Comme le montre la Figure III.4)

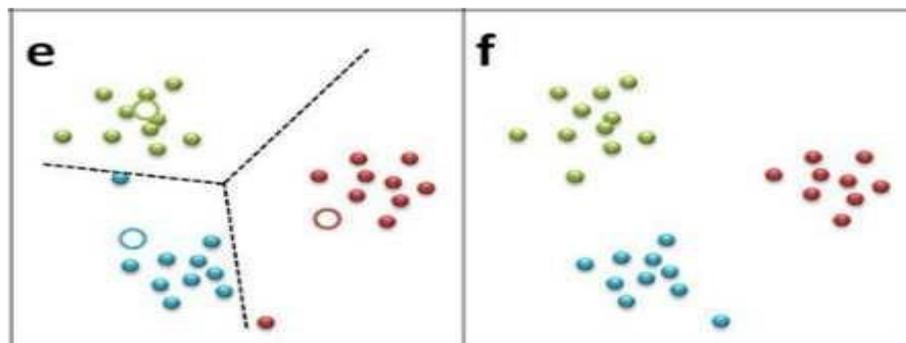


Figure III.4 : Exemples de clusters finaux obtenus avec K-means

Le principe des K-means est de minimiser itérativement la fonction objective [2.13] :

$$J(y, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^C \|y_i - v_k\|^2 \dots\dots\dots (III.1)$$

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

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

$$v_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \dots\dots\dots (III.2)$$

- n: nombres de données (individus ou pixels) de chaque classe.

**Algorithme K-means** :[40]

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

**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 associés à la nouvelle partition;

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in C_k} x_i$$

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

**Fin**

Organigramme de l'algorithme de k-means:

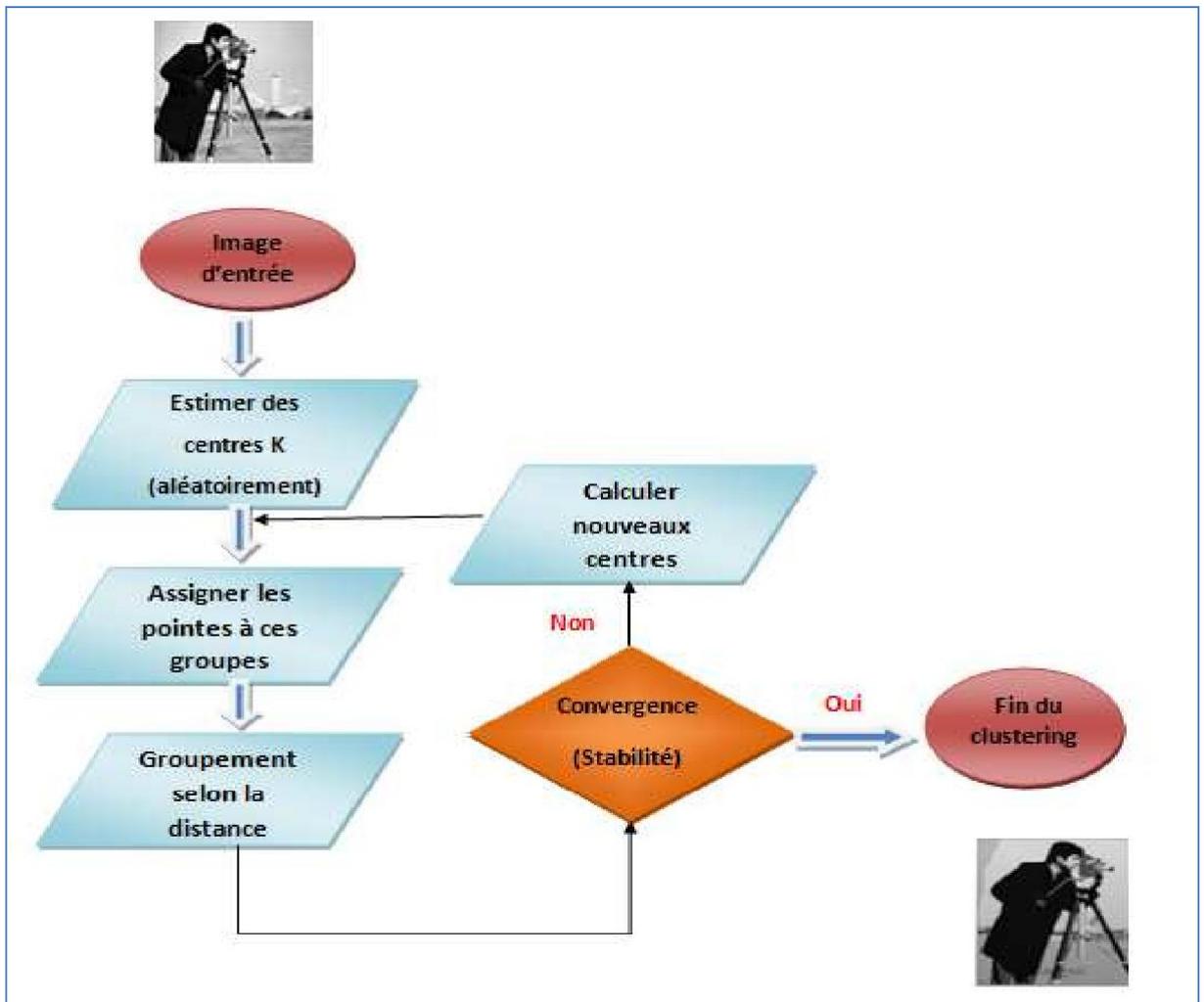


Figure III.5 : Schéma fonctionnel de l'algorithme

**Convergence et initialisation des K-Means:**

Convergence est définie comme un minimum local de l'énergie, qui se traduit par partition de l'espace des données en des classes séparées par des hyper plans. La qualité de la solution ainsi trouvée dépend fortement des noyaux initiaux. De plus la sensibilité de l'algorithme à l'initialisation est d'autant plus grande que la dimensionnalité des données est grande.[24]

**Choix du nombre K de classes (clusters):**

L'algorithme classique des K-Means laisse un paramètre libre ; le nombre de classes, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. [24]

### Cas d'utilisation k-means :

K-Means en particulier et les algorithmes de clustering de façon générale ont tous un objectif commun : Regrouper des éléments similaires dans des clusters. Ces éléments peuvent être tous et n'importe quoi, du moment qu'ils sont encodés dans une matrice de données.

Les champs d'application de K-Means sont nombreux, il est notamment utilisé en :

- ✓ la segmentation de la clientèle en fonction d'un certain critère (démographique, habitude d'achat etc....)
- ✓ Utilisation du clustering en Data Mining lors de l'exploration de données pour déceler des individus similaires. Généralement, une fois ces populations détectées, d'autres techniques peuvent être employées en fonction du besoin.
- ✓ Clustering de documents (regroupement de documents en fonction de leurs contenus. Pensez à comment Google Actualités regroupe des documents par thématiques.)[45]

### Versions de l'algorithme k-means:

Il existe plusieurs versions de l'algorithme k-moyennes, parmi eux on peut citer [46] :

- ✓ Globalk-means,
- ✓ Initialisation par le mal classé,
- ✓ L'approche incrémental (ou ModifiedFast GlobalKmeans),

### Les avantages de l'algorithme:

- ✓ Son efficacité et sa simplicité sont en fonction de la forme des clusters. Les K-Means fonctionnent bien dans les clusters hyper-sphériques.
- ✓ Applicable à des données de grandes tailles, et aussi à tout type de données (mêmes textuelles), en choisissant une bonne notion de distance.
- ✓ Comparée à l'utilisation d'autres méthodes de classification, une technique de classification k-means est rapide et efficace en termes de coût de calcul.
- ✓ Les résultats sont très faciles à interpréter. K-Means génère des descriptions de cluster sous une forme minimisée pour maximiser la compréhension des données.[46.47]

**Les inconvénients :**

- 1) Le nombre de classe doit être fixé au départ,
- 2) Le résultat dépend de tirage initial des centres des classes,
- 3) Les clusters sont construits par rapports à des objets inexistant (les milieux).[47]

**Résultats et interprétations :**

Dans notre mémoire, nous avons utilisé le logiciel MATLAB pour réaliser ce travail. MATLAB est un logiciel interactif très utile dans le domaine de traitement d'images. Cette partie est consacrée à l'application de la méthode de la segmentation par classification non supervisée k-means pour :

- ✓ Etude l'influence du k nombre de classes
- ✓ Détecter la partie tumorale dans l'image IRM cérébrale

**Les images de tests:**

Nous avons appliqué l'algorithme de k-means sur deux images synthétiques en niveau de gris (images synthétiques 1et2), choisies de telle sorte qu'elles permettent de bien mettre en exergue les caractéristiques de la méthode.

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

**-Image synthétique 2:**composé de 4 régions (K=4) de forme d'une fleur. Et d'autres images standards en niveau de gris dans lequel le nombre réel de clusters existant dans ses images est inconnu. De plus on a testé cette méthode sur des images IRM cérébrale contenant une tumeur (voir figure III.6).

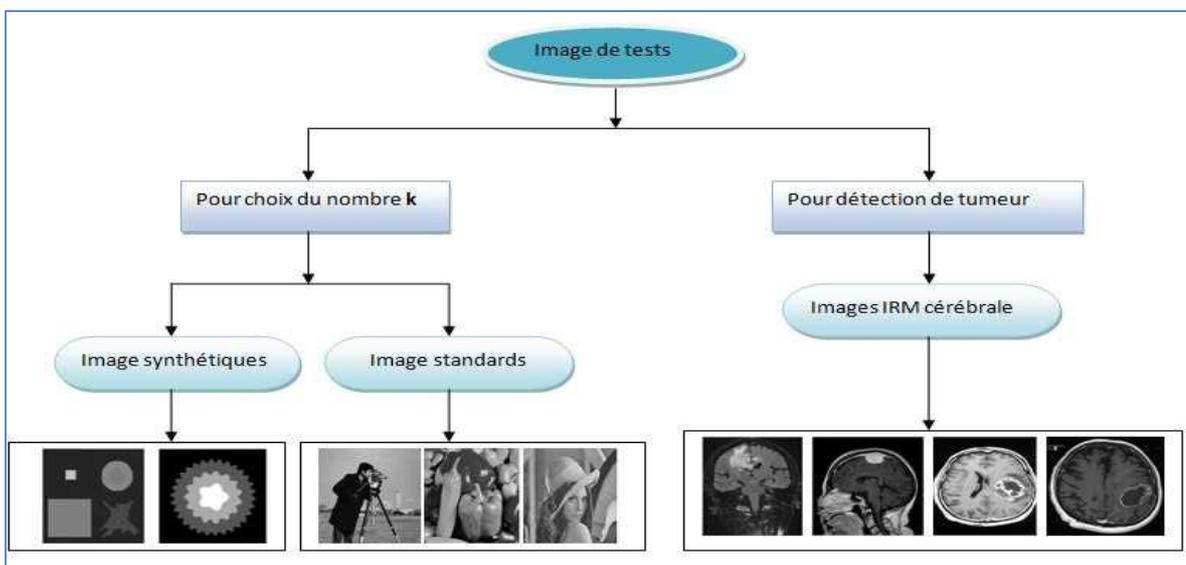


Figure III.6 : Images utilisées de teste

Application de l'algorithme k-means :

Choix du nombre K de classes:

Pour but d'étude l'influence du nombre K de classes sur les résultats de segmentation par k-moyenne, Nous faisons varier le nombre K de classes.

Image Nbr de classe K	Image synthétique 1	Image synthétique 2	Cameraman	peppers	Lena
2					
3					
4					
5					
6					

Tableau III.1 : Résultats de segmentation d'images pour différente valeur de k

### ➤ **Interprétations:**

Le tableau (III.1) illustre les résultats de la segmentation pour différentes valeurs de  $K$ , visuellement, nous remarquons que pour images synthétiques 1 ayant six classes bien distinctes.

Nous constatons bien que pour une valeur  $K = 6$ , les pixels de l'image sont classés selon 6 classes, cela signifie que l'image après la segmentation est semblable à l'image originale en formes et en nombres de classe. Même chose pour image synthétique 2 qui contient quatre classes, nous pouvons voir puisque  $k=4$ , le nombre de classes des pixels construites est de 4 similaire à l'image originale. Contrairement aux résultats obtenus par exemple lorsque  $k = 3$  et  $k = 5$ , nous obtenons à chaque fois une image non semblable avec l'image originale.

Les résultats dépendent de ce paramètre essentiel qui est le nombre de classes.

Pour les résultats d'autres images (images standards), nous constatons qu'à chaque fois quand nous augmentons le nombre de classes, il y'a de nouvelles régions qui apparaissent, ce qui montre l'importance et l'influence du choix du nombre de classes sur la méthode de classification choisie.

Le choix du nombre de classes dépend fortement du besoin de l'utilisateur et des régions qu'il veut extraire et traiter. Vu les résultats obtenus, nous déduisons que la performance de la segmentation dépend du nombre de classes.

### **Détection de la tumeur cérébrale à l'aide de k-means clustering:**

Cette partie, se concentre principalement sur la détection et la localisation de la tumeur, région qui est un néoplasme solide intracrânien créé par une cellule normale et incontrôlée. La méthodologie proposée permet de segmenter le cerveau en images IRM à l'aide de la technique de clustering k-means. Cette méthodologie est constituée de trois étapes, c.-à-d. le prétraitement, la segmentation et l'extraction.

#### **A. Prétraitement:**

Qui consiste à supprimer le bruit s'il est présent, dans ce cas nous avons ajouté 0.02% de bruit Salt and Pepper artificiellement. Afin d'éliminer le bruit sur cette image et d'améliorer sa qualité, nous avons utilisé un filtre médian  $3 \times 3$ .

**B. Segmentation :**

Dans cette étape nous avons utilisé l'algorithme k-moyenne (k-means) pour la segmentation d'image, nous avons choisi un nombre de classes (k) égal à 4.

**C. Extraction :**

Dans cette étape nous avons utilisé la méthode de segmentation seuillage ou binarisation d'image pour la détection de la tumeur. C'est une technique importante de traitement d'image rapide et facile pour segmenter et détecter la région tumorale pour une image en niveau de gris qui contient généralement un grand nombre des pixels (256pixels).

**Etape de simulation:**

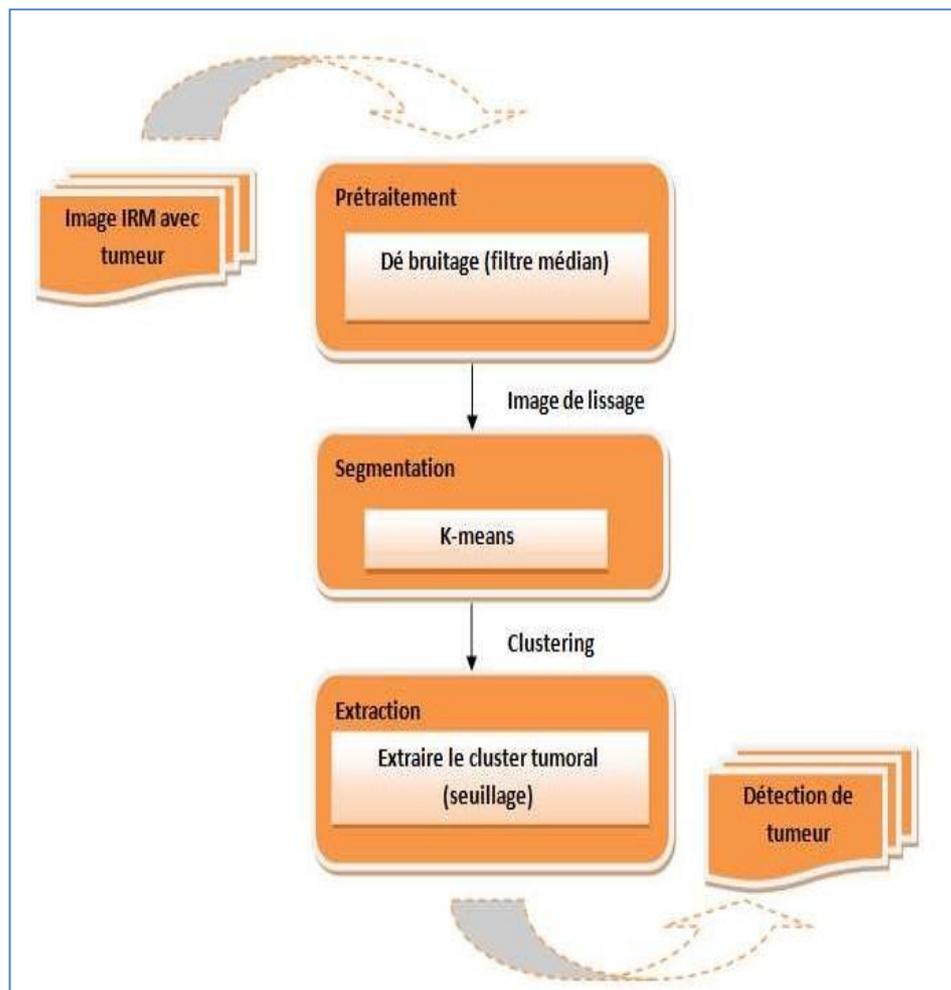
**Etape 1 :** prendre l'image IRM du cerveau en niveau de gris comme entrée.

**Etape 2 :** appliquer la méthode de filtrage pour supprimer le bruit et améliorer l'image.

**Etape 3 :** mettre en œuvre la technique de segmentation et regroupement pour la détection correcte de la région tumorale.

**Etape 4 :** extraction de la tumeur cérébrale.

La figure (III.7) illustre les différentes étapes de notre simulation



**Figure III.7 :** Principe de la simulation de détection de tumeur

Résultats de détection de la tumeur cérébrale:

➤ Le prétraitement (filtre médian):

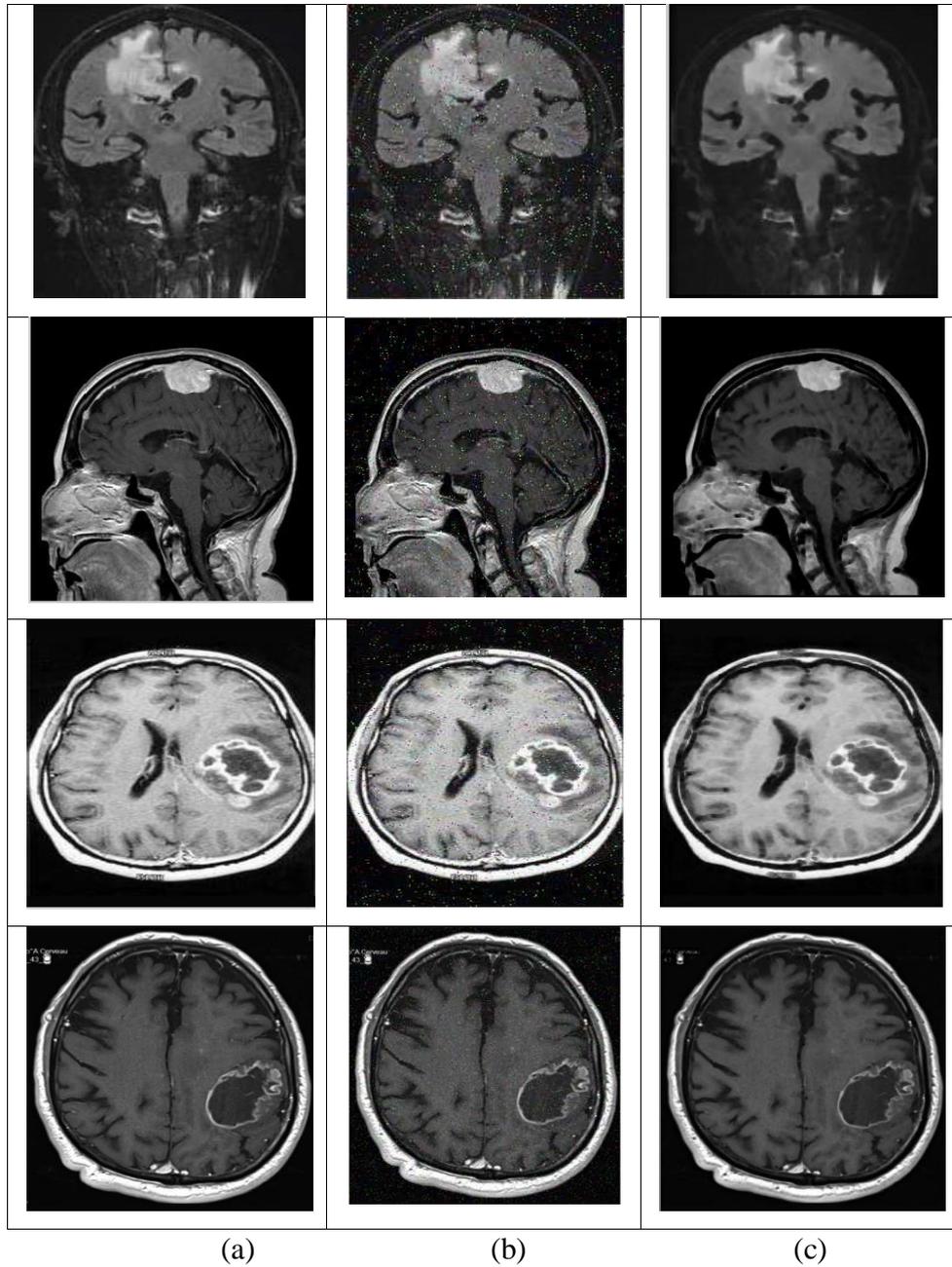


Figure III. 8 : Prétraitement, (a) : image originale, (b) : image bruitée par bruit Salt and Pepper, (c) : image filtrée par un filtre médian

➤ La segmentation (k-means):

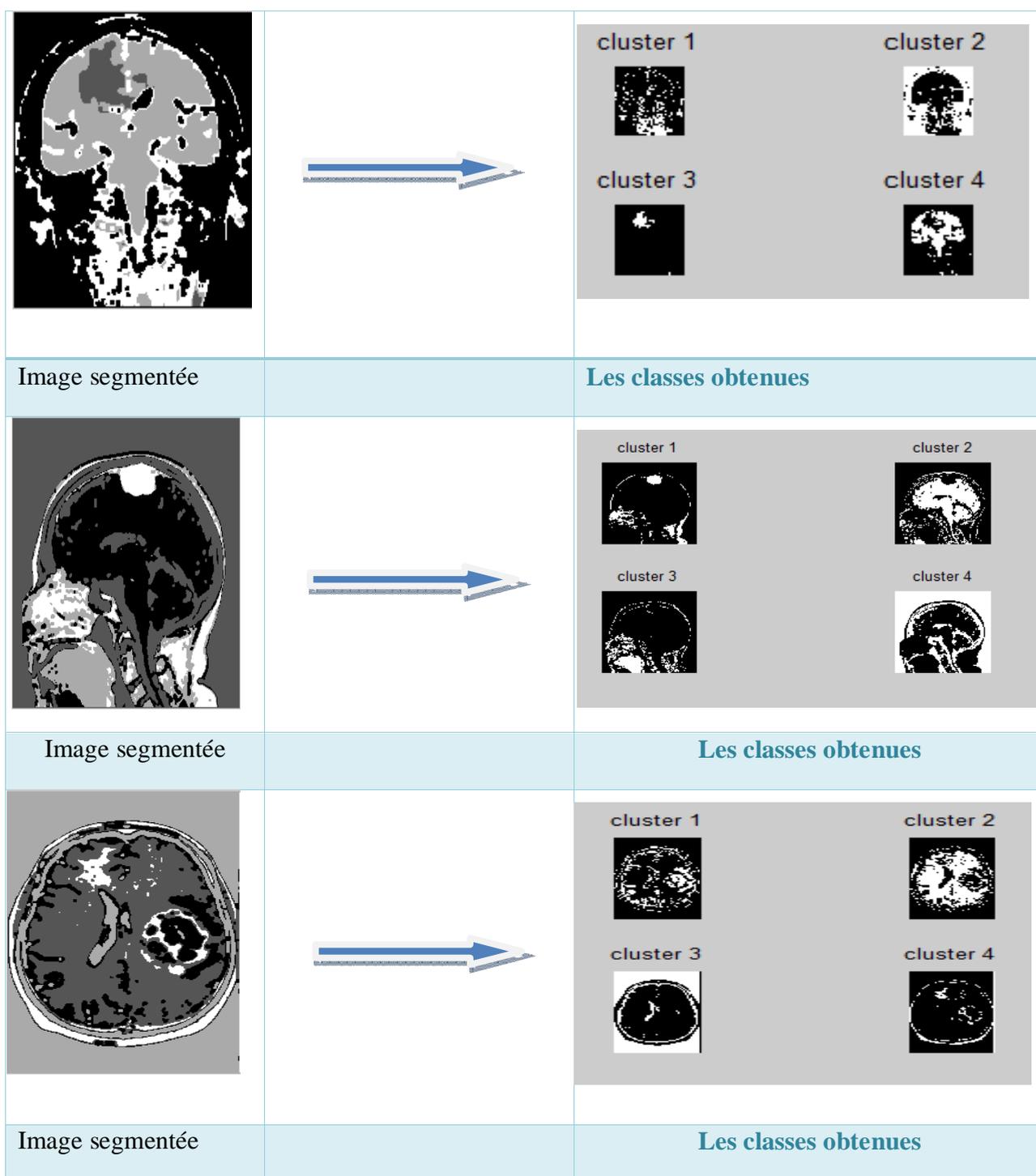


Figure III.9 : Image segmentée par k-means

➤ Extraction (seuillage ou binarisation) :

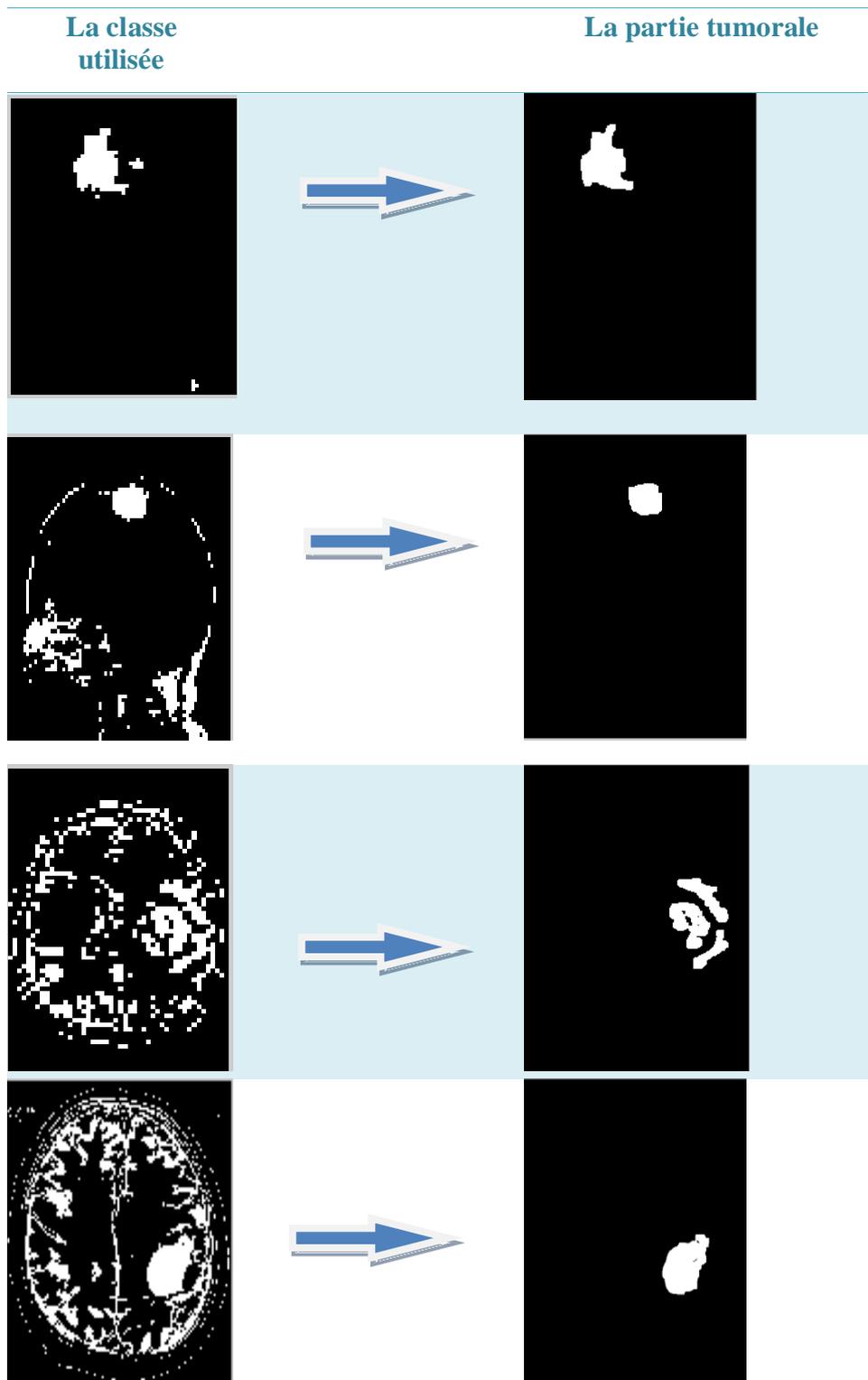


Figure III.10 : Extraction de la partie tumorale

➤ **Interprétations:**

D'après les résultats de cette méthode, On remarque globalement que, le filtrage par médian donne d'excellents résultats pour éliminer le bruit impulsif (Salt and Pepper). Il s'agit donc d'éliminer toutes les parties qui n'ont pas d'intérêt pour l'analyse sans trop brouiller les bords d'image, ces résultats nous aident dans la partie segmentation pour extraire facilement la partie tumorale.

L'application de la méthode k-means facilite la détection des différentes structures cérébrales grâce au processus du regroupement. Dans les exemples précédents, après la segmentation, il ya un cluster qui affiche la partie tumorale dans chaque image.

Le processus d'extraction nous permet d'extraire, clairement, la tumeur en réalisant tout d'abord une binarisation, cela permet au pixel sombre de devenir noir et au pixel clair de devenir blanc.

Nous avons jugé nécessaire l'élimination des régions de trop petites tailles, suppression des régions qui se trouvent au bord de l'image et suppression des objets inutiles dans l'image binaire (les petites tâches) en utilisant la commande "imopen".

### **Conclusion:**

Dans ce chapitre nous avons présenté la méthode la plus utilisée pour la segmentation des images par classification automatique (k-moyenne). Nous avons vu que la segmentation par la méthode k-means permet de regrouper des objets (pixels) en classes.

En plus, nous avons présenté les résultats d'application de cette méthode sur différents types d'image et différents nombres k de classes. Et nous avons terminé par les résultats de détection de la partie tumorale du cerveau dans des images IRM.

# *Conclusion Générale*



**La** segmentation d'image est importante dans plusieurs domaines, et intéresse les praticiens confrontés, dans leurs travaux, à des données multidimensionnelles importantes : la médecine, science sociale, industrie, marketing, météorologie ....etc.

Dans ce travail, nous avons présenté la méthode k-moyenne (k-means) pour segmentation d'images par classification non supervisée qui divise un ensemble de données en plusieurs sous-ensembles appelés groupes ou clusters. Ces groupes sont caractérisés idéalement par une forte similarité à l'intérieur et une forte dissimilation entre les membres de différents groupes.

Tout d'abord, nous avons testé quelques images provenant de différents types par la méthode de K.means, qui nous semble très utilisée vu sa fiabilité. Les tests effectués nous ont permis de constater que le choix du nombre de classe joue un rôle très important dans la segmentation.

Ensuite, nous avons utilisé image IRM cérébrale pour valider notre algorithme de segmentation (k-means) à partir de la détection la partie tumorale.

Après l'application de méthode proposée, nous avons conclu que k-means est une méthode de segmentation très utile, simple et facile d'utiliser.

## LIVRES ELECTRONIQUES

- [1]  B. Yasmina, «Intelligence Computationnelle Application: Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) », Mémoire master. Université Abderrahmane MIRA - BEJAIA-2016 .
- [2]  A. l'inhimane, B. Fatima, "segmentation d'images par classifieurs flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) ". Diplôme de Master, Université Abderrahmane MIRA -Bejaia, 2015.
- [3]  M. Semchedine, "Contribution à la segmentation d'images médicales par les algorithmes bio-inspirés». Thèse de Doctorat en Sciences, Université Ferhat Abbas – Sétif, 2018.
- [4]  Etienne DEBARRE, « Application du prototypage rapide à l'aide au diagnostic en chirurgie traumatologique et orthopédique ». pour l'obtention du grade de Docteur de l'Université, L'UNIVERSITÉ D'ARTOIS (Ecole Doctorale Sciences pour l'ingénieur, PRES Lille Nord de France). 2011.
- [5]  G. Alexandre, « Expression et rôles des gènes hacd1 et hacd2 dans l'encéphale de souris », thèse pour le doctorat vétérinaire, école nationale vétérinaire d'ALFORT. 2016 .
- [6]  S. Fièvre et C. Mulle, "Notions fondamentales sur le cerveau". P.7 CNRS & Université Bordeaux Segalen, Bordeaux 2013.
- [7]  Benoit Scherrer , « Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne » PhD thesis, Grenoble Institute of Technology , France, 2008.
- [8]  N. Fatima, « Médulloblastome chez l'enfant : expérience de l'institut national d'oncologie ». Mémoire pour l'obtention de doctorat en médecine, université Mohammed V - Soussi faculté de médecine et de pharmacie-RABAT. 2013.
- [9]  Dr ZENASNI- Service d'anatomie normale chu Oran. "Le tronc cérébral morphologie" - 2014.
- [10]  B. Scherrer, « Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales: agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne ». PhD thesis, Grenoble Institute of Technology, France, 2008.



[11]

E.Debarre, « Application du prototypage rapide à l'aide au diagnostic en chirurgie traumatologique et orthopédique ».pour l'obtention du grade de Docteur de l'Université, L'UNIVERSITÉ D'ARTOIS (Ecole Doctorale Sciences pour l'ingénieur, PRES LilleNord de France). 2011.



[12]

A.Nabila, B.Amira, "Méthode coopérative pour la segmentation d'image : Application à l'imagerie médicale". Mémoire Diplôme Master, Université Abderrahmane Mira –Bejaia, 2016.



[13]

N. NASRI."Segmentation d'images IRM". Mémoire diplôme de Magister, Université Abderrahmane MIRA de Bejaia, 2010.



[14]

B. Abderrahim, « Une Approche semi-automatique pour l'indexation de documents anciens». Mémoire de magister, Université Badji Mokhtar – Annaba,2009.



[15]

B. Yasmina, «Intelligence Computationnelle Application: Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) », Mémoire master. Université Abderrahmane MIRA - BEJAIA-2016 .



[16]

Z. Aissa, S.nabil,« Traitement d'images monochromes : Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) segmentation Réseaux de Neurones »,Mémoire de master, Université Larbi Ben M'hidi, Oum El Bouaghi, 2017.



[17]

M. Nadia, Analyse des images médicales par des techniques hybrides : application à la détection des kystes rénaux, Mémoire de magister en informatique, Université des Sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf.2014.



[18]

J..Marie, « la liaison automatique des plusieurs images perçues sur un scanner », Licencié en pédagogie.institut Supérieur Pédagogique de Bukavu. Option : informatique de Gestion.2008.

[19]

B. Mohammed Habib, « Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris », mémoire du doctorat, Université de sciences de technologies d'Oran Mohammed Boudiaf.2017.



[20]

F.Longuetaud(INRALERFoB)etdeE.TernisienetdeB.Kerautret(IUTSt-Dié)etdeS. Dubuisson (Jussieu), « Cours de Master FAGE UE Biophysique des tissus végétaux », Mardi 3 mars 2014.



-  [21] M. Amina, F. Fadia. « Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions ». Mémoire de Master en Informatique, Université Abou BakrBelkaid– Tlemcen Faculté des sciences.2012.
-  [22] N. Journet, «Introduction au traitement d'images- Histogrammes et opérations binaires »,12 janvier2011.
-  [23] E. Mohammed,G. Katia, « Segmentation automatique 3D du sinus sphénoïdale parla méthode k-moyenne floue », Mémoire Master. Béjaia 2016-2017.
-  Bejaia.2008.
-  [25] B.Sarra et H.Asma, Segmentation d'image par Coopération région-contours, Université Kasdi Merbah-Ouargla.2016.
-  [26] M .T.Chikh, amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), université abou-bakrbelkaid tlemcen.2011.
-  [27] S. Moussa, T.Lyazid, M.Abdelouaheb, « Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté : Application à la segmentation d'images IRM », 4th International Conference on Computer Integrated ManufacturingCIP'2007 03-04, université de Sétif, Novembre.2007.
-  [28] J Rogowska, "Overview and Fundamentals of medical image segmentation ", dans Handbook of medical image prossing and analysis, Elsevier, 1999,p.73-90.
-  [29] A.N.Benaichouche, "Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images, Application aux images IRM du cerveau et aux images de Tomographie par Émission de positons ", thèse de doctorat université paris-Est 2014.
-  [30] Barra.V.Segmentation oue des tissus cérébraux en IRM 3D : une approche possibiliste versus autres méthodes. PhD thesis, Universite Blaise Pascal, 1999.





[31]

J. L. Marroquin, B. C. Vemuri, S. Botello, E. Calderon, and A. Fernandez-Bouzas. An accurate and efficient bayesian method for automatic segmentation of brain MRI. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(8) :934–945, Aug 2002.



[32]

Ali Ahmadvand and PeymanKabiri. Multispectral MRI image segmentation using markov random field model. *Signal, Image and VideoProcessing*, 10(2) :251–258, Feb2016.



[33]

N. E. A. Khalid and P. N. M. M. Hani . MRI brain abnormalities segmentation using k-nearest neighbors (k-nn). *Int. J. Comput. Sci. Eng*, 3(2) :980, 2011.



[34]

S. Pereira, A. Pinto, V. Alves, and C. A. Silva. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5) :1240–1251, May 2016.



[35]

J. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1 : Statistics*, pages 281–297, Berkeley, Calif., 1967.



[36]

James C. Bezdek. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Kluwer AcademicPublishers, Norwell, MA, USA, 1981.



[37]

R.Krishnapuram and J. M. Keller. A possibilistic approach to clustering. *IEEE Transactions onFuzzySystems*, 1(2) :98–110, May 1993.



[39]

DorinComaniciu and Peter Meer. Mean shift : A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 24(5) :603–619, May 2002.



[40]

Z.Guellil et L.Zaoui,s Proposition d'une solution au problème d'initialisation cas duK-means. Université des sciences et de la technologie d'Oran MB, Université Mohamed Boudiaf USTO -BP 1505 El Mnaouer -ORAN – Algérie.





[41]

OumiloudHoriya, Mokeddem Asma, Classification non supervisée : Application de k-means. Diplôme de Licence en Informatique. Université Abou BakrBelkaid– Tlemcen, 2014.



[42]

D'Hondt Frédéric, El Khayati Brahim, Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs. Faculté Poly technique de Mons, 5<sup>ème</sup> Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia.



[43]

L. Houria, B. Oumessàd, « Classification Des Feuilles de Plantes à Base de Moment de Hu », Mémoire Master Académique en informatique, 2014.



[44]

L. Jérémy B.SC. « Forage non supervisé de données pour la prédiction d'activité dans les habitats intelligentes ». L'université du Québec à Chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en informatique, juin2013.



[45]

B.youns, Tout ce que vous voulez savoir sur l'algorithme K-Means. 10avril2018.



[46]

A. Yassine. « Algorithme k-Moyennes » Cofé scientifique. PP : 5-6-18.



[47]

Hausmane Issarane, «Machine learning. K-means: Definition &Avantages / Inconvénients ». 5 mars 2019.