

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR - ANNABA  
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté : Sciences de L'ingénierat  
Département : Electronique  
Domaine : Sciences et Techniques  
Filière : télécommunications  
Spécialité : Systèmes des  
télécommunications

## Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master  
Thème:

Imagerie par résonance magnétique  
(IRM)

Présenté par : *BELMILI YACOUB TAYEB – LAKHEL YACINE*

Encadrant : Boughazi mohamed Prof U.B.M. Annaba

### Jury de Soutenance :

ZERMI Narima	M.C.A	U.B.M. Annaba	Président
BOUGHAZI Mohamed	Prof	U.B.M. Annaba	Encadreur
BOUKARI Karima	M.C.A	U.B.M. Annaba	Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

## *Remerciement*

*Je remercie tout d'abord le bon dieu pour m'avoir donnée le courage et la santé pour accomplir ce travail. Ce travail n'aurait pas pu aboutir à des résultats sans l'aide et les encouragements de plusieurs personnes que je remercie. Je ne pourrai omettre de remercier les personnes les plus importantes dans ma vie, qui n'ont pas hésité à m'apporter tout le soutien durant toute cette période, mes chers parents. Un grand merci à vous pour votre soutien. Mes vifs remerciements accompagnés de toute ma gratitude vont ensuite à mon encadreur monsieur Boughazi, pour ses conseils judicieux, sa disponibilité et pour m'avoir suivie et orientée.*

---

## Resumé

La segmentation d'images est un traitement d'image de bas niveau, qui consiste en régions de positionnement (ensembles de pixels) dans des images appartenant à la même structure. Les méthodes connexes sont diverses et peuvent reposer sur des principes théoriques différents (probabilités, logique floue) et divisées en trois grandes catégories (structure, région et classification). Dans notre travail, nous nous intéressons principalement à la segmentation, qui est une méthode de classification qui sépare les images en regroupant pixels de même niveau de gris en une seule classe de pixels. Le but de cet article est d'examiner différentes méthodes de classification non supervisées (Kmeans, FCM et FCMS), et de comparer leurs applications en imagerie par résonance magnétique cérébrale, afin de segmenter et de classer régions différentes selon différents tissus et structures.

## Abstract

Image segmentation is low-level image processing, which consists of positioning regions (sets of pixels) in images belonging to the same structure. The related methods are diverse and can be based on different theoretical principles (probabilities, fuzzy logic) and divided into three main categories (structure, region and classification). In our work, we are mainly interested in segmentation, which is a classification method that separates images by grouping pixels of the same gray level into a single class of pixels. The aim of this article is to examine different unsupervised classification methods (Kmeans, FCM and FCMS), and to compare their applications in brain magnetic resonance imaging, in order to segment and classify different regions according to different tissues and structures.

## ملخص

تجزئة الصورة هي معالجة صور منخفضة المستوى، والتي تتكون من مناطق تحديد المواقع (مجموعات من البكسل) في الصور التي تنتمي إلى نفس البنية. الطرق ذات الصلة متنوعة ويمكن أن تستند إلى مبادئ نظرية مختلفة (الاحتمالات والمنطق الضبابي) وتنقسم إلى ثلاث فئات رئيسية (الهيكلة والمنطقة والتصنيف). في عملنا، نحن مهتمون بشكل أساسي بالتجزئة، وهي طريقة تصنيف تفصل الصور عن طريق تجميع وحدات البكسل من نفس المستوى الرمادي في فئة واحدة من وحدات البكسل. الهدف من هذه المقالة هو فحص طرق التصنيف، ومقارنة تطبيقاتها في (Kmeans و FCM و FCMS) المختلفة غير الخاضعة للإشراف التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ، من أجل تقسيم المناطق المختلفة وتصنيفها وفقاً للأنسجة والبنى المختلفة.

## Liste des figures

---

<b>Figure I.1</b> : Schéma d'un système imageur .....	5
<b>Figure I.2</b> : Schéma d'un système de traitement d'images .....	9
<b>Figure I.3</b> : plan de coupe en imagerie médicale .....	11
<b>Figure I.4</b> : Les composants de cerveau .....	13
<b>Figure I.5</b> : Effet de volume partiel .....	14
<b>Figure II.1</b> : Segmentation de visage .....	18
<b>Figure II.2</b> : Imagerie médicale IRM .....	19
<b>Figure II.3</b> : Segmentation du mouvement .....	20
<b>Figure II.4</b> : Application de reconnaissance d'objets.....	21
<b>Figure II.5</b> : Quelques modèles de contours .....	22
<b>Figure II.6</b> : Modèles de contours .....	23
<b>Figure II.6</b> : Evolution du contour actif .....	24
<b>Figure II.7</b> : Exemples d'histogrammes .....	25
<b>Figure III.1</b> : Principe de classification .....	32
<b>Figure III.2</b> :Exemple de classification k-NN .....	35
<b>Figure III.3</b> :Voisinage d'un pixel .....	42
<b>Figure IV.1</b> : Résultat de la segmentation par le FCM (Covid-19) .....	52
<b>Figure IV.2</b> : Résultat de la segmentation par le FCM(Covid-19).....	52
<b>Figure IV.3</b> : Résultat de la segmentation par le FCM (Cerveau) .....	53
<b>Figure IV.4</b> : Résultat de la segmentation par le FCM_S2.....	53

<b>Figure IV.5</b> : Résultat de la segmentation par le FCM_S2.....	53
<b>Figure IV.6</b> : Résultat de la segmentation par le FCM bruitée .....	54
<b>Figure IV.7</b> : Résultat de la segmentation par le FCM_S2 bruitée.....	54
<b>Figure IV.8</b> : Résultat de la segmentation par le FCM_S2 bruitée.....	55

## Table des abréviations

---

- **RVB** :Rouge vert et blanc
- **IRM** : Imagerie par résonance magnétique
- **RF** :Radio fréquence
- **IRMd** :Imagerie par résonance magnétique de diffusion
- **FCM** : Fuzzy C means
- **COVID-19** : Corona virus disease 19
- **MCR** :Mix classification rate

## Table des matières

---

### **Chapitre I** : Introduction à l'imagerie par résonance magnétique

I Introduction .....	1
I.1 : Notions générales de l'image .....	4
I.1.1 : Définition de l'image .....	4
I.1.2 : Définition de la segmentation d'images .....	5
I.2 : Caractéristiques d'une image numérique .....	6
I.2.1 : Dimension .....	6
I.2.2 : Résolution .....	6
I.2.3 : Bruit.....	6
I.2.4 :Image numérique .....	6
I.2.5 : Image aux niveaux de gris .....	6
I.2.6 : Image couleur .....	7
I.2.7 : Luminance .....	7
I.2.7 : Contraste .....	7
I.3 : Histogramme d'une image .....	8
I.3.1 : histogramme classique .....	8
I.3.2 : histogramme compact .....	8
I.4 : Système de traitement d'images .....	9
I.4.1 : Pré-traitement d'images .....	9
I.4.2 : Modification d'histogramme .....	10
I.4.3 : Expansion de dynamique .....	10
I.5 : Observation du cerveau humain .....	10
I.5.1 : Anatomie cérébrale .....	12
I.5.2 : Cerveau .....	12
I.5.3 : Le cervelet .....	12
I.5.4 : Le tronc cérébral .....	12

I.5.5 : Les différents Composants du cerveau .....	12
I.5.6 : Qualité d'image IRM .....	13
I.5.7 : Les artefacts .....	13
I.5.8 : Volume partiel .....	14
I.5.9 : Bruit .....	14
I.6 : Applications de l'IRM .....	14
I.7 : Conclusion .....	15

## **Chapitre II : Segmentation d'image**

II Introduction .....	17
II.1 : Définition de segmentation .....	17
II.2 : Les domaines d'application de la segmentation .....	17
II.2.1 : Segmentation de visage .....	17
II.2.2 : Imagerie médicale IRM .....	18
II.2.3 : Segmentation du mouvement .....	20
II.2.4 : Reconnaissance d'objets .....	21
II.3 : Les approches de segmentation .....	21
II.3.1 : Approche contour .....	22
II.3.1.1. Contour Active .....	23
II.3.2 : Approches régions .....	24
II.3.2.1 : Segmentation par seuillage .....	24
II.3.3 : Approche par classification de pixels.....	25
II.3.3.1 : Classification supervisées .....	26
II.3.3.2 : Classification non supervisées .....	26
II.4 : Conclusion .....	27

## **Chapitre III : Segmentation par classification**

III Introduction .....	30
III.1 : Classification k plus proche voisins .....	31



III.1.1 : Algorithme .....	32
III.2.2 : Méthodes non supervisées .....	33
III.3 : Les k-moyennes ou k-means .....	34
III.3.1 :L'algorithme de k-means .....	35
III.3.1 : Avantage .....	36
III.3.1 :Inconvénients .....	36
III.4 : Les c-moyennes flous ou fuzzy c-means (FCM) .....	36
III.4.1 : L'algorithme de segmentation flou FCM .....	37
III.4.2 : Contraintes liées à la classification par les c-moyennes flous.....	38
III.5 : L'objectifs de la segmentation .....	41
III.6 : Conclusion .....	42

## **Chapitre IV : Résultat et discussion**

IV Introduction.....	43
IV .1 : Base de données utilisée .....	50
IV .2 : Résultats.....	51
IV.3 : Segmentation d'une image IRM sans bruit.....	51
IV.3.1 : Organigramme.....	52
IV.3.2 : Etude d'image sans Bruit .....	52
IV.4 : Segmentation d'une image IRM bruitée .....	54
IV.5 : Critère d'évaluation.....	55
IV.5.2 : Indice de Jaccard.....	56

Conclusion Générale.....	57
--------------------------	----

## **Bibliographie**

# **Introduction générale**

## Introduction Générale

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

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

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

Ce mémoire est divisé en quatre chapitres :

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

Nous avons ensuite présenté dans le deuxième chapitre, les méthodes de segmentation d'images, où nous avons décrit un certain nombre de méthodes classiques de segmentation,

soit par approche contour ou par approche région. Nous avons choisi la segmentation par classification de pixels pour laquelle nous avons étudié chaque technique et son algorithme que nous avons appliqué sur une image IRM cérébrale.

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

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

# Chapitre I

# **I. Introduction**

Le traitement d'images est un domaine très vaste, qui a beaucoup évolué au cours des dernières décennies et qui est toujours en cours d'expérimentation. Le traitement d'image numérique fait référence à tout processus utilisé pour modifier une image numérique afin d'en améliorer ou d'en extraire des informations. Par conséquent, le traitement d'image est un ensemble de méthodes et de techniques qui fonctionnent avec eux pour rendre cette opération possible. Il est plus facile, plus efficace et plus agréable d'améliorer les aspects visuels des images et d'extraire des informations importantes. Dans ce chapitre, nous aborderons les concepts de base nécessaires pour comprendre la technologie de vision industrielle.

## **I.1 Notions générales de l'image**

L'image est une représentation visuelle, voire mentale, de quelque chose (objet, être vivant ou concept).

Elle peut être naturelle (ombre, reflet) ou artificielle (sculpture, peinture, photographie), visuelle ou non, tangible ou conceptuelle (métaphore), elle peut entretenir un rapport de ressemblance directe avec son modèle ou au contraire y être liée par un rapport plus symbolique.

Pour la sémiologie ou sémiotique, qui a développé tout un secteur de sémiotique visuelle, l'image est conçue comme produite par un langage spécifique.

Suit à une transformation optique réalisée dans la partie antérieure du globe oculaire, le flot lumineux est projeté sur la rétine, où une image rétinienne se forme. La membrane rétinienne est tapissée de millions de cellules, appelées photorécepteurs, qui réagissent aux différentes longueurs d'ondes de la lumière.

Cette étude pourrait représenter un raccourci pour comprendre les systèmes de vision artificielle qui consiste à reproduire les processus visuels au moyen de machines.

### **I.1.1 Définition de l'image**

Les images sont des artefacts qui représentent la perception visuelle, comme B. Semblable aux photos ou à d'autres images bidimensionnelles d'objets (généralement des objets physiques), et fournissent donc leur représentation. Dans le cadre du traitement du signal, une image est une distribution d'une ou plusieurs couleurs.

Le script graphique est un système d'écriture qui utilise des images comme symboles de diverses entités sémantiques pour remplacer les caractères abstraits utilisés par les lettres.

## I.1.2 Définition de la segmentation d'images

Il est difficile de trouver la définition de la segmentation car elle est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage. Segmenter une image, c'est trouver ses zones et ses contours uniformes. On pense que ces zones et contours sont très importants, c'est-à-dire que les zones doivent correspondre à des parties importantes d'objets dans le monde réel et que les contours doivent correspondre à leurs contours visibles. La définition formelle de l'algorithme de segmentation vient de Horowitz et Pallidus 1975.

Les psycho physiciens et les gestionnaires conviennent que le processus de segmentation se produit aux premiers stades du processus de perception visuelle.

De plus, ils montrent que ces premiers stades sont totalement indépendants de la recherche a priori ou de la connaissance du monde (zone d'image). Cela signifie que les algorithmes de traitement d'images numériques programmés peuvent effectuer les mêmes opérations.

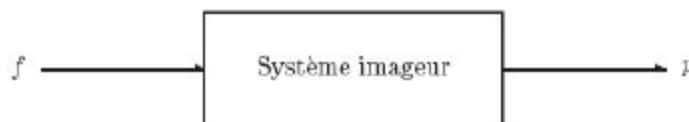


Fig. 1 \_ Schéma d'un système imageur.

L'image d'origine (notée  $f$ ) est liée à l'image observée (notée  $p$ ) par une transformation faisant intervenir deux phénomènes : le premier est déterministe (projection, défauts du système d'imagerie, etc.), et le second est aléatoire. Il n'est connu que d'un point de vue statistique (bruit de mesure). Le terme « problème inverse » renvoie au problème de l'inversion de cette transformation : trouver l'image  $f$  au point  $p$ , ce qui n'est pas toujours possible en pratique. En fait, la plupart des problèmes de traitement d'image inverse sont intrinsèquement mauvais. Au sens d'Hadamard, si l'une des conditions suivantes n'est pas remplie :

- il existe une solution au problème.
- La solution est unique.
- La décision dépend toujours des données.

La seule connaissance des données observables ne suffit pas pour garantir l'existence, l'unicité et la stabilité de la solution. La solution a priori est appelée régularisation, donc la segmentation implique de trouver une approximation  $f$  suffisamment correcte pour effectuer les étapes ultérieures du travail.

## **I.2 Caractéristiques d'une image numérique**

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

### **I.2.1 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.

### **I.2.2 Résolution**

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur, plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution.

### **I.2.3 Bruit**

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusquevariation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

### **I.2.4 Image numérique**

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter



## I.2.5 Image aux niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit,

mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de

produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la "couleur" de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

## I.2.6 Image couleur

Ces images sont généralement encodées en utilisant l'encodage des trois couleurs primaires (rouge, vert et bleu), c'est pourquoi ce sont des images RVB (c'est le même encodage utilisé sur la télévision couleur française). Par conséquent, ce sont des images à trois pics. Par conséquent, chaque couleur est codée sous forme d'octets :

La composante rouge, l'intensité de l'image RVB varie de 0 à 255,

La composante verte, l'intensité varie de 0 à 255,

La composante bleue, l'intensité varie de 0 à  $255 \times 2^2 = 16\ 777\ 216$ .

Par conséquent, codant donc différentes couleurs. Pour une image couleur se déplaçant d'un espace RVB d'un espace tridimensionnel vers un autre espace tridimensionnel défini par une autre donnée, il existe d'autres façons de représenter les couleurs, comme B.Space colorimétrique HSV, I1 I2 I3 ... Lorsque vous utilisez RVB, les principales composantes spectrales de chaque couleur sont affichées en rouge, vert et bleu. Le modèle est basé sur le système de coordonnées cartésien. La salle de réception est un cube dans lequel le rouge, le vert et le bleu occupent trois coins ou couleurs.

## I.2.7 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par:

- Des images lumineuses (brillantes);

- Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

## I.2.8 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1-L2}{L1+L2}$$

## I.3 Histogramme d'une image

Un histogramme d'image est une représentation d'une fonction discrète qui attribue le nombre de pixels avec cette valeur à chaque valeur d'image. Toute image numérique (échelle de gris ou couleur) peut être représentée par un graphique sous forme de courbe. Cela met en évidence la distribution des pixels dans l'image en fonction de la luminosité des pixels, indiquant ainsi l'exposition de la photo. Toutes les valeurs élevées dans la plage de quantification. En utilisant l'ordonnée, nous pouvons déterminer le nombre de pixels affectés à la même valeur.

Plus la gamme d'évaluation quantitative utilisée est large, plus la forme de l'histogramme est compliquée

### I.3.1 L'histogramme classique

L'histogramme d'une photographie est la représentation de la vraie distinction (C) qui à chaque nuance r de l'image associe le nombre de pixels (population) dans cette nuance C. Il peut participer vu pendant lequel le laconisme de prévisibilité d'une changeant inopinément laquelle l'image est l'ensemble de réalisations. Pour les images couleurs, parce que les maîtrises de l'image sont des vecteurs, on parle postérieurement d'histogramme multidimensionnel (tridimensionnel). En examinant les images, les histogrammes sont fréquents, depuis la définition au conclusion de la

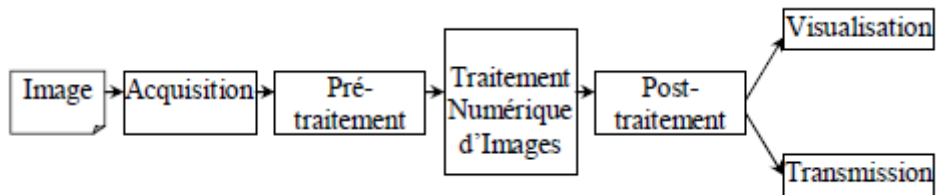
noeud d'rsultat jusqu' l'classification d'images pendant une base, de nombreuses mthodes de prtraitement, de division ou de mesures stochastique ncessitent le vraisemblance d'histogrammes. Cependant les histogrammes multidimensionnels ont l'dsagrment d'attacher en numration un fascicule gigantesque. Ce fascicule est de luxuriant dizaines ou centaines de mgaooctets  cause les images nuance  trinit composantes. Partant du cho qu'une photographienuance peut participer dcompose en trinit images unimodales indpendantes, certaines mthodes de indemnt d'images utilisent les histogrammes mono dimensionnels R, V et B de ces trinit images.

### I.3.2 L'histogramme compact

Soit C le nombre d'units occupes dans l'histogramme multivari de l'image MxN avec q composantes de chrominance, et chaque composante de chrominance est code avec p bits. En fait, C est toujours beaucoup plus petit que le nombre total d'units  $2^{qp}$  disponibles. Lorsque le nombre de pixels est MxN, le nombre d'units inoccupes augmente  mesure que le nombre p de composants d'image augmente. Le principe de l'histogramme multivari compact est de ne coder que les units C rellement charges. L'histogramme compact est reprsent par une table de mesure pour stocker les valeurs colorimtriques et une table de mesure Cx1 pour les nombres correspondants. Prenez de l'espace-CE + C.q. Par rapport au codage classique ci-dessus

### I.4 Systme de traitement d'images

Un systme de traitement numrique d'images est compos de :



**Figure 3.2** Schma d'un systme de traitement d'images

## I.4.1 Pré-traitement d'images

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation.

Le temps de traitement (temps CPU) est très important. C'est un facteur décisif, il doit être le plus petit possible. Ceci implique que les opérateurs doivent être locaux, c'est-à-dire

qu'ils doivent intervenir sur un nombre limité de pixels et essentiellement sur des pixels dans

le voisinage proche du pixel courant.

Les techniques de pré-traitements les plus courantes qu'on va présenter sont

[Bensrhair02,a] [Cocquerez 95,+]:

- La modification d'histogramme,
- La réduction du bruit par filtrage,

## I.4.2 Modification d'histogramme

On cherche à améliorer l'image en appliquant une transformation ponctuelle d'intensité; à tout pixel  $as(x,y)$  on associe une intensité par la transformation  $T$  croissante de façon à

à conserver des contrastes entre régions (claire sur fond sombre, apparaît plus claire après

transformation). Le pixel après transformation est le pixel  $a's(x,y)$ :

$$a's(x,y) = T(as(x,y))$$

Dans ce qui suit, on va présenter deux types de modification d'histogramme:

- Expansion de dynamique
- Egalisation d'histogramme

## I.4.3 Expansion de dynamique

Cette méthode consiste à utiliser au mieux l'échelle des niveaux de gris disponible sur le

système d'acquisition d'images.

Soit  $A[i,j]$  l'image de départ,  $A'[i,j]$  image après transformation et  $[a0,a1]$  l'intervalle des intensités présentes dans l'image et soit  $[amin,amax]$  l'intervalle disponible.

L'expansion du dynamique correspond à la transformation:

## I.5 Observation du cerveau humain

Les vues axiale, frontale et sagittale du cerveau se réfèrent aux zones du cerveau qui sont à peu près parallèles au plan, y compris le nez, les oreilles plates et le plan de

symétrie de la tête. Ces zones sont orthogonales par paires, comme le montre la figure ci-dessous. ensuite:

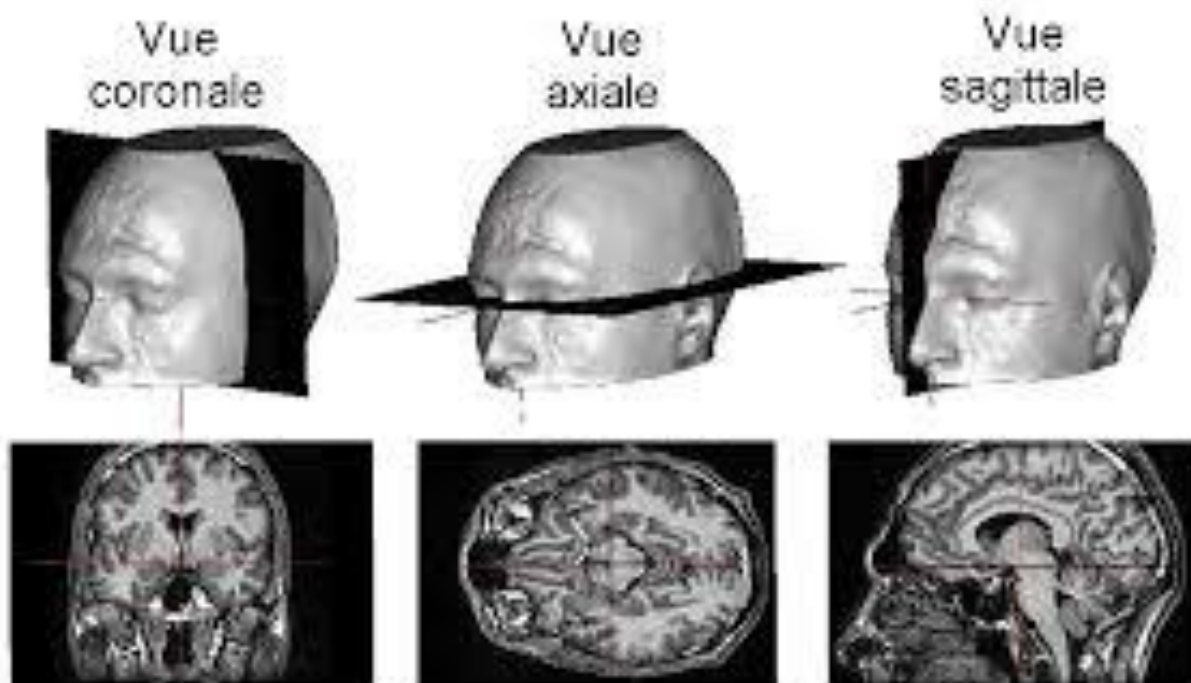


Figure I.5 :plan de coupe en imagerie médicale

### **Sections axiales**

Ces sections correspondent à des plans presque horizontaux. En tomographie par résonance magnétique, ils correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe principal du champ magnétique.

### **Sections sagittales**

Ces sections sont des plans parallèles à la surface hémisphérique. Ce sont des vues latérales du cerveau.

- Incision coronale (ou frontale). Ce sont des incisions perpendiculaires aux incisions axiales et sagittales.

### **I.5.1 L'anatomie cérébrale**

Le cerveau appartient au système nerveux central et est situé dans le crâne, c'est un organe important qui régule toutes les fonctions vitales. Il se compose de deux hémisphères à gauche et à droite, et les deux hémisphères sont reliés par un corps d'appel (axones recouverts de myéline) composé de matière blanche. L'hémisphère lobé est la partie la plus développée des mammifères.

Le cervelet participe en partie à la coordination des mouvements du corps.

### **I.5.2 Cerveau**

Le cerveau fait partie du système nerveux central et est situé dans le crâne, c'est un organe important qui régule toutes les fonctions importantes. Il est composé des hémisphères gauche et droit, qui sont composés du corps, et le corps d'appel est composé de matière blanche. (Axones de myéline). L'hémisphère sphérique est la partie la plus développée des mammifères.

### **I.5.3 Le cervelet**

Il est parallèle aux deux gros faisceaux nerveux (résultant en les informations sensorielles sont transmises aux parties du cortex qu'elles analysent et aux parties du cortex, puis pénètrent dans les muscles pour les contracter. ) Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements humains.

### **I.5.4 Le tronc cérébral**

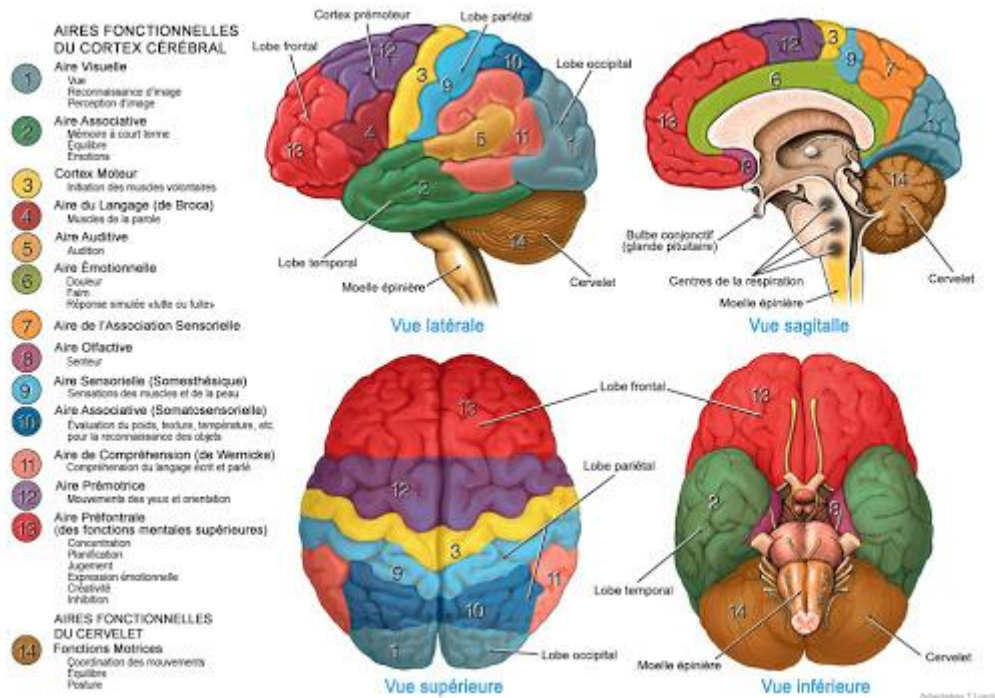
Est un lien important dans le système nerveux central entre le cerveau et le cervelet. Surtout, il est responsable de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque. C'est également le centre du mouvement et des voies sensorielles, ainsi que le centre de contrôle de la douleur.

### **I.5.5 Les différents Composants du cerveau**

Si nous prenons la coupe transversale du cerveau comme le montre la figure (Ib), nous remarquerons une bande grise autour de lui. paquet.C'est de la matière grise ou de l'écorce. Les neurones envoient leurs processus ou sursauts d'axe au cerveau. Étant donné que la section transversale de ces extensions est relativement peu profonde, une substance blanche est formée. Ces axones relient une certaine zone du cerveau au cerveau. L'autre consiste à se déplacer vers l'extérieur pour exécuter des commandes

de mouvement ou transmettre des informations sensorielles au cerveau (vision humaine, audition et principalement le toucher). La zone motrice qui contrôle nos mouvements et la zone tactile que nous ressentons Au contact de la peau, ils sont situés au milieu de la

tête de part et d'autre du sillon principal et séparent la zone du lobe frontal de la zone du lobe pariétal arrière (rainure centrale). Ces principaux rayons sensoriels et moteurs se croisent, ce qui signifie que l'hémisphère gauche contrôle le côté droit du corps et



reçoit des signaux tactiles du côté droit.

Figure I.7 : Les composants de cerveau

## I.5.6 Qualité d'image IRM

Les images IRM peuvent changer en raison d'un grand nombre de ressources d'artefacts IRM. Il existe les artefacts suivants,

## I.5.7 Les artefacts :

Notamment le patient ou le mouvement d'un seul organe du patient dans la séquence d'images. L'inhomogénéité d'intensité est la fluctuation d'intensité observée dans le même tissu.

Des irrégularités dans le champ magnétique principal et le champ magnétique généré par l'impulsion RF peuvent provoquer des irrégularités dans la distribution d'intensité des images obtenues par IRM, ce qui rend les méthodes photométriques pures difficiles.

## I.5.8 Volume partiel

À la frontière entre deux tissus dans la direction choisie de l'incision, l'utilisation d'une fine incision peut faire bien séparer les tissus. En revanche, la zone la plus épaisse contient deux tissus en même temps: le signal résultant est le signal tissulaire moyen, où la perte d'informations masque le contraste. Étant donné que le signal de la petite structure est moyenné avec le signal de la structure voisine, cela conduit également à la solution de décalage de perte requise, ce qui peut les rendre invisibles ou indiscernables.

## I.6 Applications de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique est largement utilisée dans la pratique clinique pour le diagnostic, la surveillance des patients, l'évaluation du traitement et le positionnement du cerveau humain. L'imagerie par résonance magnétique de diffusion (IRMd) des connexions cérébrales est utilisée pour obtenir des images à haute résolution spatiale de la structure cérébrale.

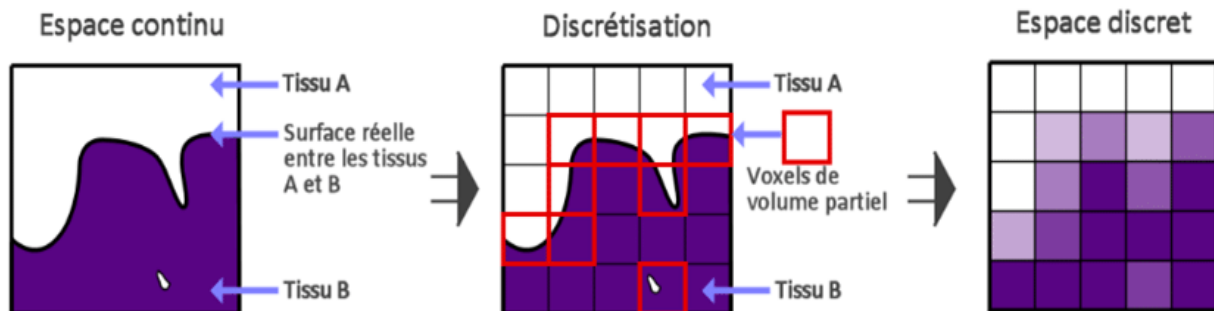


Figure I.8 : Effet de volume partiel



l'application de la résonance magnétique dans la fonction cérébrale, la spectroscopie et la spectroscopie d'image (MRT) dans le processus gradué. (Métabolisme, neurotransmission). L'imagerie par résonance magnétique à champ élevé peut fournir de meilleures images et plus d'informations physiologiques.

## **I.7 Conclusion**

Dans ce rapport, nous avons présenté les concepts de base qui sont à la base de la compréhension des différentes technologies de traitement d'images. Plusieurs méthodes de traitement classiques ont été proposées dans la littérature, dont certaines nous pensons que nous utilisons le plus dans le traitement d'images, et le prétraitement d'images peut améliorer la qualité de l'image pour un traitement ultérieur.

Il existe deux méthodes principales pour extraire les régions pertinentes d'une image : les lacunes dans la scène, qui est une méthode de contour, et nous recherchons des régions avec des niveaux de gris uniformes, qui est une méthode de région.

Les nouvelles recherches sur les systèmes complexes et leurs caractéristiques, ainsi que l'application de ces méthodes au traitement des phénomènes collectifs naturels, sont la source d'inspiration pour les propositions de résolution de problèmes

multi-agents. Rejetez les comportements personnels simples, qui se combinent pour produire des phénomènes complexes.

A la fin de ce chapitre, nous avons présenté différentes méthodes qui ont été développées pour traiter des images en niveaux de gris, soit en utilisant des méthodes simples en images, soit en se basant sur des systèmes naturels.

# Chapitre II

## II Introduction

L'homme sait naturellement séparer des objets dans une image. Pour séparer un objet d'un fond, l'humain se base sur des connaissances de haut niveau qui lui permettent de détecter dans l'image ce qui l'intéresse. Fondamentalement, la segmentation est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la couleur. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale. La segmentation est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle fournit une description de haut niveau

### II.1 Définition de segmentation

La segmentation est la partition d'une image en un ensemble de régions qui ne se chevauchent pas et dont l'union est l'image entière. Quelques règles à suivre pour obtenir une segmentation sont 1. Les régions doivent être uniformes et homogènes par rapport à certaines caractéristiques (niveau de gris, écart type, gradient). 2. Leurs intérieurs doivent être simple et sans beaucoup de petits trous (des parties de région non segmentés). 3. Les régions adjacentes doivent avoir des valeurs très différentes par rapport à la caractéristique prise en compte dans la segmentation. Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises. Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image  $I$  en un nombre  $N$  de sous-ensembles  $R$  appelés régions est un ensemble connexe de points image (pixels) ayant de même propriétés (texture, intensité,...) qui les différencient des pixels des régions voisines. La région  $i$  est notée, homogènes dans le sens d'un ou plusieurs critères, comme le niveau de gris

### II.2 Les domaines d'application de la segmentation

Il existe de nombreux domaines qui utilisent la segmentation dans leurs études ou leurs recherches ou dans toute utilisation et en termes de segmentation d'image, nous en mentionnons certains

#### II.2.1 Segmentation de visage

La segmentation de l'image du visage joue un rôle efficace dans l'identification des personnes et de leurs identités. Elle aide également la police à identifier les suspects et

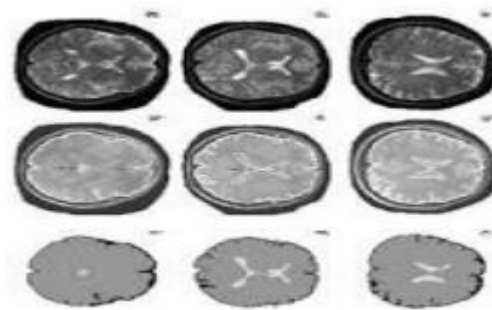


même dans les groupes d'identité électroniques

**Figure II.1 :** Segmentation de visage

## II.2.2 Imagerie médicale IRM

L'étape de la segmentation est une étape importante dans le traitement et l'interprétation des images médicales, et dans l'obtention de ces images par IRM. Le but est d'isoler les maladies potentielles



**Figure II.2 :** imagerie médicale IRM

## II.2.3 Segmentation du mouvement

La segmentation du mouvement des objets d'une scène a pour but de détecter les régions d'une image ayant un mouvement homogène et indépendant. Ses applications sont multiples, avec en premier plan la reconnaissance d'objets en mouvement.

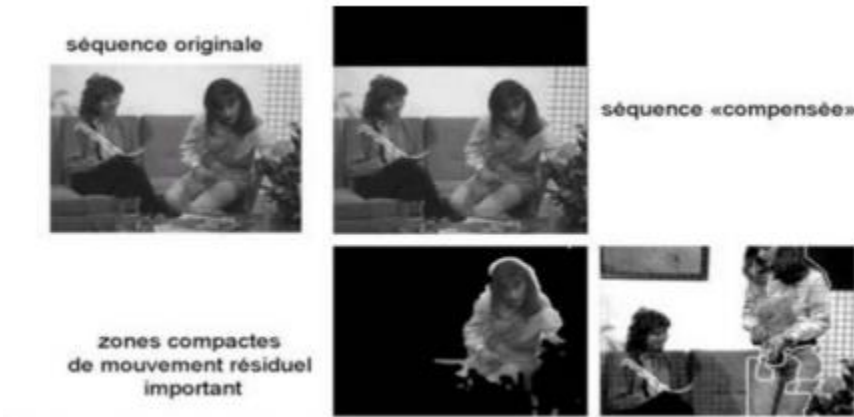


Figure II.3 : Segmentation du mouvement

## II.2.4. Reconnaissance d'objets

La reconnaissance d'objets est une tâche majeure dans la vision par ordinateur. Un système de vision doit être capable de reconnaître certains objets dans la scène. La Figure II.4 présente un exemple d'une application de reconnaissance d'objets (Application du LIRIS 2005 Guillaume Ryder )



Figure II.4 : Application de reconnaissance d'objets

## II.3 Les approches de segmentation :

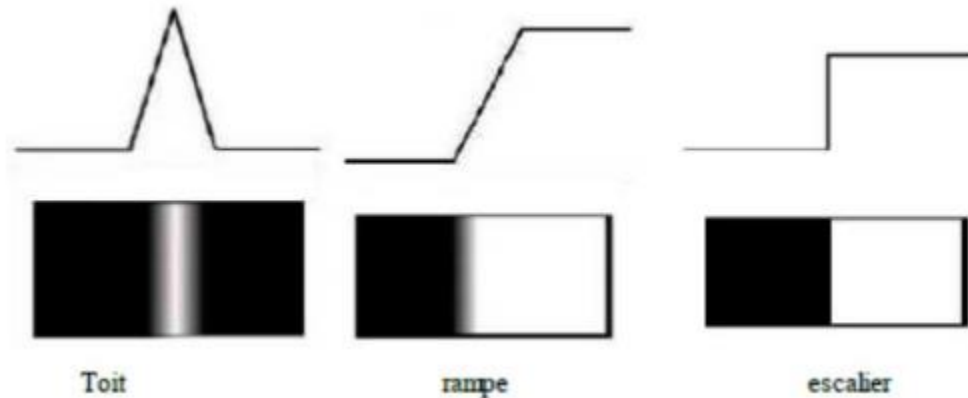
La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique. Comment préférer l'une ou l'autre est discussion ouverte et

continue dans de nombreux laboratoires. Les approches de segmentation peuvent se diviser en deux grandes classes,

- Approche contour (détection de discontinuité ou encore frontières),
- Approche région (détection de similarité)

### II.3.1 Approche contour

L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents [2]. Les variations d'intensité de lumière et de couleurs sont très bien perçues par le système visuel humain. La **Figure II.5** montre quelques modèles de contours.



**Figure II.5** : Quelques modèles de contours

Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal).

Rampe : le contour est plus flou.

Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

La segmentation contours vise à délimiter les objets selon leurs contours. Ces approches ne se basent généralement pas sur les intensités mais sur les variations d'intensité significatives dans l'image, aux frontières entre régions

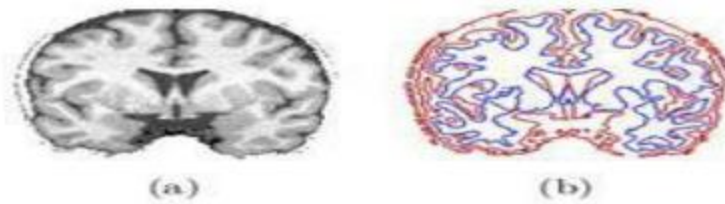


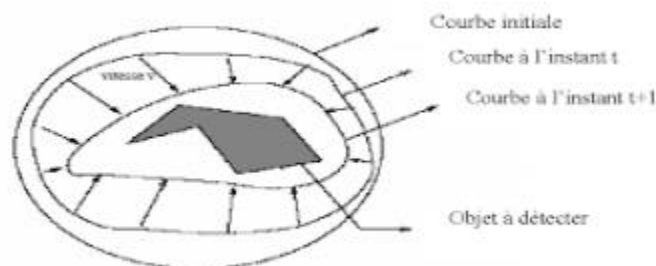
Figure II.6 : Modèles de contours

### II.3.1.1. Contour Active

Les contours actifs (snakes) sont définis par une courbe paramétrique pouvant être fermée ou non. Un snake consiste à placer aux alentours de la forme à détecter une ligne initiale de contour. Cette ligne va se déformer progressivement selon l'action de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme. Ces forces sont représentées par trois énergies associées au snake.

- Une énergie propre : due uniquement à la forme du contour, dite interne.
- Une énergie potentielle : imposée par l'image dite énergie externe. C'est elle qui va attirer la ligne du snake vers les contours réels présents sur l'image
- Une énergie de contexte : qui exprime certaines contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur vu le snake qu'il veut obtenir.

Donc, le contour actif est formé d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. La courbe est placée dans la zone d'intérêt de l'image ou autour d'un objet (Figure I-8). Plusieurs équations décrivent son évolution : la courbe se déplace et épouse lentement les contours des objets en fonction de divers paramètres comme l'élasticité, la tolérance au bruit,... etc. Cette dynamique est basée sur la notion d'énergies interne et externe, le but étant de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe. Des contraintes permettent de conserver une courbe lisse avec des points équidistants tout en laissant un certain champ libre pour les déformations .



## Figure II.7 : Evolution du contour actif

Un contour actif (ideal) est défini comme une variation de luminance au point de coordonnées ( , ) séparant deux régions de luminance homogènes. On peut définir trois propriétés essentielles permettant de déterminer les caractéristiques d'un détecteur [5]

- Une bonne détection Une forte probabilité de détecter le point P quel que soit le bruit dans l'image. – Une bonne localisation très grande précision dans la localisation de la position du point de contour. Les variations et représentant l'erreur de position doivent être minimisé.

- L'unicité de la réponse la Faculté a détecté un seul point de contour. Éliminer toute possibilité d'avoir une réponse multiple pour un point de contour

### II.3.2 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. Dans ceux-ci il y a plusieurs méthodes comme croissance de région, division de région, fusion de région, classification que nous présentons ci-dessous

#### II.3.2.1 Segmentation par seuillage

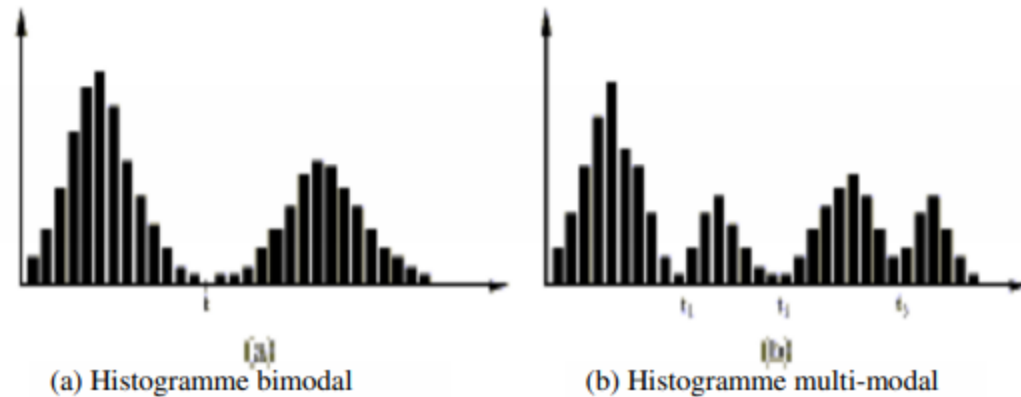
Le seuillage est la technique de segmentation la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image]. Elle est l'opérateur qui associe à chaque point de l'image une classe de luminance. Le seuillage est réalisé après comparaison des luminances à un ou plusieurs seuils.

Cette technique tente de déterminer les classes de pixels par l'analyse des histogrammes monodimensionnels , le plus souvent les seuils sont déterminés à l'aide de ces analyses localement ou globalement à l'image ou au volume. Dans le cas d'une image composée d'une ou plusieurs régions de même type, et d'un fond visuellement différent, l'histogramme est bimodal et il est possible de séparer les régions du fond par un simple seuil qui se situe sur la vallée entre les deux modes (figure II.2 (a)). Si l'image



est constituée de régions ayant des caractéristiques différentes, son histogramme est multimodal (figure II.2 (b)), tels que chacun des modes

correspond à une région. Le seuillage est alors défini comme le problème de trouver le minimum entre deux modes adjacents c'est-à-dire les vallées. Les pixels ayant des niveaux de gris entre deux vallées sont alors assignés à la même région.



**Figure II.8 :** Exemples d'histogrammes

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

### II.3.3 Approche par classification de pixels :

La classification est une opération préalable à la segmentation ; elle consiste à regrouper en classes les pixels de l'image ayant les caractéristiques colorimétriques similaires. Les classes sont formées à partir des attributs des pixels. Les classes doivent être aussi distinctes que possible les unes des autres . Une image couleur ou multi spectrale sera considérée comme un ensemble non ordonné de vecteurs et chaque pixel sera affecté à une classe unique indépendamment de ces voisins. Une région sera constituée de pixel d'une même classe mais il peut y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe. Finalement la segmentation est complétée par l'extraction des composantes connexes et étiquetage des pixels appartenant à une même classe. C'est une opération qui consiste à attribuer à tous les pixels d'une composante connexe une même étiquette (valeur entière). La classification ne peut répondre à tout type de problème de segmentation puisque tous les critères de

de définition de la segmentation explicités en introduction ne sont pas respectés dans l'absolu, notamment en ce qui concerne la loi de connexité.

### **II.3.3.1 Classification supervisées**

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

Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en  $C$  classes de tissus ( $C_1 \dots C_c$ ) par un ou plusieurs experts. Chaque classe  $C_i$  se voit donc affecter un ensemble d'apprentissage  $E_i$ , et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction des  $E_i$  [37].

### **II.3.3.2 Classification non Supervisées (Automatiques)**

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

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

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

## **II.4 Conclusion**

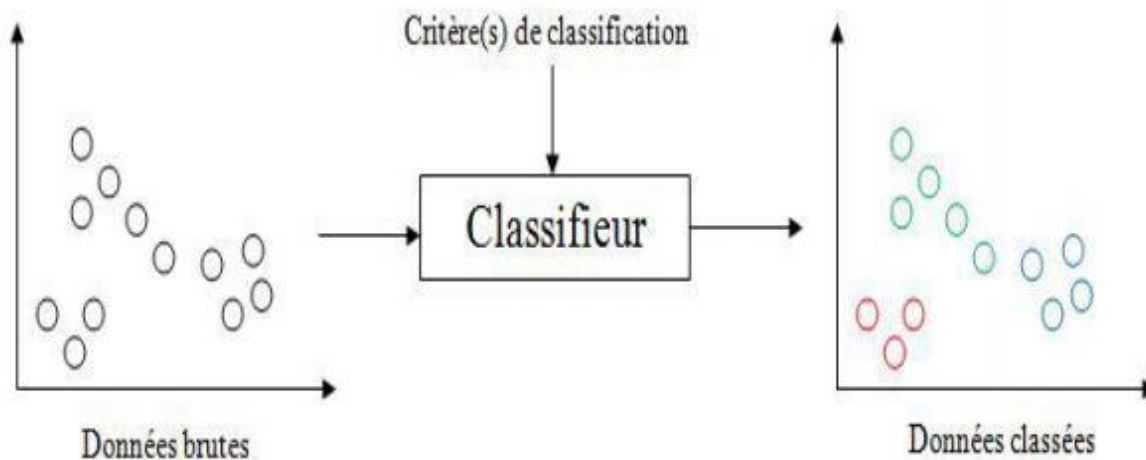
Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur les différentes approches utilisées pour la classification : supervisées et non supervisées et pour la segmentation d'images : les approches basées contour, basées région et les approches basées classification. Nous avons vu que la segmentation (clustering) permet de regrouper des objets (individus ou variables) en un nombre limité de groupes ou de classes

(segmentes, ou cluster). La classification consiste à grouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent au niveau de gris, en dessous ensembles de classes. Nous avons présenté les différentes méthodes de segmentation les plus utilisées pour la segmentation des images médicales. Dans notre travail, nous nous intéressons aux techniques de classification automatique k-moyenne FuzzyCmeans ainsi que FCM spatiale.

# Chapitre III

### III Introduction

A nos jours, la littérature compte une multitude de techniques de classification avec une large gamme d'application vue leur capacité d'assurer la classification des données dans des domaines multidimensionnels. Ces méthodes permettent de regrouper des objets en classes plus homogènes dont les éléments (pixels, voxels) ont des propriétés d'appartenance communes. En effet, de nombreuses méthodes ont été modifiées et testées afin d'obtenir celles qui s'adaptent le mieux pour la segmentation d'image. Dans ce contexte, la classification permet de regrouper des pixels possédant les mêmes propriétés et les partitionner dans des classes bien définies.



**Figure III.1** : Principe de la classification

Dans ce chapitre, nous allons étudier les méthodes des K-moyennes (K-means), C-moyennes floues (Fuzzy C-Means) et une variante du FCM qui intègre la contrainte spatiale des pixels de l'image. Nous présentons quelques notions théoriques et les algorithmes cités ci-dessus dont nous introduisons les résultats obtenus en appliquant ces méthodes sur des images synthétiques.

## III.1 Classification k plus proche voisins

En intelligence artificielle, plus précisément en apprentissage automatique, la **méthode des k plus proches voisins** est une méthode d'apprentissage supervisé. En abrégé k-NN ou KNN, de l'anglais *k-nearestneighbors*.

Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de  $N$  couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée  $x$ , la méthode des  $k$  plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les  $k$  échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée  $x$ , selon une distance à définir. Puisque cet algorithme est basé sur la distance, la normalisation peut améliorer sa précision.<sup>1.2</sup>

Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentée parmi les  $k$  sorties associées aux  $k$  entrées les plus proches de la nouvelle entrée  $x$ .

En reconnaissance de forme, l'algorithme des **k plus proches voisins (k-NN)** est une méthode non paramétrique utilisée pour la classification et la régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer l'entrée dans la catégorie à laquelle appartient les  $k$  plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques identifiées par apprentissage. Le résultat dépend si l'algorithme est utilisé à des fins de classification ou de régression :

- en classification  $k$ -NN, le résultat est une classe d'appartenance. Un objet d'entrée est classifié selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses  $k$  plus proches voisins, ( $k$  est un nombre entier positif généralement petit). Si  $k = 1$ , alors l'objet est affecté à la classe d'appartenance de son proche voisin.
- en régression  $k$ -NN, le résultat est la valeur pour cet objet. Cette valeur est la moyenne des valeurs des  $k$  plus proches voisins.

La méthode  $k$ -NN est basée sur l'apprentissage préalable, ou l'apprentissage faible, où la fonction est évaluée localement, le calcul définitif étant effectué à l'issue de la classification. L'algorithme  $k$ -NN est parmi les plus simples des algorithmes de machines learning.

Que ce soit pour la classification ou la régression, une technique efficace peut être utilisée pour pondérer l'influence contributive des voisinages, ainsi les plus proches voisins contribuent-ils plus à la moyenne que les voisins plus éloignés. Pour exemple, un schéma courant de pondération consiste à donner à chaque voisin une pondération de  $1/d$ , où  $d$  est la distance de l'élément, à classer ou à pondérer, de ce voisin.

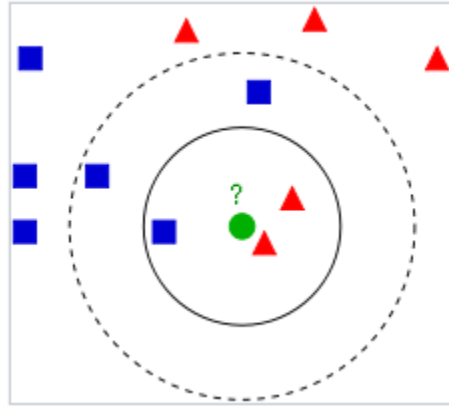
Les voisins sont pris depuis un ensemble d'objets pour lesquels la classe (en classification  $k$ -NN) ou la valeur (pour une régression  $k$ -NN) est connue. Ceci peut être considéré comme l'ensemble

d'entraînement pour l'algorithme, bien qu'un entraînement explicite ne soit pas particulièrement requis.

Une particularité des algorithmes  $k$ -NN est d'être particulièrement sensible à la structure locale des données.

### III.1.1 Algorithme

- Les exemples d'apprentissage sont des vecteurs dans un espace de caractéristiques multidimensionnel, chacun avec une étiquette de classe d'appartenance. La phase d'apprentissage de l'algorithme consiste seulement dans le stockage des vecteurs caractéristiques et des étiquettes de classe des échantillons d'apprentissage.
- Dans la phase de classification,  $k$  est une constante définie par l'utilisateur, et un vecteur non étiqueté (une requête ou un point de test) est classé en lui affectant l'étiquette qui est la plus fréquente parmi les  $k$  échantillons d'entraînement les plus proches du point à classer.
- La distance commune pour des variables continues est la distance euclidienne. Pour des variables discrètes, comme en classification de texte, une autre distance peut être utilisée, telle que la **distance de recouvrement** (ou la distance de Hamming). Dans le contexte de micro-tableau de données génétiques, par exemple,  $k$ -NN a aussi été employée avec des coefficients de corrélation de Pearson et Spearman<sup>3</sup>. Fréquemment, la précision de la classification  $k$ -NN peut être améliorée de manière significative si la distance est apprise par des algorithmes spécialisés tels que la méthode du plus proche voisin à grande tolérance ou l'analyse des composantes de voisinage.
- Une faiblesse de la classification dans sa version de base par vote majoritaire apparaît quand la distribution de classe est asymétrique. C'est-à-dire, des exemples d'une classe plus fréquente tendent à dominer la prédiction de classification du nouvel entrant, car elle serait statistiquement plus fréquente parmi les  $k$  plus proches voisins par définition<sup>4</sup>. Un moyen de surmonter cette difficulté est de pondérer la classification, en prenant en compte la distance du nouvel entrant à chacun de ses  $k$  plus proches voisins. La classe (ou la valeur en cas de régression) de chacun de ces  $k$  plus proches voisins est multipliée par une pondération proportionnelle à l'inverse de la distance de ce voisin au point à classer. Une autre façon de s'affranchir de cette asymétrie se fait par abstraction dans la représentation des données. Par exemple, dans une carte auto adaptative (SOM), chaque nœud est représentatif du centre de gravité (barycentre) d'un amas de points similaires, indépendamment de leur densité
- dans les données originales d'apprentissage. La méthode  $k$ -NN peut être employée pour les SOM.



**Figure III.2** Exemple de classification  $k$ -NN

#### - Explication

L'échantillon de test (cercle vert) pourrait être classé soit dans la première classe de carré bleu ou la seconde classe de triangles rouges. Si  $k = 3$  (cercle en ligne pleine) il est affecté à la seconde classe car il y a deux triangles et seulement un carré dans le cercle considéré. Si  $k = 5$  (cercle en ligne pointillée) il est affecté à la première classe (3 carrés face à deux triangles dans le cercle externe)

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

Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à découper l'espace des pixels en zones homogènes selon un critère de ressemblance et à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous pourrions distinguer plusieurs méthodes de classification, dans notre travail nous présentons les méthodes suivantes : K-Means, ensuite la méthode C-Moyennes Flous (FCM) d'où découle la méthode FCM\_S illustrées ci-dessous.

## III.2 Les k-moyennes ou k-means

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. La méthode est basée sur une notion de similarité entre enregistrements. C'est une méthode non supervisée qui prend comme représentant de chaque classe son centre de gravité. Les centres sont recalculés à

chaque nouvelle affectation d'un élément à une classe, c'est une méthode qui a pour objectif de partitionner l'espace des attributs en K classes (K connu).

A partir d'une partition initiale on améliore itérativement la partition de l'espace en minimisant la variance intra-classe, cette technique utilise comme critère d'évaluation d'une partition la distance quadratique moyenne. Le principe des k-means est de minimiser la fonction objectif :

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

Z

avec :

- c est le nombre de classe.
  - N est le nombre de données .
  - $v_k$  est le centre de classe .
  - $\| \cdot \|$  : est la norme euclidienne qui mesure la similarité entre un pixel et un autre .
- Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (1), la mise à jour des centres des classes se fait avec l'équation (2) :

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

avec : • ' est le nombre de donnée de chaque classe. II.2.3.4.1 Algorithme des k-means

Etape1 : Choisir aléatoirement les C centres initiaux  $v_1, v_2, v_3, \dots, v_c$  à partir des point  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$

Etape2 : assigner  $x_i$   $i = 1 \dots N$  a la classe  $k; k = 1 \dots C$  si :

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

Etape3 : mettre a jour les centres des classes par famille (2)

Etape 4 : Repeter de l'etape 2et3 jusqu'à atteindre la convergence :  $v_k^* = v_k ; k = 1, \dots, c$ .



## Avantages

- Apprentissage non supervisé :

la méthode des k-moyennes et ses variantes ne nécessitent aucune information sur les données. La segmentation peut être utile, pour découvrir une structure cachée qui permettra d'améliorer les résultats de méthodes d'apprentissage supervisé (classification, estimation, prédiction).

- Applicable à tous type de données : en choisissant une bonne notion de distance, la méthode peut s'appliquer à tout type de données (mêmes textuelles). II.2.3.4.3 Inconvénients

- Problème du choix de la distance : les performances de la méthode (la qualité des groupes constitués) sont dépendantes du choix d'une bonne mesure de similarité ce qui est une tâche délicate surtout lorsque les données sont de types différents.

- Le choix des bons paramètres : la méthode est sensible au choix des bons paramètres, en particulier, le choix du nombre k de groupes à constituer. Un mauvais choix de k produit de mauvais résultats. Ce choix peut être fait en combinant différentes méthodes, mais la complexité de l'algorithme augmente. • L'interprétation des résultats : il est difficile d'interpréter les résultats produits, en d'autres termes, d'attribuer une signification aux groupes constitués.

## Inconvénients :

- Problème du choix de la distance : les performances de la méthode (la qualité des groupes constitués) sont dépendantes du choix d'une bonne mesure de similarité ce qui est une tâche délicate surtout lorsque les données sont de types différents.

- Le choix des bons paramètres : la méthode est sensible au choix des bons paramètres, en particulier, le choix du nombre k de groupes à constituer. Un mauvais choix de k produit de mauvais résultats. Ce choix peut être fait en combinant différentes méthodes, mais la complexité de l'algorithme augmente.

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

### III.3 Les c-moyennes flous ou fuzzy c-means (FCM)

Bezdek a généralisé le critère J2 proposé par Dunn à toute une famille d'algorithmes qu'il a appelée C-moyennes floues. Le nombre de groupes est désormais désigné par C (et non plus K). L'algorithme des C-moyenne floues effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonction d'erreur associées à cet algorithme qui se distinguent par des valeurs différentes prises par un paramétré réglable m, appelé indice de flou (fuzzy index) et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objectif.

#### III.3.1 Algorithme de (FCM)

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

Avec :

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

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

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

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

L'algorithme de segmentation flou FCM

Etape 1 : fixer les paramètres :

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

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

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

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

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

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

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

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

### III.3.2 Contraintes liées à la classification par les c-moyennes flous

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

Segmentation par FCM\_S La fonction objective est donner par :

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

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

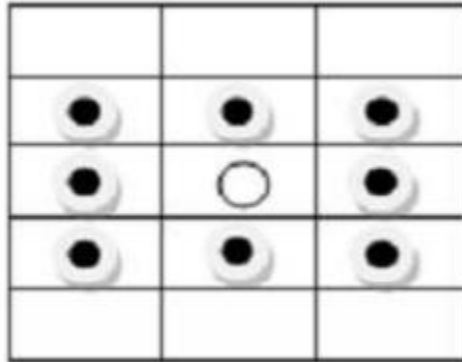
Avec

Les centres des classes sont donner par :

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

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

Le calcul de la moyenne x des voisins représentés par la fenêtre 3x3 donne la première variante de l'algorithme Spatial FCM appelé FCM\_S1 et le calcul de la médiane des voisins x donne la seconde variante FCM\_S2.



**Figure III.3 :** Voisinage d'un pixel

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

- Etape 1 : fixé les paramètres suivantes

$C$  : nombre de classes

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

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

- Etape 2 : Initialiser la matrice de degrés d'appartenances  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0, 1]$ .
- Etape 3 : calculer le prototype par la relation ( 8).

Calculer  $J_m(u(.), v)$  par la relation ( 6). On utilisant la médiane ( $x_j$ ) pour

FCM\_S2 ou la moyenne ( $x_j$ ) pour le FCM\_S1.

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

Calculer  $J_m(u(.), v)$  par la relation ( 6).

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

$$|J_m(u(\cdot)v) - J_m(u(\cdot)v)| < \varepsilon$$

### III.4 L'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 la taille, la couleur, la forme,...
  - Réduire le bruit.

### III.6 Conclusion

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

# Chapitre IV

## IV Introduction

L'imagerie médicale a commencé en 1895 lorsque Roentgen a découvert les rayons X. Plus tard, d'autres technologies sont apparues, mais l'imagerie par résonance magnétique (IRM) a fait des progrès significatifs, ce qui est le progrès le plus important en médecine. De même, l'information ajoutée à l'image est un facteur majeur dans la précision du diagnostic. ...Aujourd'hui, cette grande découverte est en constante évolution et fournit des données de plus en plus pertinentes, mais face à une telle quantité de données, la tâche devient très difficile pour les experts dans le domaine de l'analyse manuelle et de l'interprétation de ces données. Cependant, afin de rendre la tâche plus pratique et efficace, nous utilisons le traitement et l'analyse automatiques des images pour aider les techniciens à analyser qualitativement et quantitativement ces images et faciliter l'interprétation des résultats. Ces dernières années, la segmentation automatique du tissu cérébral en IRM a été un domaine de recherche particulièrement actif. Dans le chapitre suivant, nous résumons la signification de la méthode de classification décrite dans le chapitre précédent. Utiliser une base de données de composés d'imagerie (IRM) dans le cerveau. ) [Brainweb], Institut de neurologie, Université McGill, Montréal. Tout d'abord, nous suivons l'anatomie du cerveau. Nous allons nous appuyer sur le tissu cérébral pour comprendre les différentes substances de ce dernier. Vous souhaitez les diviser en différentes catégories, Ensuite, nous introduisons le principe de l'IRM et les différentes couches

## **IV .1 Base de données utilisée**

Nous utilisons Phantom, une base de données synthétique que nous pouvons utiliser pour créer des données de résonance magnétique. Afin de tester la technologie de segmentation du cerveau et des poumons pour le virus Covid-19, les chercheurs ont proposé plusieurs fantômes qui imitent le poumon ainsi que le cerveau. Cependant, ces fantômes sont relativement simples par rapport aux poumon, cerveau complexes. Ces dernières années, le Centre d'imagerie cérébrale et l'Institut de pneumologie a fourni à la communauté des chercheurs un fantôme, qui est devenu une référence largement utilisée pour tester les algorithmes de segmentation du poumon ou cerveau.

Le modèle anatomique du fantôme est composé d'une série de volumes de réflexion diffuse, qui représentent le degré d'appartenance aux différents tissus (extrémités, ) qui constituent l'image de résonance magnétique.

## **IV .2 Résultats**

Pour ce qui suit, nous trouvons :



-Des images des poumons d'une personne infecté par le Covid-19 et des images cérébrales en coupes axiales pondérées d'une personne adulte.

- Numéro de classe  $K = 2$  (MB, MG).

-Degré de flou  $m = 2$ .

-Le critère d'arrêt  $\varepsilon = 0,0001$ .

- Pour FSM\_S2 facteur de pondération  $\alpha = 3$ .

Ainsi les tests ont été implémentés sous Matlab R2009a (7.8.0.739) et exécutés sur un PC (CPU Intel® Core™ i3900M @ 2.50 GHz 2.50 GHz)

### IV.3 Segmentation d'une image IRM sans bruit

Après avoir classé les images de résonance magnétique sans bruit avec différents algorithmes, nous extrayons les classes (MB, MG, LCR) correspondant aux tissus afin de les comparer à la vérité de fond (divers segmentation de référence).

#### IV.3.1 Organigramme

- **Etape 1** : fixer les paramètres  $C$  : nombre de classes,  $\varepsilon$  : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple  $\varepsilon=0.001$ ),  $m$  : degré de flou, généralement  $m=2$ .

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

- **Etape 3** : calculer le prototype  $v$  par la relation.  
Calculer  $Jm(u(.), v)$  par la relation (7). On utilisant la médiane ( $\tilde{x}_j$ ) pour FCM\_S2 ou la moyenne ( $\bar{x}_j$ ) pour le FCM\_S1.

- **Etape 4** : mettre à jour la matrice degrés d'appartenance par la relation.  
Calculer  $\bar{Jm}(u(.), v)$

- **Etape 5** : répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :  $|Jm(u(.), v) - \bar{Jm}(u(.), v)| < \varepsilon$

### IV.3.2 Etude d'image sans Bruit



Image originale

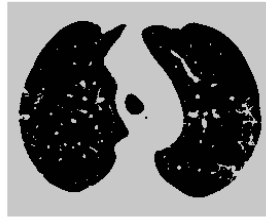


Image Segmentée en binaire



Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.1 :** Résultat de la segmentation par le FCM (Covid-19)



Image originale

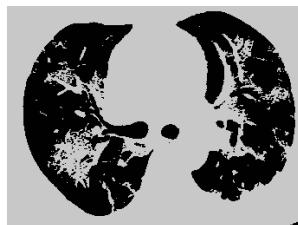


Image Segmentée en binaire



Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.2 :** Résultat de la segmentation par le FCM(Covid-19)

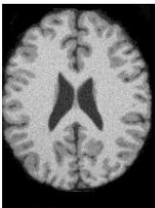


Image originale



Image Segmentée en binaire



Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.3 :** Résultat de la segmentation par le FCM (Cerveau)



Image originale



Image Segmentée en binaire

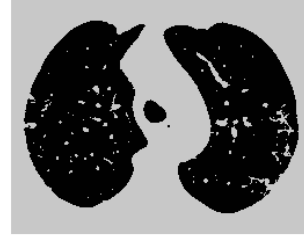


Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.4** : Résultat de la segmentation par le FCM\_S2



image originale



Image Segmentée en binaire



Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.5** : Résultat de la segmentation par le FCM\_S2

## IV.4 Segmentation d'une image IRM bruitée

Afin de distinguer les quatre algorithmes ci-dessus, nous plongeons l'image originale dans le bruit avant la segmentation. Le résultat de la segmentation est illustré dans la figure ci-dessous :



image originale



Image Segmentée en binaire



Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.6 : Résultat de la segmentation par le FCM bruitée**



image originale

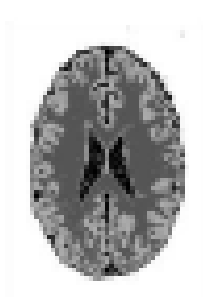


Image Segmentée en binaire

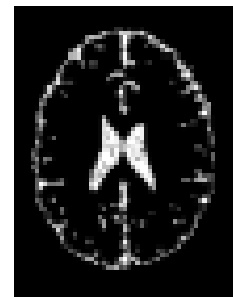


Image Segmentée en 2 classes

**Figure IV.7 : Résultat de la segmentation par le FCM\_S2 bruitée**



image originale

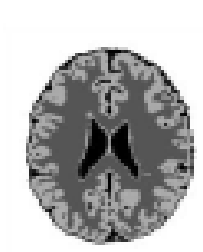
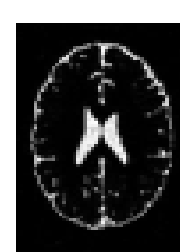


Image Segmentée en binaire



**Figure IV.8 : Résultat de la segmentation par le FCM\_S2 bruitée**

## IV.5 Critère d'évaluation

Les critères d'évaluation ont pour but d'attribuer à cette partie un coefficient qui reflète la qualité de classement obtenue grâce à l'algorithme pertinent. La question est qu'il n'y a pas de norme universelle, donc l'évaluation et la comparaison des différents algorithmes sont encore subjectives, selon le type de données dont nous disposons et la connaissance préalable de notre problème.

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

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

$$CR = \frac{\textit{nombredepixelsbienclassés}}{\textit{nombretotaldespixels}}$$

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

Dans notre travail :

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

Ainsi en appliquant la méthode de K-means à des images sans bruit, nous avons constaté qu'un grand nombre de pixels appartenant à l'organisation CSF étaient mal classés et que le taux d'erreur de était de 24,1999%. Les taux d'erreur de et de matière grise sont respectivement de 1,2100 % et 2,2405%. FCM et FCM\_S2 deux algorithmes ont réussi à segmenter l'image et à identifier deux catégories (MB et MG), mais pour LCR, le taux d'erreur de que nous obtenons est légèrement différent de la valeur obtenue en utilisant K-means. Les résultats observés par dans des images de bruit gaussien montrent que le classificateur K-means peut segmenter la matière blanche et la matière grise, mais pour le LCR, le taux d'erreur de classification de est de 23,2095 %. Et FCM\_S) aboutissent à une classification différente de , mais le taux d'erreur des trois catégories d'organisation obtenu à l'aide de l'algorithme FCM\_S2 est toujours inférieur au taux d'erreur calculé à l'aide de la méthode FCM. Nous appliquons à nouveau ces trois algorithmes à des images avec différents types de bruit. Les résultats montrent que l'algorithme K-means ne peut pas segmenter le LCR cette fois, avec un taux d'erreur de 23,7314 %, mais il y a une différence de avec les deux autres substances ; le taux d'erreur de la matière blanche et de la matière grise est de (2,8515 % et 3,5542%) D'autre part, nous utilisons l'algorithme FCM\_S2 pour obtenir des résultats plus satisfaisants.

### IV.5.2 Indice de Jaccard

C'est un indicateur qui permet de comparer deux images, à savoir l'image segmentée annotée A et l'image de vérité terrain annotée B. Le coefficient de Jaccard  $J(A ; B)$  mesure le chevauchement entre A et B. Utilisez des valeurs élevées pour obtenir les meilleurs résultats pour atteindre cet indice, qui est défini comme :

$$Jaccard = \frac{A \cap B}{A \cup B}$$

# Conclusion Générale

## Conclusion Générale

Le traitement d'images est un domaine très vaste, bien connu et qui n'a cessé d'évoluer au cours des dernières décennies. Vous pouvez utiliser une variété de méthodes pour modifier les images numériques afin d'améliorer leur apparence ou d'améliorer leurs effets. Extraire les informations jugées utiles. L'objectif de notre travail est de développer une méthode de segmentation des images médicales, notamment l'imagerie par résonance magnétique du cerveau. Notre méthode consiste à extraire plusieurs

composants majeurs du cerveau, à savoir la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien.

En fait, il existe de nombreux algorithmes de segmentation d'images, et chaque méthode a ses propres avantages et limites d'application. Dans notre travail, nous nous intéressons à quatre algorithmes qui ne répondent pas aux connaissances préalables ou sont appelés méthodes de classification non supervisée. En résumé, on peut dire qu'en utilisant les deux indicateurs de MCR (MissClassificationRate) et d'index de Jaccard, selon la segmentation de la méthode K-means, il est appliqué aux images IRM, en prenant en compte les trois types de tissus cérébraux, fournissant plus de résultat. Comparer avec d'autres méthodes de combinaison logique, le concept de diffusion et d'appartenance. L'inconvénient de l'algorithme FCM est la sensibilité au bruit et l'espacement de la représentation de l'espace des pixels. Par conséquent, ces deux options apparaissent dans la famille d'algorithmes FCM. Elles utilisent l'espace d'information du pixel dans la classification, et finalement les mettent Nous pouvons combiner plusieurs algorithmes de segmentation interactive pour surmonter leurs problèmes respectifs, tout en surmontant les limitations liées aux métriques utilisées, telles que la distance euclidienne et l'initialisation du centre de classe, et améliorer la qualité de la segmentation.

## Bibliographie

- S.Chabrier, Contribution à l'évaluation de performances en segmentation d'images, Thèse de Doctorat, Université d'Orléans,2005.
- L. Lifshitz, S. Pizer,A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(6),pp.529540, 1990.



- H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun et J. Wang, Color image segmentation : advances and projects, Pattern Recognition, 34, pp.2259-2281, 2001.
- A. Trémeau et N. Borel, A region growing and merging algorithm to color segmentation, Pattern Recognition, 30 , pp.1191-1203, 1997.
- J.C. Atine, Méthodes d'apprentissage ou : Application à la segmentation d'images biologiques, Rapport n° 05600 LAAS, 2005.
- J. B. MacQueen, "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability", Berkeley, University of California Press, 1971.
- R. Zhang, I. Alexander Rudnicky, A large scale clustering scheme for kernel k-means, ICPR (4), pp.289-292, 2002.
- L.A Zadeh , Fuzzy sets, Information and Control, 8, 1965.
- P.Lambert, H.Grecu, A quick and coarse color image segmentation, IEEE , ICIP 2003
- R .Krishna, The Possibilistic C-Means Algorithm : Insights and Recommendations, IEEE transactions on Fuzzy Systems, 1996
- Nikhil R. Pal, Kuhu Pal, James M. Keller, and James C. Bezdek, A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 13(4), pp.517-530, 1997..
- S. Miri, Segmentation des structures cérébrales en IRM : intégration de contraintes topologiques, Rapport de stage, Université Louis Pasteur Strasbourg, 2007.