



République Algérienne Démocratique Et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de Recherche Scientifique

Université Kasdi Merbah - Ouargla



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

Département d'électronique et télécommunication

Mémoire Master Académique

Domaine : science et technologie

Filière : AUTOMATIQUE

Spécialité : Automatique et Systèmes

Présenté par : ARFA Mohamed Houssam Eddine

RAMDANE Mohammed Anouar

THÈME

Segmentation des images médicales par l'algorithme FCM modifié

Soutenu Le :2022/06/12

Devant le jury composé de :

MR. MANSEUR ABDELGHANI	M.A.A	Université de Ouargla	Président
MR. HAMMOUCHI FATAH	M.A.A	Université de Ouargla	Examineur
MR. NASRI NADJIB	M.A.A	Université de Ouargla	Encadreur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciements

C'est avec un grand plaisir que nous tenons tout d'abord à exprimer toute notre reconnaissance à notre cher encadreur : Dr. **NASRI NADJIB**, pour l'attention qu'il a apportée tout au long de ce travail, et pour ses précieux conseils.

Nous voulons aussi, adresser nos remerciements à tous les membres de département d'Electronique.

Nous sommes redevables à tous nos parents pour leurs efforts qui ont guidé nos pas tout au long de nos études universitaires.

Que tous ceux qui nous ont soutenu, de près ou de loin, trouvent dans ce travail l'expression de notre reconnaissance infinie.

Nous remercions vivement Monsieur le Dr. **MANSEUR ABDELGHANI**, Maitre de assistant à l'université de Kasdi Merbah Ouargla, de nous avoir fait l'honneur d'être président de notre jury.

Nous remercions très sincèrement le Dr. **HAMMOUCHI FATAH**, maître de assistant à l'université de Ouargla, d'avoir accepté de faire partie de notre jury de mémoire.

Nous tenons, à exprimer l'honneur que nous font les membres du jury pour avoir accepté de nous prêter leur attention et d'évaluer notre travail.

Enfin, un grand merci à tous les enseignants du département d'électronique de l'UKMO qui ont participé à notre formation durant tout notre cycle universitaire ainsi à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A ma très chère mère **K. AFFAF**

A mon cher père **RIADH**

Qui ont beaucoup sacrifié pour moi

A toute ma famille

A mes sœurs et mon frère

A mes camarades et à toutes personnes m'ayant aidé d'une manière
ou d'une autre.

Dédicaces

À mes chers parents pour leur soutien dans ma vie académique.

À mes sœurs et mes frères

À tous mes amis

- ANOUAR -

Table des matières

REMERCIEMENTS	I
DEDICACES	II
DEDICACES	III
LISTE DES FIGURES	IV
LISTE DES TABLEAUX	V
INTRODUCTION GENERALE.....	1
..... CHAPITRE 1 (GENERALITES SUR LE TRAITEMENT D'IMAGES)	
1 GENERALITES SUR LE TRAITEMENT D'IMAGES	2
1.1 INTRODUCTION.....	2
1.2 IMAGE REELLE	2
1.3 IMAGE NUMERIQUE.....	2
1.4 IMAGE EN NIVEAU DE GRIS.....	3
1.5 IMAGE NOIRE ET BLANC.....	3
1.6 NOTIONS GENERALES	4
1.6.1 Pixel.....	4
1.6.2 Résolution.....	4
1.6.3 L'histogramme de l'image.....	4
1.6.4 Connexité.....	5
1.6.5 Frontière	5
1.6.6 Région.....	5
1.6.7 Contour.....	5
1.6.8 Courbe.....	5
1.6.9 TEXTURE.....	6
1.7 ATTRIBUTS D'UNE IMAGE.....	6
1.7.1 Niveau de gris.....	6
1.7.2 Contraste.....	6
1.7.3 Entropie d'une image.....	7
1.7.4 Moyenne.....	7
1.7.5 Variance.....	7
1.7.6 Bruit.....	7
1.8 CONCLUSION.....	8
..... CHAPITRE 2 (SEGMENTATION DES IMAGES PAR FCM)	
2 SEGMENTATION DES IMAGES PAR FCM.....	9
2.1 INTRODUCTION :	9
2.2 METHODES DE LA SEGMENTATION.....	9

2.2.1 Méthodes basées sur l'approche Région.....	9
2.2.2 Méthode basée sur l'approche Contours.....	11
2.2.3 Méthode basée sur la classification.....	12
2.2.4 L'algorithme K-Means.....	13
2.2.5 L'algorithme Fuzzy C-Means.....	14
2.2.6 L'algorithme Robuste FCM (RFCM)	17
2.3 CONCLUSION :	19
.....CHAPITRE 3 (RESULTATS ET DISCUSSION).....	
3 INTRODUCTION	20
3.1 PERTURBATIONS EN IMAGERIE MEDICALE :	20
3.2 BASE DE DONNEES BRAINWEB :	20
3.3 RESULTATS ET DISCUSSION :	21
3.4 INITIALISATION DES ALGORITHMES :	21
3.5 EVALUATION DE LA SEGMENTATION :	21
3.6 INFLUENCE DU BRUIT :	22
3.7 INFLUENCE DU BRUIT SUR LES CLASSES :	23
3.7.1 Classification par FCM :	24
3.7.2 Comparaison avec RFCM :	24
3.7.3 Comparaison des différents algorithmes :	25
3.8 CONCLUSION :	26
CONCLUSION GENERALE	27
BIBLIOGRAPHIE	29
ABSTRACT/RESUME/المخلص	32

Liste des figures

Chapitre 1

Figure 1.1 image numérique.....	2
Figure 1.2 Une image en niveaux de gris, agrandissement d'une zone de l'image, et affichage des valeurs constituant la matrice image.....	3
Figure 1.3 Palette des niveaux de gris.....	3
Figure 1.4 image noir et blanc.....	3
Figure 1.5 L'effet de la résolution sur une image.....	4
Figure 1.6 image en niveau de gris et histogramme associé.....	4
Figure 1.7 Les voisins d'un pixel.....	5
Figure 1.8 Contraste en photographie.....	6
Figure 1.9 Image bruitée " 50% de bruit gaussien ".....	8

Chapitre 2

Figure 2.1 segmentation par région [11].....	10
Figure 2.2 Résultats de la segmentation par algorithme division/ fusion.....	11
Figure 2.3 segmentation:croissance de région.....	11
Figure 2.4 Détection de contour par la segmentation basée sur l'approche Contours	12
Figure 2.5 1-transition directe 2- transition progressive.....	14

Chapitre 3

Figure 3.1: Exemple d'une image réelle.....	20
Figure 3.2 : Résultats de la segmentation par (a) FCM, pour une image à 3% de bruit. Résultats de la segmentation par (b) RFCM, pour une image à 3% de bruit.....	22
Figure 3.3 : Classes de l'image originale (Données de Brainweb).....	23
Figure 3.4 : Les classes obtenues pour les différents algorithmes : (a) FCM, (b) RFCM pour une image à 5%bruit.....	25

Liste des tableaux

Tableau 1 : MCR calculé pour les images bruitées.....	23
Tableau 2 : Taux de classification pour différentes classes (LCR, MG et MB) Obtenues par FCM.....	24
Tableau 3 : Comparaison entre FCM et RFCM pour une image de 5% de bruit.....	25

Introduction générale

La segmentation d'images est un vaste sujet de recherche. Elle est l'un des sujets de recherche les plus importants. Une variété de méthodes de segmentation sont proposées dans la littérature, mais la sélection de la meilleure méthodologie pour la segmentation d'image est difficile. La variabilité d'une image à l'autre, comme pour de nombreuses autres tâches de segmentation dans le cadre du traitement d'image, est une limite aux performances de subtilité de la segmentation. Il existe de nombreuses méthodes, notamment la segmentation des contours, la segmentation des régions homogènes et la segmentation par classification.

Nous nous intéresserons principalement à la segmentation en utilisant l'approche de classification. Cette dernière crée une division d'image en regroupant les pixels avec des niveaux de gris similaires en une seule classe. Nous présenterons certains algorithmes qui répondent à la catégorisation non supervisée, comme l'algorithme K-means, ainsi que d'autres algorithmes qui s'appuient sur des notions de logique floue (Fuzzy C-Means "FCM"), qui reste une méthode standard de segmentation des images médicales. Une troisième approche, connue sous le nom de (RFCM) ou robust Fuzzy C-means, utilise la proximité des pixels de la classe actuelle. Nous appliquerons ces méthodes sur des images médicales du cerveau.

Ce travail est partitionné en trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré aux concepts de base de l'imagerie.

Le deuxième chapitre sera consacré principalement à la présentation des algorithmes précédemment cités.

Ensuite, dans le troisième chapitre, nous passerons en revue certaines bases médicales, telles que la description de l'utilisation des méthodes qui seront décrites dans le deuxième chapitre pour segmenter les images cérébrales IRM et classer divers tissus cérébraux pour de meilleurs résultats.

Enfin, une conclusion générale permettra d'analyser les résultats obtenus et d'envisager quelques orientations futures pour ce projet.



Chapitre 1

Généralités sur le traitement d'images

1 Généralités sur le traitement d'images

1.1 Introduction

L'idée et le besoin de remplacer un observateur humain par un ordinateur ont donné naissance au traitement d'images. L'image ou les signaux des capteurs ont ensuite été numérisés afin qu'ils puissent être traités par l'ordinateur. Ce chapitre est consacré en partie à la définition des notions fondamentales utilisées en traitement d'images.

1.2 Image réelle

Une image réelle peut être créée à l'aide d'un signal bidimensionnel continu, tel que celui fourni par une caméra. Parce qu'on ne peut pas représenter des signaux continus sur un ordinateur, on doit s'appuyer sur des valeurs discrètes [1].

1.3 Image numérique

Une image numérique est définie comme un signal bidimensionnel fini codé avec des valeurs quantifiables dans un espace colorimétrique spécifique. Elle est composée de points (pixels) [1].

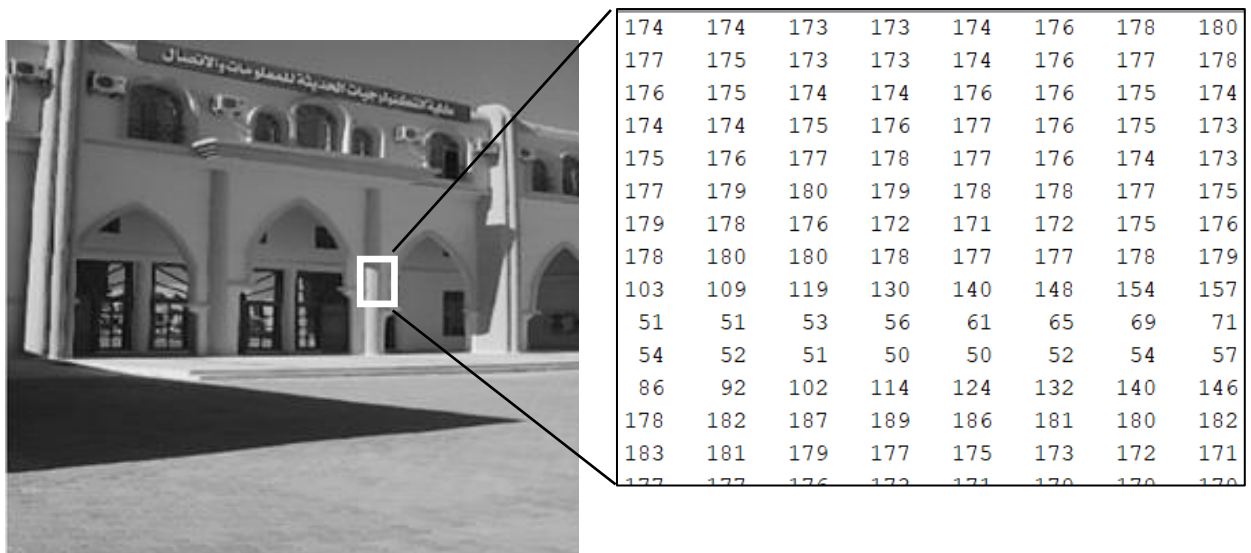


Figure 1.2 image numérique

1.4 Image en niveau de gris

Les images simples ont une valeur d'intensité basée sur un nombre défini de niveaux de gris (souvent appelés niveaux de gris NDG). le noir représentant la valeur 0 et le blanc représentant la valeur 255 dans Palette des niveaux de gris .

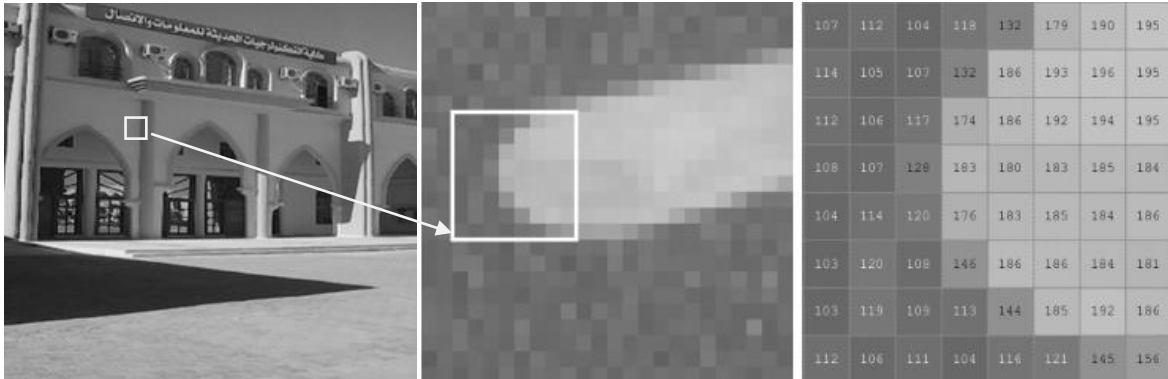


Figure 1.2 Une image en niveaux de gris, agrandissement d'une zone de l'image, et affichage des valeurs constituant la matrice image.

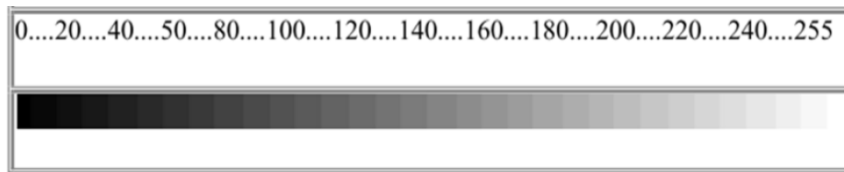


Figure 1.3 Palette des niveaux de gris

1.5 Image noire et blanc

Une image en noir et blanc possède des éléments dont la valeur est égale à "1" ou "0".

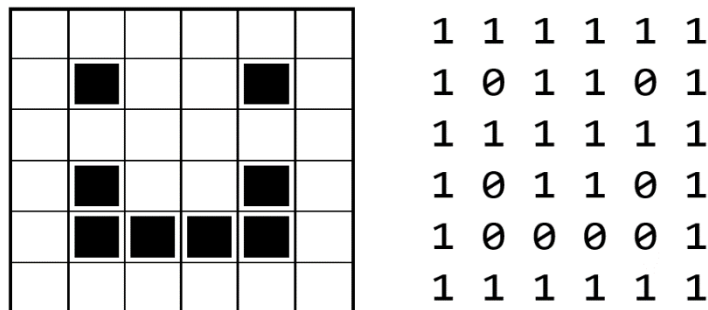


Figure 1.4 image noir et blanc

1.6 Notions générales

1.6.1 Pixel

Le pixel est le plus petit composant d'une image. Il a une valeur $I(i,j)$ qui représente son niveau de gris. Dans les deux axes du plan de l'image, il est représenté par les coordonnées i et j [2].

1.6.2 Résolution

Le nombre du pixel définit la résolution par rapport à l'image analogique originale, c'est-à-dire la finesse de la grille. plus le nombre de pixels dans l'image diminue, Plus la résolution baisse, et plus la qualité de l'image numérique se dégrade.

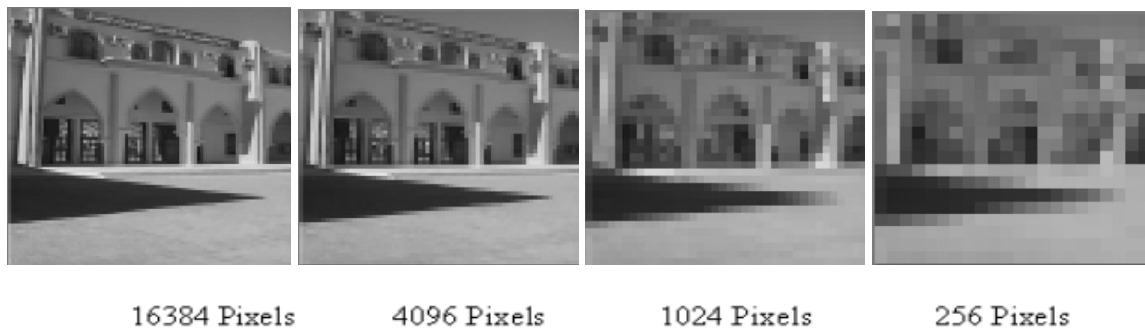


Figure 1.5 L'effet de la résolution sur une image

Il est nécessaire d'utiliser des images à haute résolution afin de mieux analyser et caractériser une image.

1.6.3 L'histogramme de l'image

L'histogramme représente la distribution des intensités de l'image. C'est une fonction discrète qui représente le nombre de pixels en fonction du niveau de gris [3].

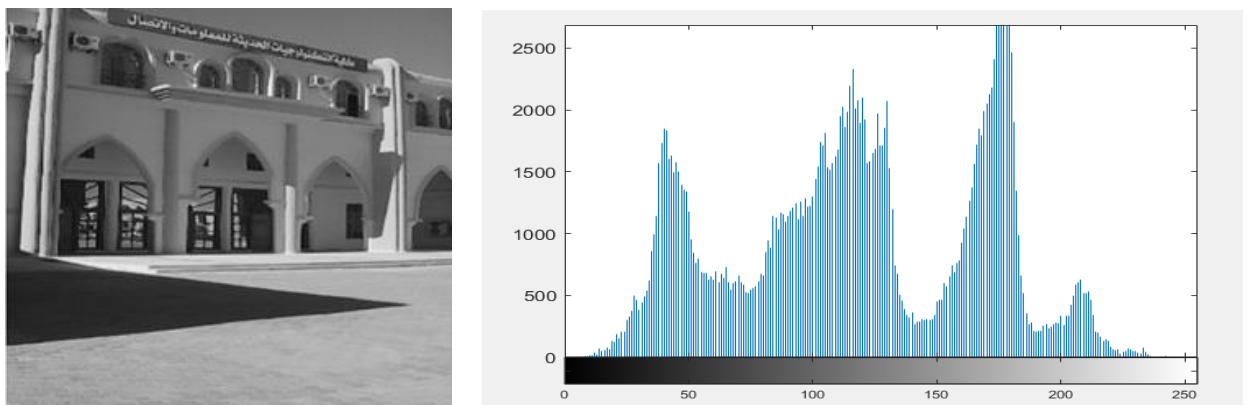


Figure 1.6 image en niveau de gris et histogramme associé

1.6.4 Connexité

La connexité est une propriété de connexion entre deux pixels qui fait qu'ils sont considérés comme appartenant à la même région dans une image.

En supposant que deux pixels P et Q vérifient déjà un certain critère de similarité, on peut définir différents types de connexités :

4-connexité : Les deux pixels sont tels que Q est un des 4-voisins de P.

8-connexité : Les deux pixels sont tels que Q est un des 8-voisins de P.

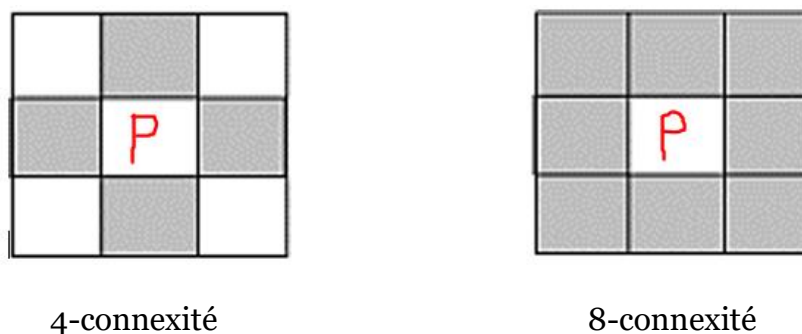


Figure 1.7 Les voisins d'un pixel

1.6.5 Frontière

Le concept de Frontière est associé à un changement d'intensité ou à une discontinuité dans les propriétés de deux ensembles de points connectés [4].

1.6.6 Région

Est un groupe de pixels reliés entre eux par une caractéristique commune, telle que l'intensité, la texture, etc., qui les distingue des pixels des régions voisines [5].

1.6.7 Contour

Un contour est défini comme l'intersection de deux emplacements ou plus avec un fort changement de luminosité ou de texture. La procédure ou le traitement qui vise à l'atteindre est connu sous le nom d'extraction de contour.

1.6.8 Courbe

Une courbe est un chemin lié dans lequel tous les points (sauf les extrémités) ont exactement deux voisins.

1.6.9 TEXTURE

Une texture est un champ image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, formant un tout pour un observateur (système visuel humain), que ce soit pour une observation de surface ou une observation tridimensionnelle.

1.7 Attributs d'une image

1.7.1 Niveau de gris

Niveaux de gris est une gamme de monochromatique nuances du noir au blanc. Par conséquent, une image en niveaux de gris ne contient que des nuances de gris et aucune couleur

1.7.2 Contraste

Le contraste d'une image est une propriété intrinsèque qui quantifie la différence de luminosité entre ses zones claires et sombres. Le contraste caractérise la répartition lumineuse d'une image. Visuellement, cela peut être considéré comme un étalement de l'histogramme de luminosité de l'image [6].

Cas particuliers pour une image en noir et blanc :

- Pour un contraste nul, l'image observée est intégralement grise
- Pour un contraste maximum, chaque pixel de l'image est soit noir soit blanc



(1) : Contraste augmenté : les silhouettes sont plus discernables.

(2) : Image originale. Image sans modification de contraste.

(3) : Contraste faible (réduit artificiellement) : l'image est terne.

Figure 1.8 *Contraste en photographie*

1.7.3 Entropie d'une image

L'entropie d'une image est un indicateur de sa complexité. Si l'image est uniforme et ne possède qu'une couleur, son entropie est nulle. Plus l'entropie est élevée, plus l'image est très fort d'information.

L'entropie H de la source X, Y est définie comme suit :

$$H(X, Y) = - \sum_{i,j} P(X = x_i, Y = y_j) \log_2 P(X = x_i, Y = y_j) \quad (1.1)$$

Si on dispose de deux variables aléatoires X et Y , on définit d'une façon analogue la quantité $H(X, Y)$, appelée l'entropie conjointe, des variables X et Y [7]. Avec P_i probabilité (i) .

1.7.4 Moyenne

La Moyenne (ou Luminance, Brillance) d'une image est définie comme étant la moyenne des pixels dans l'image $f(x, y)$.

La moyenne d'une image est définie comme suit :

$$moy = \frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \quad (1.2)$$

Avec N et M la resolution de l'image et f c'est les point dans un image traité

1.7.5 Variance

La variance est une mesure servant à caractériser la dispersion d'une série de mesure. La variance d'une image est définie comme suit [8]:

$$V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2 \quad (1.3)$$

Avec N c'est la resolution de l'image et \bar{R} le moyenne d'une image

1.7.6 Bruit

Le bruit dans une image est une anomalie qui se produit lors de la capture, du stockage ou de la transmission de l'image, provoquant une incohérence dans les pixels qui l'entourent [9].

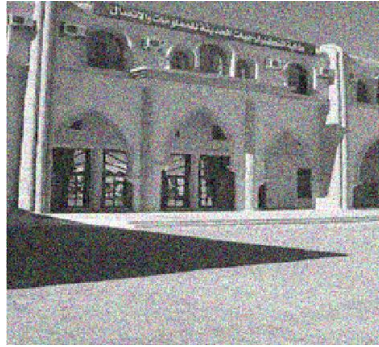


Figure 1.9 Image bruitée " 50% de bruit gaussien ".

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les concepts fondamentaux d'image que nous utiliserons dans notre travail. Dans le chapitre suivant, nous présenterons quelques méthodes de segmentation et leurs principes.



Chapitre 2

Segmentation des images par FCM

2 Segmentation des images par FCM

2.1 Introduction :

Dans la littérature actuelle, il existe plusieurs approches de classification. Ces méthodes permettent de regrouper les points en classes plus homogènes, avec des éléments (pixels) partageant des propriétés communes.

En fait, un certain nombre de méthodes ont été modifiées et testées afin de trouver celles qui fonctionnent le mieux pour la segmentation des images. Dans ce cas, la classification nous permet de combiner des pixels avec des propriétés similaires et de les diviser en groupes bien définis.

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 exploite l'appartenance des pixels voisins à la classe actuelle (RFCM).

2.2 Méthodes de la segmentation

Après de nombreuses années de recherche de la meilleure méthode, les chercheurs ont découvert que la segmentation idéale n'existe pas. Il convient également de noter que le problème de la segmentation est souvent une question mal abordée. Par conséquent, une bonne méthode de segmentation est celle qui permet une interprétation précise.

La segmentation d'images ainsi définie est un domaine vaste où l'on retrouve de très nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en trois principales classes:

2.2.1 Méthodes basées sur l'approche Région

L'objectif des approches de segmentation par régions est de diviser une image en un ensemble de régions homogènes en fonction d'un ou plusieurs critères. Par conséquent, l'objectif est de collecter des pixels en fonction de critères de similarité.

La segmentation d'une image vis à vis d'un critère d'homogénéité H (par exemple "tous les pixels sont du même niveau de gris" ou "la variation de niveau de gris n'excède pas n niveaux") peut s'exprimer de la manière suivante [10]:

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

- $U_{i=1}^n X_i = 1$.
- Pour tout i , X_i est connexe.
- Pour tout i , $H [X_i]$ est vrai.
- Pour tout couple (X_i, X_j) de régions voisines, $H [X_i, X_j]$ est faux.

Cette définition conduit à deux remarques très importantes. Tout d'abord, une segmentation dépend du critère employé. Le choix du critère est donc primordial. Ensuite, la décomposition obtenue n'est pas unique. Pour un critère donné, il existe plusieurs solutions. [10].

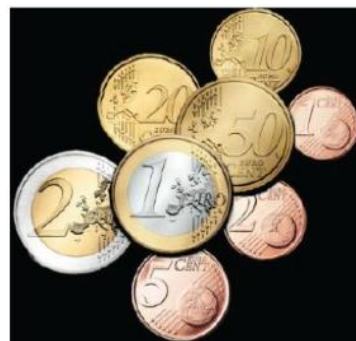


Image originale

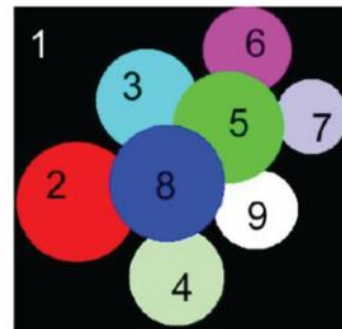


Image segmentée (carte des régions idéale)

Figure 2.1 segmentation par région [11]

2.2.1.1 Méthodes de type division-fusion "split-marge"

La méthode de segmentation est itérative et alterne entre deux phases : une phase de division pour les régions non homogènes et une phase de fusion pour les régions proches, garantissant que la région résultante répond à tout moment aux critères d'homogénéité. En d'autres termes, cette approche consiste à utiliser des propriétés globales pour découper l'image en zones homogènes, puis à fusionner certaines de ces régions à l'aide de caractéristiques locales [12].

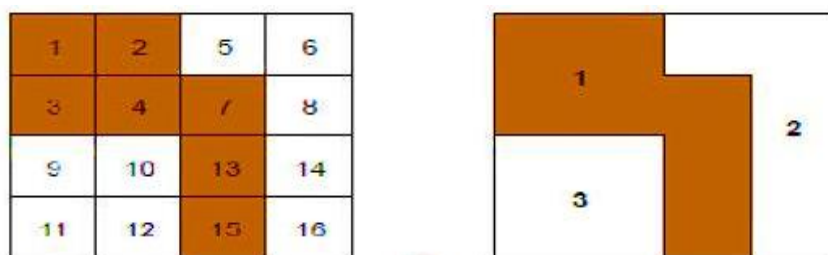


Figure 2.2 resultats de l'algorithme division/ fusion

2.2.1.2 Méthodes de type croissance des régions

Les régions sont créées les unes après les autres (critère d'adjacence) avec pour chaque région, une phase d'initialisation et une phase itérative [13].



Image en entrée (disparité)



Croissance des régions

Figure 2.3 segmentation: croissance de région

2.2.2 Méthode basée sur l'approche Contours

Contrairement aux approches basées sur les régions, qui visent à créer des zones homogènes, les approches basées sur les contours utilisent des discontinuités d'image pour déterminer les contours des régions. Il est possible de distinguer les méthodes dérivées des méthodes basées sur des modèles déformables. Les méthodes dérivées permettent de détecter de manière simple des ruptures dans une image ou un volume. Les contours sont assimilés à des lieux de forts gradients ou de moments nuls [14].

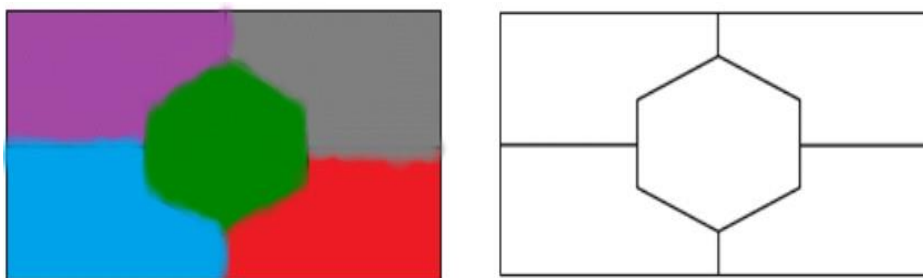


Figure 2.4 Détection de contour par la segmentation basée sur l'approche Contours.

2.2.3 Méthode basée sur la classification

Cette méthode consiste à regrouper les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. A chaque point de l'image est associé un vecteur d'attributs. La classification est alors effectuée sur ces vecteurs d'attributs de façon à aboutir à un nombre restreint de régions homogènes au sein de l'image [12].

2.2.3.1 Méthodes de classification Supervisée

Les méthodes supervisées nécessitent un ensemble d'images ou de régions d'intérêt dans l'image déjà étiquetée. Soit, les données à analyser $X = \{X_j \in R^p, 1 \leq j \leq N\}$, où X_j est un vecteur forme représentant le pixel j . Cet ensemble de données est décomposé en deux sous-ensembles : un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage est construit par étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en C classes de tissus (C_1, \dots, C_i) par un ou plusieurs experts (radiologues). Chaque classe C_i se voit donc affecter un ensemble d'apprentissage E_i , et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction des E_j . Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones, ..., etc [12].

2.2.3.2 Méthodes basées sur la classification non-Supervisées

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage aucune tâche préalable d'étiquetage manuel.

Les algorithmes non supervisés les plus répons tendent à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel center de classes

2.2.4 L'algorithme 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. Il partitionne les données d'une image en K clusters. L'algorithme renvoie une partition de données, dans laquelle les pixels à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des pixels des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde [15].

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

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

$$J(x, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c \|x_i - v_k\|^2 \quad (2.1)$$

Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (2.1), la mise à jour des centres des classes v se fait avec l'équation (2.2) :

$$v_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.2)$$

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

Les étapes de cette classification sont données par :

- 1- Initialiser l'ensemble des centres de classe avec des éléments, soit pris au hasard de l'ensemble de données, soit d'après des connaissances a priori.
- 2- Assigner chaque point au centre de classe le plus proche.
- 3- Mettre à jour les centres des classes par la formule (2.2).
- 4- Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centre de classe le plus proche.
- 5- S'il y a changement dans la partition, réitérer depuis l'étape 3

2.2.5 L'algorithme Fuzzy C-Means

L'algorithme FCM est une méthode de classification non supervisée populaire utilisé dans la segmentation d'une image [16].

Malgré cela, l'algorithme FCM souffre de certains inconvénients comme sa sensibilité au bruit, la nécessité de connaître le nombre de classes ainsi que la dépendance de ses résultats à l'initialisation. Pour surmonter ces inconvénients plusieurs variantes du FCM, ont été proposées [17].

2.2.5.1 Principe de FCM

Cet algorithme utilise la proximité des pixels dans la classe actuelle. Parce que le passage d'une région à l'autre est progressif.

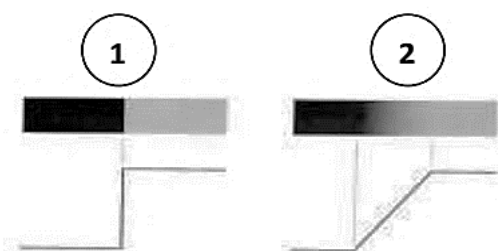


Figure 2.5 1-transition directe 2- transition progressive.

Bezdek en 1981 dans la continuité des travaux de Dunn [18], a proposé une technique de réallocation floue dans laquelle les classes sont représentées par des centres de classes. En conséquence, son programme attribue un degré de similarité (entre 0 et 1) à chaque classe pour chaque observation, résultant en une partition floue. Le FCM, comme la majorité des autres algorithmes de classification de partition, est basé sur la minimisation d'un critère via un processus itératif.

Soit $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ un ensemble de N observations à classier en K classes où chaque observation x_i ($i = 1, 2, \dots, N$) peut être représentée par un ensemble de D attributs : $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iD})^T$.

Les K classes sont représentées par un vecteur des centres des classes $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k, \dots, v_K\}$ où $v_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kD})^T$ est le centre de la classe k .

Chaque observation x_i est définie par son degré d'appartenance μ_{ki} à la classe k tel que $\mu_{ki} \in [0, 1]$. On peut alors définir une matrice de partition $U = [\mu_{ki}]$ de dimension $(K \times N)$.

L'algorithme FCM consiste à partitionner les N observations en K classes de manière à minimiser la similarité des observations à l'intérieur de chaque classe. Il se traduit par la minimisation de la fonction objectif suivante :

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m d^2(x_i, v_k) \quad (2.2)$$

Sous les contraintes suivantes :

$$0 < \sum_{i=1}^N \mu_{ki} < N \quad (2.3)$$

$$\sum_{k=1}^K \mu_{ki} = 1 \quad (2.4)$$

m : est le facteur de fuzzification ou facteur flou tel que $1 < m < \infty$.

$d(x_i, v_k) = \|x_i - v_k\|$ est la distance séparant l'observation i et le centre de la classe k .

Généralement la distance utilisée est euclidienne :

$$d(x_i, v_k) = \sqrt{\sum_j^D (x_{ij} - v_{kj})^2} \quad (2.5)$$

La première contrainte assure qu'aucune classe ne doit être vide et la seconde est une contrainte de normalisation qui assure que la somme des degrés d'appartenance de chaque observation à toutes les classes soit égale à 1.

Le partitionnement flou est réalisé par une optimisation itérative de la fonction objectif donnée par l'équation (2.2), avec une mise à jour des degrés d'appartenance μ_{ki} et des centres des classes v_k comme dans le cas de l'algorithme K-means.

μ_{ki} est appelé matrice de degrés d'appartenance elle est donnée par :

$$\mu_{ki} = \sum_{l=1}^K \left(\frac{\|x_i - v_k\|}{\|x_i - v_l\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad (2.6)$$

Les centres de classes sont données par :

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m} \quad (2.7)$$

L'algorithme FCM peut être résumé comme suit :

1. Fixer les paramètres :
 - a. Le nombre de classes K
 - b. Le seuil ϵ représentant l'erreur de convergence
 - c. Le degré flou m ,
 - d. Initialiser les centres des K classes de manière aléatoire.
2. Mettre à jour la matrice U des degrés d'appartenance par la relation (2.6)
3. Mettre à jour le vecteur V des centres des classes par la formule (2.7)
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt :

$$\|V^{(t)} - V^{(t+1)}\| < \epsilon, t \text{ étant la } t^{\text{ième}} \text{ itération.}$$

2.2.5.2 Inconvénients de l'algorithme FCM

L'algorithme flou c-moyens possède plusieurs inconvénients qui affectent la performance de cet algorithme

- La spécification a priori du nombre de clusters.
- Pour de petites valeurs de ϵ nous obtenons le meilleur résultat, mais au détriment de plus grand nombre d'itérations.

- Sensibilité à la partition initiale.
- Sensibilité au bruit

2.2.6 L'algorithme Robuste FCM (RFCM)

Afin de restreindre les fonctions d'appartenance dans FCM pour qu'elles soient spatialement lisses, la fonction objective suivante est proposée

La fonction objective est donnée par :

$$J_{RFCM} = J_{FCM} + \frac{\beta}{2} \sum_{j \in \Omega} \sum_{k=1}^c u_{jk}^m \cdot \sum_{l=N_j} \sum_{q \in M_k, \dots, q \neq k} u_{lq}^m \quad (2.8)$$

Avec m est l'indice de flou, C est nombre de classes, y_j est le pixel d'indice j appartenant à l'ensemble Ω qui représente l'image considérée. N est le cardinal de Ω . M_k est l'ensemble des centres de classes. β est un paramètre qui contrôle l'effet du voisinage sur un pixel donné. U_{jk} est matrice de degrés d'appartenance dont les éléments sont considérés positifs, avec la contrainte [19]:

$$\sum_{k=1}^c u_{jk} = 1 \quad (2.9)$$

La fonction d'appartenance est définie comme

$$u_{jk} = \frac{\left(\|y_j - v_k\|^2 + \beta \sum_{l \in N_j} \sum_{q \in M_k} u_{lq}^m \right)^{-1/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c \left(\|y_j - v_i\|^2 + \beta \sum_{l \in N_j} \sum_{q \in M_i} u_{lq}^m \right)^{-1/(m-1)}} \quad (2.10)$$

2.2.6.1 Choix du paramètre β :

Zung et Pham [20] ont étudié l'impact du paramètre (β), concluant qu'un bon choix de ce dernier est critique pour trouver une solution optimale. Lorsque vous mettez ($\beta = 0$), vous obtenez l'algorithme FCM précis. Lorsque ($\beta > 0$), la fonction d'appartenance est déterminée par les pixels à proximité immédiate. Il convient de noter qu'il peut être difficile de trouver le (β) parfait pour une image après de nombreux essais. Cela est dû au fait que la meilleure valeur de ce paramètre varie d'une image à l'autre [21].

L'algorithme RFCM peut être résumé comme suit :

- 1 Fixer les paramètres :
 - a. Facteur β
 - b. Le degré flou m
 - c. Le seuil ϵ représentant l'erreur de convergence
- 2 Obtenir des estimations initiales de centres des classes, v_k par l'algorithme K-means.
- 3 Calculer les fonctions d'appartenance par (2.10)

$$u_{jk} = \frac{(\|y_j - v_k\|^2 + \beta \sum_{l \in N_j} \sum_{q \in M_k} u_{lq}^m)^{-1/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c (\|y_j - v_i\|^2 + \beta \sum_{l \in N_j} \sum_{q \in M_i} u_{lq}^m)^{-1/(m-1)}}$$

- 4 Calculer les centres de classes sont données par

$$v_k = \frac{\sum_{j \in \Omega} u_{jk}^q y_j}{\sum_{j \in \Omega} u_{jk}^q}, \quad k = 1, \dots, C \quad (2.11)$$

- 5 Mettre à jour la matrice U des degrés d'appartenance par la relation (2.10)
- 6 Mettre à jour le vecteur V des centres des classes par la formule (2.7).
- 7 Répéter les étapes 5 et 6 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt : $\|V^{(t)} - V^{(t+1)}\| < \epsilon$, t étant la $t^{\text{ième}}$ itération.

2.2.6.2 Inconvénients de l'algorithme RFCM

- RFCM est sensible aux fortes inhomogénéités.
- Le paramètre de β varie d'une image à une autre.
- La Sélection de paramètre de β parfait pour une image se fait après de nombreux essais.

2.3 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre la méthode FCM et ses inconvénients, on a vu que sa variante RFCM peut améliorer les résultats, car elle offre une solution aux bruits FCM, ceci tenant compte du voisinage des pixels. Dans le chapitre suivant, on va démontrer ce qui est annoncé par des tests sur des images IRM.



Chapitre 3

**Résultats et
Discussion**

3 Résultats et discussion

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, on a résumé les différents résultats obtenus de l'application des algorithmes FCM et RFCM, appliqués a des images médicales.

3.2 Perturbations en imagerie médicale :

En imagerie médicale, il existe plusieurs formes de perturbations qui affectent la qualité de la segmentation :

- **Le bruit** : dû soit au processus d'acquisition, soit aux conditions d'environnement (lumière, reflet ...).
- **Les inhomogénéités RF** : les inhomogénéités dans le champ magnétique généré par les ondes radio (ou impulsions radiofréquence) appliquées lors de l'acquisition, provoquent des variations d'intensité au sein d'un même tissu.
- **Les artefacts de mouvement** : dû aux mouvements du patient pendant l'acquisition de l'image (apparition d'images fantômes).

Ces perturbations peuvent déformer l'image ou simuler un processus pathologique. Ceci va rendre l'analyse de l'image plus complexe et induira à une erreur d'interprétation. Voici un exemple d'une image réelle qui présente une inhomogénéité d'intensité.



Figure 3.1: Exemple d'une image réelle.

Notre travail consiste à trouver un algorithme de segmentation robuste au bruit et aux inhomogénéités d'intensité.

3.3 Base de données Brainweb :

La base de données utilisée dans notre travail est fournie par le centre d'imagerie cérébrale McConnell de l'institut neurologique de Montréal à l'université McGill. Cet institut s'intéresse à mieux comprendre les maladies neurologiques par différentes méthodes d'imagerie. (**Brainweb** [<http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>]),

3.4 Résultats et Discussion :

Nous présentons dans ce qui suit les résultats obtenus pour les algorithmes étudiés dans les chapitres précédents. Les algorithmes sont implémentés sous Matlab.

Nous avons utilisé des images IRM, de pondération T_1 , de dimension (181x217x181), et comme nous travaillons en 2D, on a utilisé la coupe transversale n°79 (slice79).

Nous avons choisi un jeu d'images de niveaux de bruit (3%, 5% et 7%).

3.5 Initialisation des algorithmes :

Pour l'algorithme FCM, l'initialisation des centres de classes est aléatoire, pour l'algorithme RFCM l'initialisation est faite par l'algorithme K-means.

Le vecteur d'attributs est constitué des différents niveaux de gris constituant l'image et pour la mesure de similarité, la distance Euclidienne est utilisée.

Le degré de flou m est choisi égal à 2, le nombre de classes est de 3 LCR : liquide cephalo Rachidien, MG : matière grise, MB : matière blanche

3.6 Evaluation de la segmentation :

Les critères d'évaluation utilisés dans ce qui suit est le taux de classification (CR) appelé, généralement, dans la littérature par SA (Segmentation Accuracy).

- Le taux de classification (CR) traduit le pourcentage des pixels appartenant à une classe (LCR par exemple) classés correctement à cette classe (LCR). Il est défini comme suit :

$$CR = \frac{\text{Nombre de pixels correctement classés à la classe } i}{\text{Nombre total de pixels de la classe } i} \times 100 \quad (3.1)$$

CR : les Critères d'évaluation du segmentation.

3.7 Influence du bruit :

Nous comparons FCM aux différentes variantes en utilisant des images bruitées à différents niveaux de bruit : 3%, 5% et 7% avec 0% d'inhomogénéités. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure suivante :

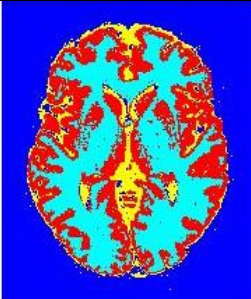
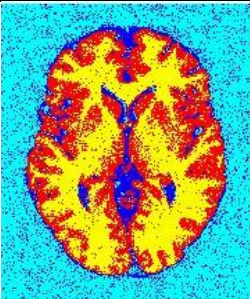
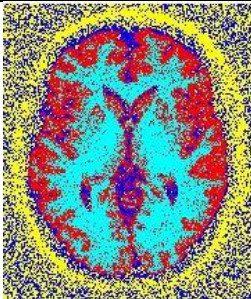
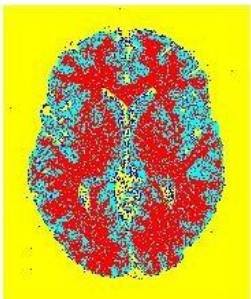
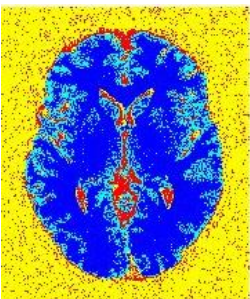
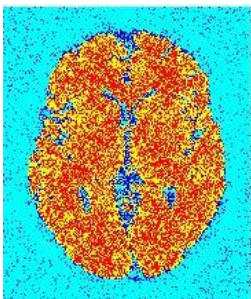
Taux du bruit	3%	5%	7%
a) FCM			
b) RFCM			

Figure 3.2 : (a) Résultats de la segmentation par FCM, pour une image bruitée.
(b) Résultats de la segmentation par RFCM, pour une image bruitée.

On remarque que quand le niveau du bruit augmente, la qualité de classification se dégrade. Le résultat visuel ne permet pas toujours de décider sur la qualité de segmentation. Alors pour mieux comparer, on a calculé le taux de classification pour les différentes partitions obtenues.

Algorithme	Bruit		
	3 %	5 %	7 %
RFCM	92.48 %	91.52 %	90.63 %
FCM	90,00 %	89.61 %	86.63

Tableau 1 : MCR calculé pour les images bruitées.

Le taux de classification montre que RFCM donne une meilleure classification, le choix de facteur β joue un rôle important, on espère que son ajustement donnera encore un meilleur résultat.

Pour le niveau de bruit 7%, il est nécessaire de signaler que l'étape de pré-segmentation (élimination des tissus non cérébraux) peut influencer le résultat de classification. Car la suppression de ces parties (l'image étant fortement bruitée) n'est pas parfaite.

3.8 Influence du bruit sur les classes :

Les classes de l'image originale (0% de bruits) sont les suivantes :



Liquide Céphalo-
rachidien



Matière blanche



Matière grise

Figure 3.3 : Classes de l'image originale (Données de Brainweb).

3.8.1 Classification par FCM :

Pour montrer l'effet du bruit sur les classes obtenues, pour une classification par FCM, On présente ici le taux de classification des différentes classes pour différents niveaux de bruit et d'inhomogénéité.

	3 % B			5 % B			7 % B		
	LCR	MG	MB	LCR	MG	MB	LCR	MG	MB
LCR	67.00	29.66	02.94	53.54	41.16	04 .84	47.43	46.63	05.94
MG	00.52	97.35	02.13	00.18	85.06	14.75	01 .44	76.14	22.42
MB	0	00.36	99.64	0	06.07	93.92	0	12.77	87.23

*Tableau 2 : Taux de classification pour différentes classes (LCR, MG et MB)
Obtenues par FCM.*

Pour une image 3% de bruit, on remarque que 99.64% des pixels appartenant à la matière blanche est correctement classés. Tandis que ce taux est de seulement 87.23 % pour une image de 7% de bruit.

La classe qui se dégrade le plus est le LCR (Liquide céphalo-rachidien), pour 3% de bruit, on a 67.40% correctement classés, et beaucoup moins (47.43%) pour 7% de bruit.

3.8.2 Comparaison avec RFCM :

Nous allons présenter les différentes classes obtenues pour une image de 5 % du bruit pour les deux algorithmes FCM et RFCM. Après calcul du taux de classification, on a obtenu le tableau suivant :

	FCM			RFCM		
	LCR	MG	MB	LCR	MG	MB
LCR	53.54	41.16	04.84	84.79	15.21	0
MG	00.18	85.06	14.75	00.19	76.38	23.42
MB	0	06.07	93.92	0	02.94	97.06

Tableau 3 : Comparaison entre FCM et RFCM pour une image de 5% de bruit.

3.8.3 Comparaison des différents algorithmes :

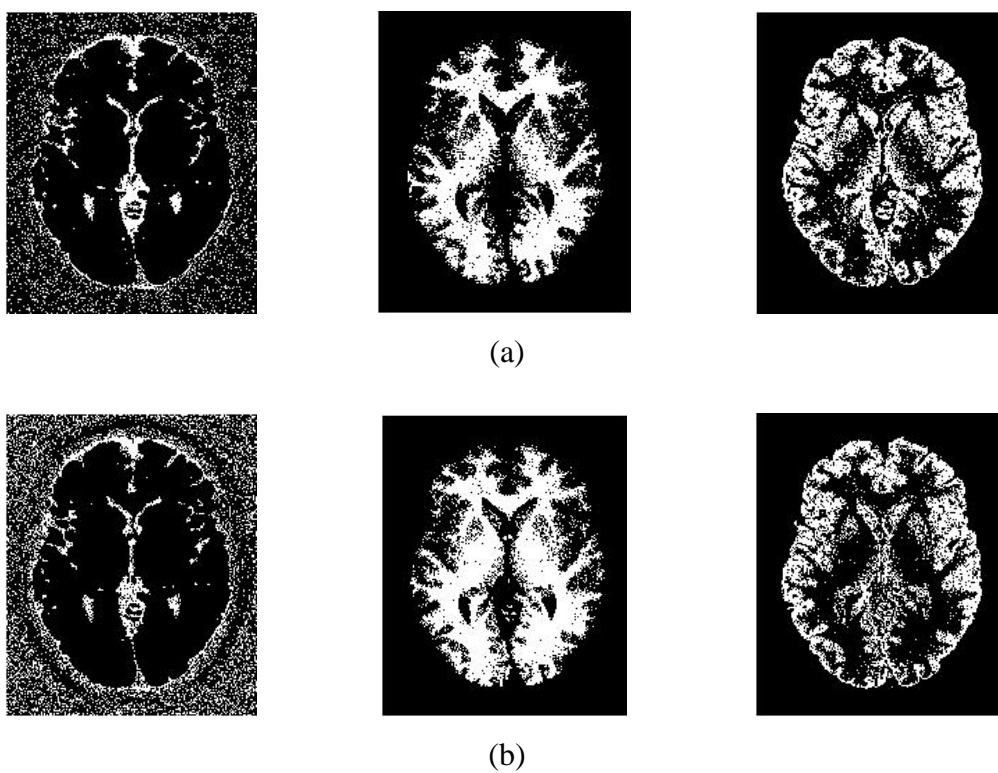


Figure 3.4 : Les classes obtenues pour les différents algorithmes : (a) FCM, (b) RFCM pour une image à 5%bruit.

L'algorithme RFCM a amélioré le taux de classification de LCR à 84.79% au lieu de 53.54% pour l'algorithme FCM.

3.9 Conclusion :

L'importante sensibilité à l'initialisation et au bruit de l'algorithme FCM influe, sur la qualité de classification. RFCM est moins sensible à l'initialisation, plus robuste au bruit mais nécessite un choix judicieux du facteur β . Avec la valeur adéquate, les taux de classification à la classe correcte : (MB-MB, LCR-LCR, MG-MG) s'améliore considérablement.

Conclusion générale

Nous avons abordé le problème de la segmentation des images dans ce manuscrit. Les différentes méthodes de segmentation conduisent à une segmentation de l'image en régions homogènes, chaque région étant constituée d'un ensemble de pixels contigus ayant les mêmes propriétés définies par un prédicat d'homogénéité. Parmi ces méthodes de segmentation, nous retrouvons l'approche par classification des pixels de l'image.

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

L'inefficacité de l'utilisation de la méthode K-means sur les images IRM pour diviser le tissu cérébral en trois classes (MB, MG, LCR) a entraîné des résultats moins efficaces par rapport aux autres méthodes. Ces dernières, utilisent la logique floue et introduisent la notion d'appartenance, arrivent à surpasser le problème lié à l'appartenance des pixels à une classe (un pixel peut appartenir à plusieurs classes avec différents degrés). La méthode FCM est sensible au bruit et les propriétés spatiales des pixels sont ignorées. En conséquence, la méthode RFCM que nous avons choisie, qui intègre les informations spatiales de l'image, a été très bénéfique, résultant en une catégorisation plus précise et adaptable des classes d'images.

Malgré le fait que la segmentation des images reste un problème qui est loin d'être résolu, et la segmentation telle qu'elle est pratiquée aujourd'hui n'est évidemment pas unique. Le choix d'une méthode est influencé par un certain nombre de facteurs, et l'ajustement des paramètres qui régissent le fonctionnement de l'algorithme mérite une attention particulière.

Enfin, la prise en compte d'autres problèmes et contraintes comme la métrique utilisée (distance euclidienne), l'initialisation des centres de classes (utilisation des métaheuristiques) ou encore la topologie de l'image sont autant de facteurs clés pouvant

Conclusion générale

améliorer la qualité de la segmentation. De plus, une stratégie comprenant de nombreux algorithmes de segmentation travaillant ensemble permet d'atténuer les problèmes qui pourraient autrement être rencontrés si une seule méthode était utilisée.

Bibliographie

- [1] Lebourgeois, Stéphane Bres. Jean- Michel Julion. Frank, «Traitement et analyse des images numériques,» 2008.
- [2] E. Steinberg, «- Guidelines for Reporting Pixel-Related Specifications Foreword IT10.7000,» American National Standards Institute ANSI/I3A, USA, 2004.
- [3] A. POREBSKI, «traitement d'image et vision» ,école d'ingénieurs du littoral cote d'opal ,opal,2018.
- [4] F. Brétaudeau, «Une nouvelle approche orientée étiquetage pour la détection des frontières en milieu texturé,» Actes de PIXIM'89, paris, 1989.
- [5] L. Mohamed:, ««Segmentation d'images par contour actif en appliquant les algorithmes génétiques» I.N.I, Algérie, 2008.
- [6] AL.Jacquart, «Composez, réglez, déclenchez!: la photo pas à pas,» Eyrolles, 2011.
- [7] Claude E.Shannon, « A mathematical theory of communication,» Bell System Technical Journal, vol 27, juillet et octobre 1948.
- [8] «prism-astro,» 2006. [En ligne]. Available: <http://www.prism-astro.com/fr/aide/ind.ex.html?page=Divers%2FStatistiques.html>. [Accès le 28 mai 2022].
- [9] G, Aubert; P, Kornprobst; de, cours, «Traitement des images numériques,» encycloEPS, 2006.
- [10] H. Elghazel, «Analyse et identifications de bactéries dans les images microscopiques couleur de biofilms,» Université de Sfax, Tunisie, 2003.
- [11] philippeau, xavier, «segmentation en région,» paris, 05/01/2008.

- [12] Z. YAHIAOUI, «MEMOIRE de fin d'étude sujet: Etude et implémentation de l'algorithme c moyenne floue et ses variantes,» UNIVERSITE DE M'SILA, msila, 2009.
- [13] J. P. Cocquerez, S. Philipp, « Analyse d'images: filtrage et segmentation,» Masson, 1995.
- [14] N. Kehtarnavaz, M. Chung, «Magnetic resonance image segmentation by contextual fuzzy clustering,» *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol. vol. 98, n°:1 pp. 295- 305, 1994.
- [15] F. D'Hondt, B. El Khayati, «Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs,» Faculté Polytechnique de Mons., belgium, 2012.
- [16] Lima, S. A. Mingoti et J. O., «comparing SOM neural net work with fuzzy c-means, k- means and traditional hierarchical clustering algorithms,» *European Journal of Optimal Research*, 2006.
- [17] C Yu, Y Li, A Liu, J Liu, «A novel modified Kernel Fuzzy C-Means clustering algorithm on image segmentation,» *EEE Computer society*, 2011..
- [18] J. C. Bezdek, «pattern recognition with fuzzy objective function,» Plenum press, New York, 1981.
- [19] J. Bezdek, «Fuzzy mathematics in pattern,» PH.D dissertation, Cornell Univ, Ithaca NY, 1973.
- [20] D. Zung, L.Pham, «Spatial models for fuzzy clustering,» *Computer vision and Image Understanding* 84, (USA), 2001.
- [21] W.Ru. Lu, Z-Bing, «A New Algorithm for Image Segmentation Based on Fast Fuzzy C-Means Clustering,» *International Conference on Computer Science and Software Engineering*, 2008.

Abstract

Image segmentation is often required as a preliminary and indispensable stage in the computer aided medical image process, particularly during the clinical analysis of magnetic resonance (MR) brain image. Fuzzy c-means (FCM) clustering algorithm has been widely used in many medical image segmentations. However, the conventionally standard FCM algorithm is sensitive to noise because of not considering the spatial information. To overcome the above problem, a modified FCM algorithm called Robust Fuzzy C-means (RFCM) for MRI brain image segmentation is presented in this paper. The algorithm is realized by incorporating the spatial neighbourhood information into the standard FCM algorithm and modifying the membership weighting of each cluster. The proposed algorithm is applied to MRI brain images which degraded by Gaussian noise, demonstrates that the presented algorithm performs more robust to noise and inhomogeneities of intensity more than the standard FCM algorithm.

Keywords : Image segmentation, k-mean, FCM, RFCM, LCR ,MB ,MG ,MCR

Résumé

La segmentation de l'image est souvent requise comme étape préliminaire et indispensable du processus d'imagerie médicale assistée par ordinateur, en particulier lors de l'analyse clinique de l'image cérébrale par résonance magnétique (IRM). L'algorithme de classification flou c-means (FCM) a été largement utilisé dans de nombreuses segmentations d'images médicales. Cependant, l'algorithme conventionnel de FCM est sensible au bruit parce qu'il ne tient pas compte de l'information spatiale. Pour surmonter le problème ci-dessus, un algorithme FCM modifié appelé Robust Fuzzy C-means (RFCM) pour la segmentation d'images cérébrales IRM est présenté dans ce travail. L'algorithme est réalisé en incorporant les informations de voisinage spatial dans l'algorithme FCM standard et en modifiant la pondération des membres de chaque cluster. L'algorithme proposé est appliqué à l'image cérébrale IRM dégradée par le bruit gaussien, ce qui démontre que l'algorithme présenté est beaucoup plus robuste en face de bruit et aux inhomogénéités d'intensité que l'algorithme FCM standard.

Mots-Clefs : Segmentation d'image, k-mean, FCM, RFCM, LCR ,MB ,MG ,MCR

الملخص

غالبًا ما يكون تقسيم الصورة مطلوبًا كمرحلة أولية ولا غنى عنه في عملية الصورة الطبية بمساعدة الحاسوب، لا سيما خلال التحليل السريري لصورة الدماغ للرنين المغناطيسي (MR). تم استخدام خوارزمية التجميع الضبابية (FCM) على نطاق واسع في العديد من تقسيمات الصور الطبية. ومع ذلك، فإن خوارزمية FCM القياسية تقليديًا حساسة للضوضاء بسبب عدم مراعاة المعلومات المكانية. للتغلب على المشكلة المذكورة أعلاه، يتم تقديم خوارزمية FCM معدلة تسمى Robust Fuzzy C-mean (RFCM) لتقسيم صورة الدماغ بالرنين المغناطيسي في هذا البحث. يتم تحقيق هذه الخوارزمية بواسطة دمج معلومات الجوار المكاني في خوارزمية FCM القياسية وتعديل ترجيح العضوية لكل مجموعة. يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة على صور الدماغ الملتقطة بالرنين المغناطيسي التي تدهورت بسبب ضوضاء "الغاوسية" Gaussian، مما يوضح أن الخوارزمية المقدمة تؤدي أداءً أقوى أمام الضوضاء واللاتجانسات القوية، أفضل من خوارزمية FCM القياسية.

