



UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles Technologies De
L'information
et de La Commnucation
Département D'électronique et
Télécommunication



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : **Sciences et Technologie**

Filière : **Elctronique**

Spécialité : **Systemes Embarques**

Présenté par : **KADI Fares Abdelmoula**

HALASSA Loukman

Thème

Classification D'images Par Algorithme PDI

Soutenue publiquement le /09/2020 devant le jury :

	MCB	Université Kasdi Merbah Ouargla	Président
NASRI Nadjib	MCA	Université Kasdi Merbah Ouargla	Rapporteur
	MCA	Université Kasdi Merbah Ouargla	Examineur

Année Universitaires : 2019/2020

REMERCIEMENT

En premier lieu, nous tenons à remercier ALLAH, notre créateur pour nous avoir donné la force pour accomplir ce travail. Nous remercions également tous les enseignants du département D'électronique et Télécommunication qui ont contribué, de près ou de loin, à notre formation et pour tout les enseignements d'université Kasdi Merbah de Ouargla. En particulier notre encadreur Mr.Nasri Nadjib pour ces conseils et l'aide qu'il nous a apporté. Respectivement le chef de département. Nous remercions aussi, tous les membres de jury, pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail. Nous leur exprimons toute notre reconnaissance. Que Toute personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail accepte nos grands et sincères remerciements.

DÉDICACE

A LA FAMILLE DE B.KADI ,
A LA FAMILLE DE M.HALASSA.

Table de Matières

Remerciement	02
Dédicace	03
Introduction générale	08

Chapitre I

Généralités sur le traitement d'image

I.1. Introduction	10
I.2. Définition d'image	10
I.2.1. L'image.....	10
I.2.2. L'image numérique	10
I.3. Type d'image	11
I.3.1. Image binaire	11
I.3.2. Image en niveau de gris	12
I.3.3. Image en couleur	12
I.3.4. Image à valeurs réelles	13
I.4. Caractéristiques d'image	13
I.4.1. Pixel	13
I.4.2. Résolution	13
I.4.3. Dimensions	14
I.4.4. Format	14
I.4.5. Luminance	14
I.4.6. Contracte	14
I.4.7. Bruit	14
I.4.8. Histogramme	14
I.5. Dispositives de traitement d'image	15
I.6. La segmentation d'image	16
I.6.1. Définition de la segmentation d'image	16
I.6.2. Différentes approches de la segmentation d'image	16
I.7. Conclusion	17

Chapitre II

Algorithme PDI (Population Diamètre Independent)

II.1. Introduction.....	19
II.2. Théorie des sous-ensembles flous	19
II.2.1. Notion d'appartenance.....	19
II.2.2. Fonction d'appartenance	20
II.3. Classification floue par les moyennes mobiles	20
II.3.1. Fonctionnement	21
II.3.2. convergence	22
II.3.3. Influence de l'initialisation.....	23
II.3.4. Etude de l'influence du bruit et de l'inhomogénéité	23
II.4. Algorithme PDI (Population Diamètre Independent).....	24
II.4.1. Influence de l'initialisation.....	26
II.4.2. Etude de l'influence du bruit et de l'inhomogénéité	26
II.5. Conclusion	28

Chapitre III

Résultats et Discussion

III .1. Introduction.....	30
III.2. Imagerie Médicales	30
III.2.1. Les types d'Imagerie Médicales	30
III.2.2. Principe de fonctionnement de l'IRM.....	31
III.2.3. Imperfections en IRM	32
III.3 Base de données Brain web.....	33
III.4 Résultats et Discussion	33
III.4.1 Etape d'initialisation.....	33
III.4.2 Choix des paramètres.....	33
III.4.3 Problème d'évaluation	34
III.4.4 Influence du bruit FCM et PDI	34
III.4.5 Influence des inhomogénéités FCM et PDI.....	36
III.5. Conclusion	39
Conclusion Générale.....	40

Liste des Figures

Chapitre I

Généralités sur le traitement d'image

Figure I.1.	<i>Exemple d'une image numérique</i>	11
Figure I.2.	<i>Une image binaire, avec le tableau de valeurs correspondant</i>	11
Figure I.3.	<i>Une image en niveau de gris</i>	12
Figure I.4.	<i>Décomposition d'une image couleur en les trois couleurs fondamentales (RVB)</i>	12
Figure I.5.	<i>Représentation du pixel</i>	13
Figure I.6.	<i>Exempel d'un histogramme</i>	15

Chapitre II

Algorithme PDI

Figure II.1.	<i>Influence de l'initialisation sur l'algorithme</i>	23
Figure II.2.	<i>Effet du bruit sur l'image.</i>	23
Figure II.3.	<i>Résultat de la classification de l'image par FCM.</i>	24
Figure II.4.	<i>Influence de l'initialisation sur l'algorithme PDI.</i>	26
Figure II.5.	<i>Résultat de la classification de la 1^{ere} image synthétique par PDI.</i>	26

Chapitre III

Résultats & Discussions

Figure III.1.	<i>Appareille IRM</i>	31
Figure III.2.	<i>Exemple d'image de l'IRM</i>	31
Figure III. 3.	<i>Images IRM bruitées 3%, 5%, 7% et 9%</i>	34
FigureIII.4.	<i>Résultats de la classification par (a) FCM et (b) PDI, pour une image à 3% de bruit.</i>	35
FigureIII.5	<i>Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 5% de bruit.</i>	35
FigureIII.6	<i>Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 7% de bruit.</i>	35
FigureIII.7.	<i>Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 9% de bruit.</i>	36
FigureIII.8.	<i>Images IRM à 7% de bruit et à 20%, 40% et 60% d'inhomogénéités.</i>	37
Figure.III.9.	<i>Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 20% d'inhomogénéité.</i>	37
Figure III.10	<i>Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 40% d'inhomogénéité.</i>	37
Figure.11.	<i>Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 60% d'inhomogénéité.</i>	38

Liste des Tableaux

Tableau. II.1.	<i>MCR obtenu pour la classification de l' image synthétique par FCM</i>	27
Tableau.III.1.	<i>calculer MCR pour les images (3% ,5% ,7% et 9%) de bruit</i>	36
Tableau.III.2.	<i>calculer MCR pour les images IRM ayant 7% de bruit et 20,40 et 60% d'inhomogénéité.</i>	38

Introduction Générale

L'information visuelle est sans doute la plus riche des différentes sources d'information existantes dans notre vie quotidienne. L'extraction de cette information par des systèmes de traitement d'images. Le traitement d'images qui est un processus comprenant plusieurs étapes, est né de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine. Il intervient dans bon nombre de domaines tels que la médecine et l'industrie.

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations.

La classification d'image consiste à regrouper tous les éléments d'un groupe hétérogène en peu de couches homogènes que possibles. Les algorithmes flous modélisent l'incertitude et l'imprécision dans la séparation des différentes régions en optimisant une fonction coût tout en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe et ce pour chaque pixel.

L'algorithme fuzzy C means (FCM) est très populaire en classification d'images. Le problème principal de cet algorithme est qu'il ne tient pas compte de la topologie de l'image, il ne se base que sur la valeur des pixels. De ce fait, il reste très sensible aux bruits et aux inhomogénéités dans l'image ; de plus, il reste tributaire de l'initialisation des centres de classes.

Pour surpasser ces difficultés, on a recours à une variante du FCM, il s'agit de l'algorithme. Ce mémoire est divisé entre trois (03) chapitres, comme suivant :

Dans le **chapitre I** : Nous avons présenté dans ce chapitre des généralités sur le traitement d'image. Nous commençons par les trois définitions : définition d'image, définition de segmentation d'image et de classification d'image, nous présentons ensuite, les dispositifs de traitement d'image

On a défini dans le **chapitre II** le principe de fonctionnement cet algorithme et montrer l'influence de l'initialisation.

Dans le **chapitre III** nous discuterons sur l'imagerie médicales et combinerons les domaines médical et scientifique avec une appliquant des algorithmes aux l'imagerie médicales.

CHAPITRE I

Généralités sur le traitement d'image

I.1. Introduction

L'information visuelle est sans doute la plus riche des différentes sources d'information existantes dans notre vie quotidienne. L'extraction de cette information par des systèmes de traitement d'images qui est un processus comprenant plusieurs étapes, est né de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine.

L'analyse et l'interprétation des images sont actuellement très utilisées dans différents domaines allant de l'aide au diagnostic, en médecine, à la navigation autonome des véhicules en passant par la reconnaissance des visages, le contrôle de qualité des produits manufacturables (tissus, verre, pièces mécaniques...etc.). Dans un système de traitement d'images, la segmentation apparaît l'étape la plus importance car toutes les tâches ultérieures comme l'extraction de primitives, la détection d'une position d'un objet, ou la reconnaissance d'un objet dépendent fortement de la qualité de la segmentation.

Nous avons présenté dans ce chapitre des généralités sur le traitement d'image. Nous commençons par les trois définitions : définition d'image, définition de segmentation d'image et de classification d'image, nous présentons ensuite, les dispositifs de traitement d'image.

I.2. Définition d'une image

I.2.1. L'image

Une image est une représentation plane d'une scène ou d'un objet. Elle est issue du contact des rayons lumineux provenant des objets formants la scène avec un capteur (caméra, scanner, ...). L'image est considérée comme un ensemble de points auxquels sont affectés des grandeurs physiques (luminance, couleur)

I.2.2. L'image numérique

L'image numérique c'est toutes qu'une (image, dessin, photographie, ...etc.) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire, est une matrice de nombres représentant un signal, obtenu par des convertisseurs analogique-numérique [1].



Figure I.1. Exemple d'une image numérique [2]

I.3. Types d'image

Il existe quatre (04) types de l'image numérique classé comme la suite :

I.3.1. L'image binaire

Les images binaires sont des images en niveau de gris particulières, dont les valeurs : soit 0 (noir), soit 1 (blanc). On cherche souvent à se ramener les images de départ à des images binaires, L'image binaire contenant des graphiques simples, du texte ou des dessins au trait sa petite taille. La figure (I.2) montrer une image binaire avec le tableau des valeurs.

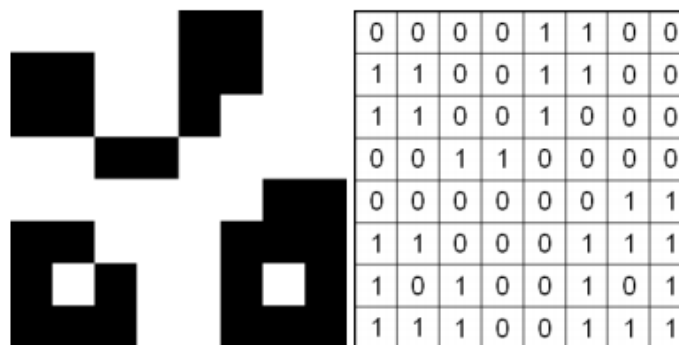


Figure I.2. Une image binaire, avec le tableau de valeurs correspondant. [3]

I.3.2. L'image en niveau de gris

Ce sont des images dont la matrice dans laquelle chaque élément (pixel) est un nombre entier compris entre 0 (noir) et 1 (blanc) qui représentent les différents niveaux de gris. Voir la figure (I.3)



Figure I.3. Une image en niveau de gris [4]

I.3.3. L'image couleur

Ces images sont en général codées en utilisant le codage des trois couleurs fondamentales : un rouge, un vert et un bleu. La couleur finale est obtenue par synthèse additive de ces trois (ou plus) composantes. Voir la figure(I.4)



Figure I.4. Décomposition d'une image couleur en les trois couleurs fondamentales (RVB)

I.3.4. L'image à valeurs réelles

Une image à valeurs réelle est telle que le niveau de gris est un réel compris entre 0.0 et 1.0. On a dans ce cas pour une image à niveaux de gris : $p(i,j) \in [0.0, 1.0]$. Pour une image couleur, la relation devient $p_R(i,j) \in [0.0, 1.0]$, $p_V(i,j) \in [0.0, 1.0]$, $p_B(i,j) \in [0.0, 1.0]$ [5].

I.4. Caractéristiques d'image

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

I.4.1. Pixel

Une image est constituée d'un ensemble de points appelés pixels, en anglais c'est : " Picture Elements ", Le pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image, et ils fournissent toute l'information qui constitue l'image dans son intégralité. Voir figure (I.5)

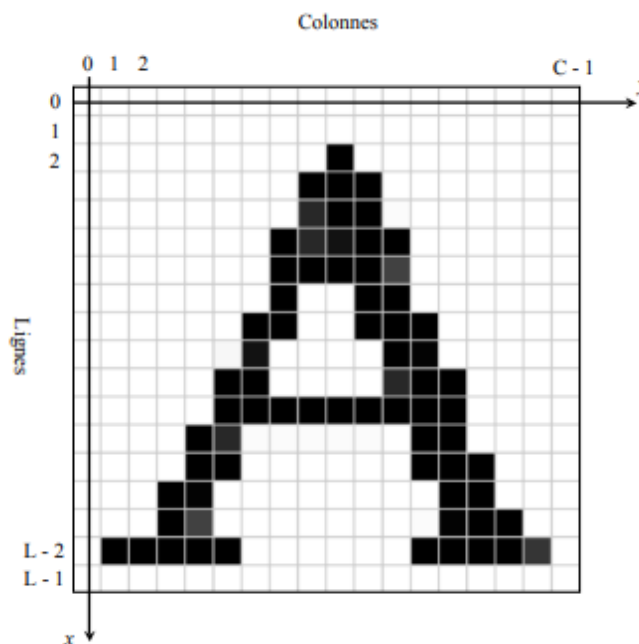


Figure I.5. Représentation du pixel

I.4.2. Résolution

La résolution d'une image est donnée par la taille a d'un pixel. On l'exprime en nombre de pixels par centimètre ou bien en nombre de pixels par pouce (inch pour les anglo-saxons) avec la conversion : 1 pouce = 2,54 cm. Dans ce dernier cas, la résolution sera donnée en dpi : dots per inch, sachant qu'une dot est un point, c'est à dire un pixel.

I.4.3. 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 [13].

I.4.4. Format

Un format d'image est la représentation informatique de l'image, associée à des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et la manipuler [8]. Parmi les formats d'image le plus couramment utilisé et certainement celle la plus répandue image bitmap, elle est tout simplement constituée d'une grille de milliers de pixels représentant les points de couleur successifs de l'image. Chaque pixel est alors un tout petit carré ayant une place bien définie avec sa propre couleur et l'image devient alors un quadrillage de pixels qui placés les uns à côté des autres, restituent le rendu visuel

I.4.5. 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 [9].

I.4.6. 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

I.4.7. Bruit

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

I.4.8. Histogramme

L'histogramme représente la distribution des intensités de l'image. C'est un outil fondamental du traitement d'images, avec de très nombreuses applications. Les histogrammes sont aussi très utilisés en photographie et pour la retouche d'images [10].

Pour une image monochrome, c'est-à-dire à une seule composante, l'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image. On effectue parfois une quantification, qui regroupe plusieurs valeurs d'intensité en une seule classe, ce qui peut permettre de mieux visualiser la distribution des intensités de l'image [10].

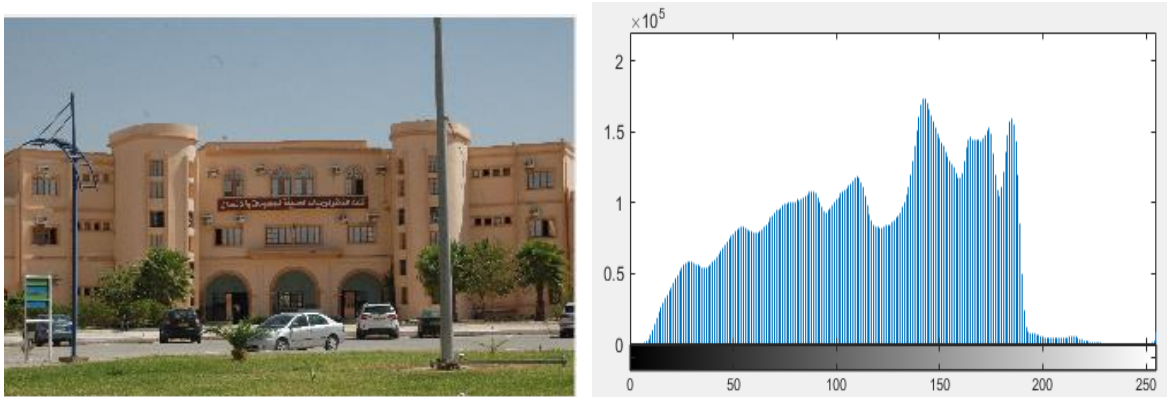


Figure: I.6. Exemple d'un histogramme

I.5. Dispositif de traitement d'image

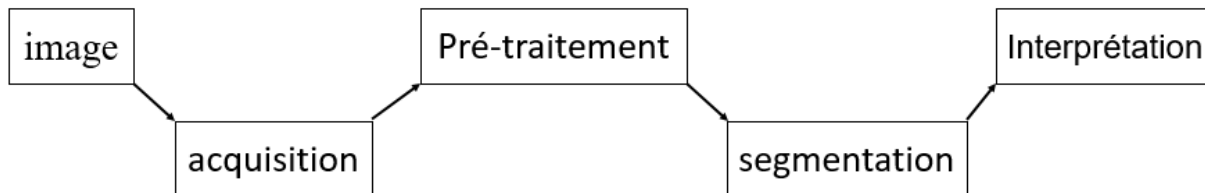


Figure: I.7. Schéma d'un système de traitement d'images

Le dispositif de traitement d'image constitue du : une unité d'obtention d'image pour obtenir des images d'entrée capturées par une pluralité de cameras ; et un dispositif de commande pour détecter un point de caractéristique représentatif représentant une caractéristique de forme d'un motif particulier inclus dans les images d'entrée, détecter des informations de topologie par rapport à des points de coin du motif particulier sur la base du point de caractéristique représentatif détecté, et déterminer un centre de lumière optimal correspondant à chacune de la pluralité de cameras sur la base des informations de topologie détectées [11].

I.6. La segmentation d'image

I.6.1. Définition de la segmentation

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [10].

I.6.2. Différentes approches de la segmentation d'image

Il existe plusieurs types de segmentations regroupés en trois catégories : Segmentation par Pixels, par régions et par contours.

A. La Segmentation par pixel

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs sans tenir compte de leur localisation au sein de l'image. Cela permet de construire des classes de pixels ; les pixels adjacents, appartenant à une même classe, forment alors des régions. Parmi les approches pixellaires nous distinguons les méthodes de seuillage et les méthodes de classification (clustering).

B. La Segmentation par régions

Cette méthode à partitionner l'image traitée en régions homogènes ; chaque objet de l'image pouvant être ainsi constitué d'un ensemble de régions. Dans le but de produire des régions volumineuses et afin d'éviter une division parcellaire des régions, un critère de proximité géographique peut être ajouté au critère d'homogénéité. Au final, chaque pixel de l'image reçoit une étiquette lui indiquant son appartenance à telle ou telle région. On distingue deux familles d'algorithmes pour l'approche région :

- Les méthodes de croissance de régions.
- les méthodes qui fusionnent ou divisent les régions en fonction du critère choisi.

C. La segmentation par contour

Un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour ont donc pour objectif de trouver les lieux de fortes variations du niveau de gris. Nous pouvons citer les approches se basant sur l'opérateur de gradient, l'opérateur Laplacien et les différents filtres à savoir : le filtre de Sobel, Prewitt et Roberts ou bien

des approches analytiques comme le filtre de Canny Mais ce genre de techniques est peu utilisable car il donne souvent des contours non fermés, bruités ou non détectés [17].

I.7. Conclusion

Dans ce chapitre on a donné des définitions pour l'image et l'image numérique, par la suite on a parlé des différents types de l'image et leur caractéristique aussi, après ça on a présenté les différents dispositifs du traitement d'image et enfin on a démontré le principe de la classification et la segmentation d'image.

CHAPITRE II

Algorithme PDI

(Population diameter Independent)

II.1. Introduction

L'algorithme PDI, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, est sans aucun doute meilleur que l'algorithme qui était auparavant FCM, K-means, ... en précision de classification.

Dans ce chapitre on a défini la Théorie des sous-ensembles flous et les algorithmes FCM et PDI en plus de ça le principe de fonctionnement de chaque algorithme et certaines choses qui l'affectent comme.

Influence de l'initialisation, Influence du bruit et de l'inhomogénéité

En effet, nous avons conclu que l'algorithme PDI est meilleur par rapport aux autres.

II.2. Théorie des sous-ensembles flous

La théorie des ensembles flous est en fait selon Zadeh, un pas vers un rapprochement entre la précision des mathématiques classiques et la subtile imprécision du monde réel : un rapprochement né de l'incessante quête humaine pour une meilleure compréhension des cheminements mentaux de la connaissance (Kaufman, 1973) [8]. Elle a donc pour objet d'étude, la représentation des connaissances imprécises et le raisonnement approché. De ce fait (Gacône, 1997), on peut la situer à côté des heuristiques de résolutions de problèmes, des systèmes experts, de l'apprentissage, de l'intelligence artificielle distribuée et même du traitement de la langue naturelle. Aujourd'hui, les domaines d'application dans lesquels il existe des utilisations de la logique floue sont très variés : médecine, biologie, écologie, économie, recherche scientifique...

II.2.1. Notion d'appartenance

Dans la théorie des ensembles classiques, il n'y a que deux situations acceptables pour un élément, appartenir ou ne pas appartenir à un sous-ensemble. Le mérite de Zadeh a été de tenter de sortir de cette logique booléenne en introduisant la notion d'appartenance pondérée : permettre des graduations dans l'appartenance d'un élément à un sous-ensemble, c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus moins fortement à ce sous-ensemble [7].

II.2.2. Fonction d'appartenance

Soit X un ensemble de référence et soit un élément quelconque de X . Un sous-ensemble flou A de X est défini comme l'ensemble des couples :

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\} \quad (\text{II.1})$$

Avec

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (\text{II.2})$$

Ainsi, un sous-ensemble flou A de X est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui associe, à chaque point x de X un réel dans l'intervalle $[0,1]$; $\mu_A(x)$ représente le degré d'appartenance de x à A . On observe les trois cas possibles suivants :

$$\begin{cases} \mu_A(x) = 0 \\ 0 < \mu_A(x) < 1 \\ \mu_A(x) = 1 \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Où, $\mu_A(x) = 0$ si x n'appartient pas à A ; $0 < \mu_A(x) < 1$ si x appartient partiellement à A ; et $\mu_A(x) = 1$ si x appartient entièrement à A . La fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ inclut ou exclut donc à ses extrémités, tout élément x au sous-ensemble A , mais entre les valeurs extrêmes le degré d'appartenance varie à proportion de la proximité à l'ensemble.

II.3. Classification floue par les moyennes mobiles

La classification floue par moyennes mobiles est basée sur des algorithmes, et le plus couramment utilisé est FCM.

Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité [2] [18].

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe

donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé [4] [9].

II.3.1. Fonctionnement

Soit $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ un ensemble N de observations à classifier 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 :

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m d^2(x_i, v_k) \quad (\text{II.4})$$

Sous les contraintes suivantes:

$$0 < \sum_{i=1}^N \mu_{ki} < N \quad (\text{II.5})$$

$$\sum_{k=1}^K \mu_{ki} = 1 \quad (\text{II.6})$$

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

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

Généralement la distance utilisée est euclidienne

$$d(x_i, v_k) = \sqrt{\sum_j^D (x_{ij} - v_{kj})^2} \quad (\text{II.7})$$

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 (II.4), avec une mise à jour des degrés d'appartenance μ_{ki} et des centres des classes v_k .

Après des calculs, on obtient les formules suivantes :

La formule de mise à jour des degrés d'appartenance

$$\mu_{ki} = \frac{\|x_i - v_k\|^{-2}}{\sum_{l=1}^K \|x_i - v_l\|^{-2}} \quad (\text{II.8})$$

La formule de mise à jour des centres de classes

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m} \quad (\text{II.9})$$

L'algorithme FCM peut être résumé comme suit :

1. Fixer les paramètres :
 - a. Le nombre de classe K
 - b. le seuil ε représentant l'erreur de convergence
 - c. Le degré flou m , généralement pris égal à 2
2. initialiser les centres des k classes de manière aléatoire.
3. Mettre à jour la matrice \mathbf{U} des degrés d'appartenance par la relation (3.5)
4. Mettre à jour le vecteur \mathbf{V} des centres des classes par la formule (3.6)
5. Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt :

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

II.3.2. Convergence [11]

La convergence dans l'algorithme c'est le minimisation de distance entre le centre du nouveau cluster et le centre du même cluster avant la mise à jour , La convergence de l'algorithme est encore assurée à la suite d'un certain nombre d'itération dans lesquelles les degrés d'appartenance sont mis à jour jusqu'à atteindre la convergence :

$$\|V^{new} - V^{old}\| < \epsilon$$

II.3.3. Influence de l'initialisation

Le choix des centres de clusters initiaux joue un rôle plus important dans la classification Pour l'algorithme FCM l'initialisation des centres de classes est aléatoire. La meilleure initialisation va donner meilleure classification [15].

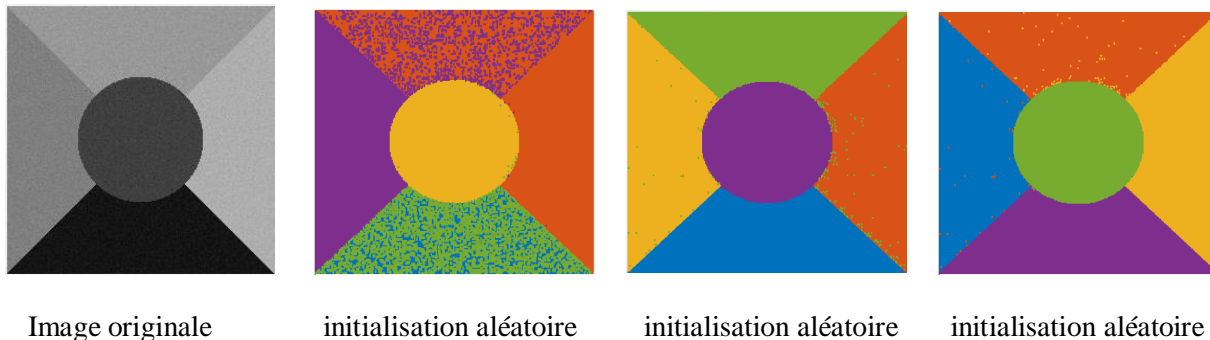


Figure.II.1 : Influence de l'initialisation sur l'algorithme

II.3.4. Influence du bruit et de l'inhomogénéité

Pour observer et étudier l'effet du bruit (qui est généré lors de l'étape d'acquisition) et de l'inhomogénéité (qui exprime la différence d'intensité dans la même zone, liée aux artefacts de mouvement et de lumière) sur l'algorithme FCM, nous avons ajouté à l'image synthétique de la figure (II.2) un bruit gaussien de degrés divers. Ensuite, nous avons observé la différence dans les résultats

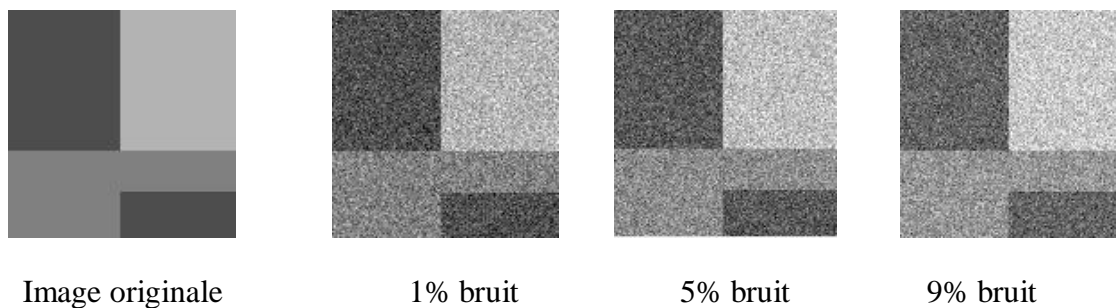


Figure II.2. Effet du bruit sur l'image.

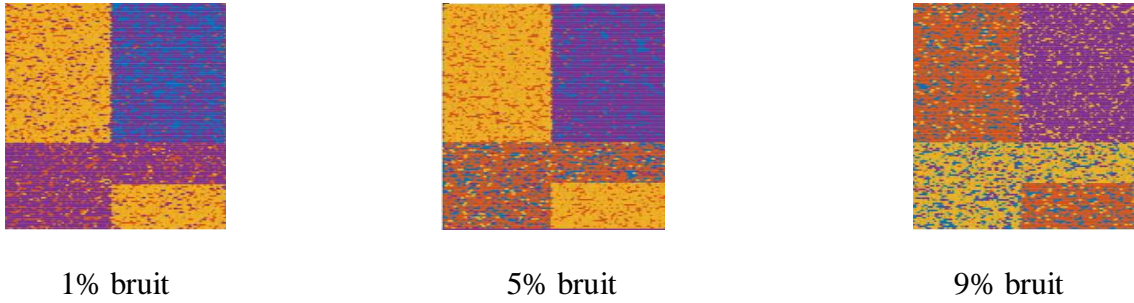


Figure II.3. Résultat de la classification de l'image par FCM.

Selon les résultats, On remarque que la qualité du résultat obtenu est se dégrade progressivement du 1% au 9. La qualité est fortement dégradée pour un niveau élevé du bruit (9%).

II.4. Algorithme PDI (Population Diamètre Independent)

PDI est une variante de FCM, notamment, le FCM n'a pas la capacité à se clustering avec précision lorsque l'ensemble de données contient un cluster très peuplé par rapport 'autre cluster, les classes les moins peuplées (qui ont un nombre de pixels inférieur) sont généralement mal retrouvées. FCM est amélioré en divisant par un facteur ρ , divisé la contribution de chaque cluster à la fonction objective par sa population jusqu'à ce qu'ont obtenues des contributions presque égales [3] [16]

La fonction objective pour L'algorithme PDI :

$$J_{PDI} = \sum_{k=1}^C \frac{1}{\rho_k^r} \sum_{j=1}^N u_{jk}^m \|y_j - v_k\|^2 \quad (\text{II.1})$$

Avec

M : l'indice de flou généralement égale à 2.

C : le nombre de classes.

y_j : le pixel d'indice j appartenant à l'ensemble Ω qui représente l'image considérée.

N : le cardinal de Ω .

U_{jk} : la matrice de degrés d'appartenance dont les éléments sont considérés positifs, avec la

contrainte :

$$\sum_{k=1}^c u_{jk} = 1 \quad (\text{II.2})$$

Avec :

$$u_{jk} = \frac{\left(\rho_k^r / d_{ik}^2\right)^{1/m-1}}{\sum_{k=1}^c \left(\rho_k^r / d_{ik}^2\right)^{1/m-1}} \quad (\text{II.3})$$

ρ_k : Le terme qui normalise la fonction objective sous la contrainte :

$$\sum_{k=1}^c \rho_k = 1 \quad (\text{II.4})$$

L'influence du ρ_k varie en fonction de r ($r > 0$). Mais, généralement, r est pris égal à 1.5. Notons que Quand $r = 0$ l'algorithme PDI devient équivalent à l'algorithme FCM.

Avec :

$$\rho_k = \frac{\left[\sum_{j=1}^N u_{jk}^m \cdot d_{ik}^2\right]^{1/r+1}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^N u_{jk}^m \cdot d_{ik}^2\right]^{1/r+1}} \quad (\text{II.5})$$

Le nouvel algorithme est donné par :

Algorithme PDI

Étape 1 : Obtenir les centres de classes initiaux V_k ; $k=1, \dots, C$ par K-means.

Étape 2 : Mettre à jour les degrés d'appartenance par l'équation

Étape 3 : Mettre à jour les centres de classes par la formule :

$$V_k = \frac{\sum_{j=1}^N u_{jk}^m \cdot y_j}{\sum_{j=1}^N u_{jk}^m}$$

Étape 4 : Répéter de l'étape 2 jusqu'à atteindre la convergence. $\|v^{new} - v^{old}\| < \varepsilon$

Algorithme II-2 : Méthode PDI (Population Diameter Independent).

II.4.1. Influence de l'initialisation

Le premier facteur qui affecte la qualité du classification l'image est l'initialisation des centres de clusters. Nous étudions ici son effet sur l'algorithme PDI, et ce sera certainement aléatoire :

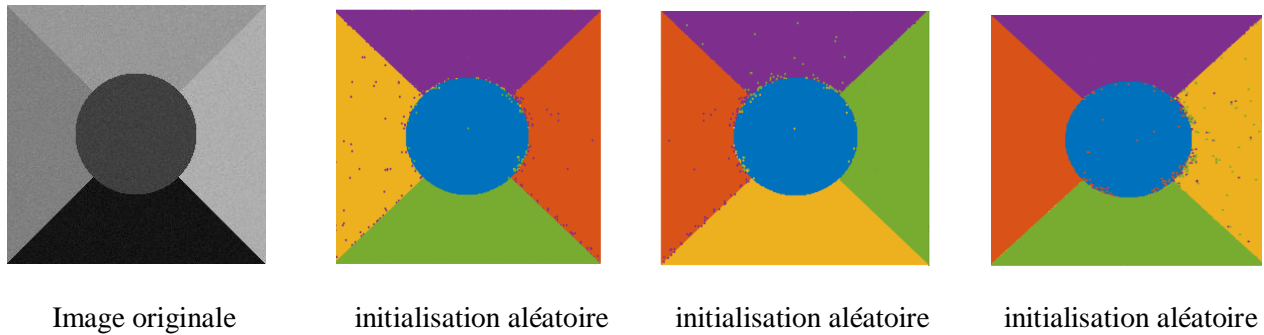


Figure II.4. Influence de l'initialisation sur l'algorithme PDI.

PDI donne visuellement de meilleurs résultats pour les différentes initialisations.

II.4.2 Influence du bruit et de l'inhomogénéité



Image originale

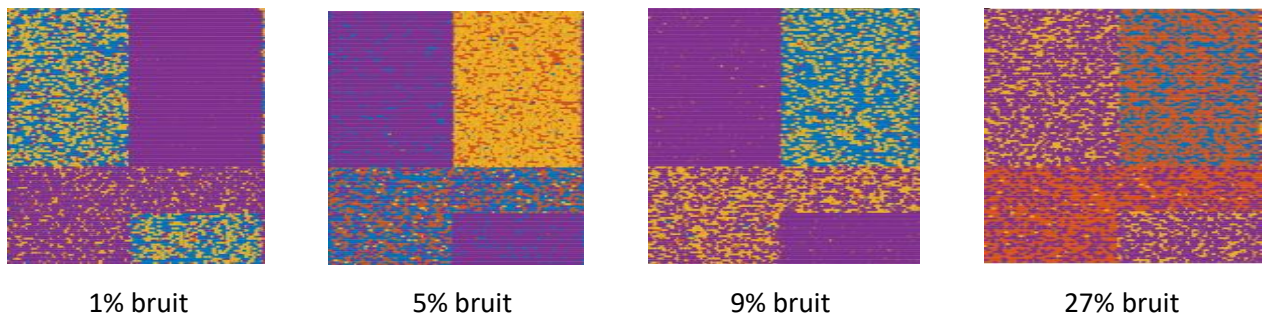


Figure II.5. Résultat de la classification de la 1^{ère} image synthétique par PDI.

On remarque que la qualité du résultat obtenu se dégrade progressivement du 1% au 9.

Nous ne pouvons pas évaluer avec précision les résultats de la classification par observation visuelle (par exemple : l'image est de 1%, nous ne pouvons pas différencier dans la classification entre elle et l'image de 5%). A cet effet, une autre échelle précise a été fixée dans l'évaluation des résultats de classification, à savoir :

Le taux de classification (MCR)

L'un des critères les plus utilisés est le MCR (miss-classification rate). Représente la moyenne des pixels mal classés

$$MCR = \frac{\text{Nombre de pixels mal classés}}{\text{Nombre total de pixels}} \times 100$$

Le tableau ci-dessous montre le MCR calculé à différents niveaux de bruit pour l'image synthétique précédente :

FCM	1% bruit	5% bruit	9% bruit
MCR(%)	1.337	4.479	6.658

Tableau II-1 : MCR obtenu pour la classification de l'image synthétique par FCM

D'après les résultats, il nous semble que FCM est très sensible au bruit, donc le pourcentage de pixels mal classés dans l'image de 1% du bruit est 1.337 et dans l'image de 9% du bruit et 6.658. Ces valeurs sont relativement importantes.

Après notre étude de l'algorithme FCM, nous avons constaté qu'il est très sensible au bruit et qu'il est incapable d'effectuer la classification appropriée sous l'inhomogénéité, pour les raisons suivantes :

- L'initialisation est aléatoire (ce qui affecte le résultat final).
- FCM ne prend pas en compte l'emplacement des pixels lors de la classification, cela dépend juste du niveau de gris qui affecte également négativement.
- l'algorithme PDI a pu surpasser ces problèmes.

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons couvert une vue d'ensemble de la théorie des ensembles flous, puis étudié le fonctionnement de l'algorithme FCM. Ensuite, nous avons ajouté des améliorations à la fonction objectif de celui-ci, nous avons donc obtenu l'algorithme PDI et avons ensuite étudié l'effet d'initialisation, du bruit et de l'inhomogénéité sur celui-ci.

Chapitre III

Résultats et discussion

III.1. Introduction

L'imagerie médicale est un domaine très avancé de la médecine, grâce auquel nous pouvons mieux diagnostiquer et avoir de plus grandes opportunités de traitement, car l'identification précise du problème facilite grandement de traitement et la guérison.

Nous avons évoqué dans le chapitre précédent les principes de fonctionnements des algorithmes FCM et PDI, et dans ce chapitre nous discuterons sur l'imagerie médicales et combinerons les domaines médical et scientifique avec une appliquant des algorithmes aux l'imagerie médicales.

III.2. Imagerie Médicales

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Il est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie... l'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau [16] [17].

III.2.1. Les types d'Imagerie Médicales [19]

a. Radiographie

Découverte il y a plus d'un siècle, la radiographie utilise les rayons X. Passant à travers une certaine partie du corps, ils impressionnent un film radiographique, plus ou moins noirci en fonction de l'organe traversé. La radio ressemble ainsi à une ombre chinoise, où les os apparaissent en blanc et les structures moins denses (comme les poumons) en noir.

b. Echographie

L'échographie est une technique d'exploration de l'intérieur du corps basée sur les ultrasons. Une sonde envoie un faisceau d'ultrasons dans la zone du corps à explorer. Selon la nature des tissus, ces ondes sonores sont réfléchies avec plus ou moins de puissance. Le traitement de ces échos permet une visualisation des organes observés.

c. Scanner

Le scanner (aussi appelé tomodensitométrie) est un examen qui utilise les rayons X. L'appareil balaie la zone à explorer et reconstitue des images en coupes fines, ou "tranches" de l'organisme. Cela permet de déterminer précisément la localisation et l'étendue d'une lésion.

d. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique permet de visualiser des détails invisibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Schématiquement, cette technique utilise un gros aimant et analyse la réaction des différents tissus du corps à ces champs magnétiques. Les données recueillies sont ensuite traitées informatiquement et la zone étudiée peut être restituée en deux ou trois dimensions [5] [6].



Figure III.1. Appareille IRM

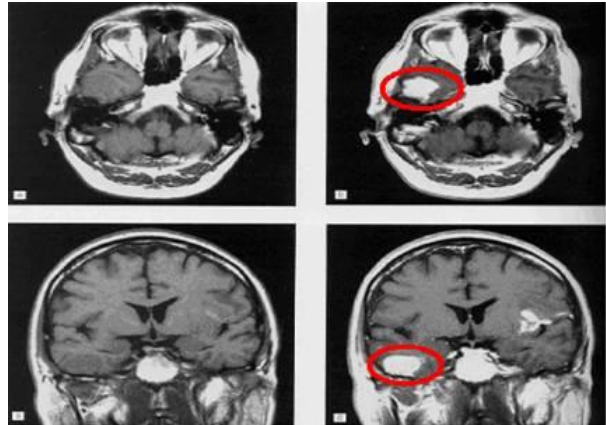


Figure III.2. Exemple d'image de l'IRM

III.2.2. Principe de fonctionnement de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique est une technique basée sur la surveillance par résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons dans l'eau. En fait, l'eau représente environ 70% du corps humain, et le proton H1 est naturellement disponible et très sensible à la RMN [20].

Nous pouvons obtenir une image traitée par imagerie par résonance magnétique selon les étapes suivantes :

- 1- Les atomes d'hydrogène pointent dans la même direction après avoir été placés dans un champ magnétique
- 2- Stimulé par les ondes radio
- 3- Un signal est produit après que les atomes ont retrouvé de l'énergie lorsque le stimulus est arrêté
- 4- Traitement d'image et enregistrement par le système informatique.

III.2.3. Imperfections en IRM

a) Les artefacts de mouvement

L'artefact de mouvement est un des artefacts les plus fréquemment rencontrés. Comme son nom l'indique, il se constitue lorsqu'il y a translation dans l'espace du segment étudié au cours de l'acquisition [12]. Il y a deux types de mouvements rencontrés :

- Les mouvements périodiques : Ce sont les mouvements de la respiration, les battements cardiaques et les flux sanguins.
- les mouvements apériodiques : Ce sont les mouvements du patient, les mouvements oculaires, la déglutition, le péristaltisme digestif et le flux du liquide cébrospinal.

b) Artefacts de troncature

Cet artefact se trouve dans des zones de très brusques variations du signal (interface blanc/noir). Il se traduit par une alternance de bandes sombres et de bandes claires parallèles à ces interfaces.

c) Artefact ferromagnétique

Cet artefact est typique il se reconnaît entre mille. Il se caractérise par trois points : Une déformation plus ou moins prononcée de l'image Une zone vide de signal Une zone hyper intense en périphérie de celle-ci.

d) Artefact de susceptibilité magnétique

Cet artefact se traduit une déformation très légère de l'image qui "agrandit" les zones d'hypo-signal comme les sinus de la face, les zones aériques du poumon, les zones anciennes de saignement, au niveau des interfaces os/tissu, air/tissu.

e) Artefact de déplacement chimique

Cet artefact d'un mécanisme de formation assez facile à comprendre n'est pas évident à identifier sur une image IRM. Il se traduit sur l'image par un déplacement des protons de la graisse et de l'eau au niveau des interfaces graisse/eau le long de l'axe de codage en fréquence.

f) Artefact de repliement

Cet artefact est l'un des plus étonnants de l'IRM mais aussi une des plus faciles à identifier et ainsi à éliminer. Il se manifeste par la projection d'une surface qui est hors du champ de vue de façon contralatérale sur l'image. Il apparaît donc lorsque le champ de vue est plus petit que la zone examinée.

III.3 Base de données Brainweb

Le base de données Brainweb une base de données fournie par un puissant simulateur, mis en ligne 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.

Ce simulateur permet d'obtenir des images très proches de la réalité. En plus il nous permet de choisir différents paramètres : niveaux de bruit, taux d'inhomogénéité.

Le site Web de Brainweb permet de simuler des IRM c'cébrales avec différents niveaux de bruit [15].

III.4 Résultats et Discussion

Nous présentant dans ce qui suit les résultats obtenus pour l'algorithme PDI en comparaison avec FCM grâce à nos étudiés au chapitre précédent.

III.4.1 Etape d'initialisation.

L'initialisation des centres de classes est aléatoire Pour les algorithmes FCM et PDI, nous utiliserons des images en niveau de gris pour le traitement, 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.

III.4.2 Choix des paramètres

Chaque algorithme dépend de certains paramètres, la classification dépend également de l'étape de l'initialisation, sachant que les algorithmes FCM et PDI dépendent l'initialisation des centres de classes est aléatoire comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent.

Les paramètre Le degré de flou m est choisi égal à 2, l'erreur ε égale à 0 et ils l'appellent (critère d'arrêt) et deux autres pour PDI sont r égal à 1.5 et p variable entre (1 et 0) , nous avons utilisé une fenêtre 3x3.

III.4.3 Problème d'évaluation

Le problème d'évaluation est qu'il n'existe pas un critère universel nous pouvons le prendre comme référence pour la qualité de classification, C'est la raison pour laquelle, l'évaluation et la comparaison des différents algorithmes restent subjectives, et l'évaluation et la comparaison des différents algorithmes restent subjectives, l'évaluation est basée sur de type de données que l'on possède ainsi que les connaissances à priori les concernant (nombre de classes, ...) et le but recherché permettent de définir une bonne classification pour un type de données.

L'évaluation consiste à se référer à l'image originale. Dans ce cas, un modèle d'erreur est défini afin d'estimer la qualité du résultat.

III.4.4 Influence du bruit FCM et PDI

Nous avons comparé FCM avec PDI en utilisant des images bruitées avec différents niveaux de bruit : 3%, 5%, 7% et 9% avec une inhomogénéité de 0%. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure suivante :

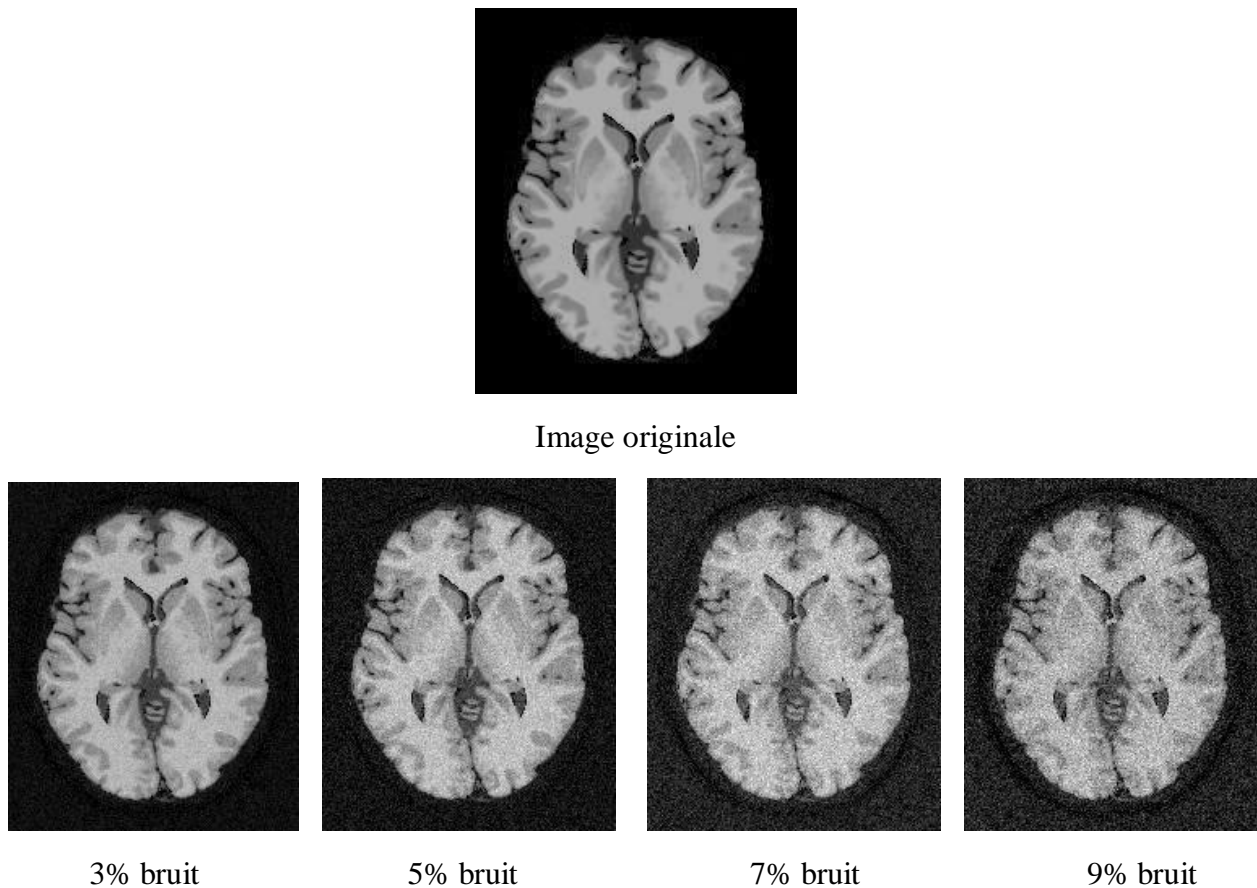


Figure III. 3. Images IRM bruitées 3%, 5%, 7% et 9%

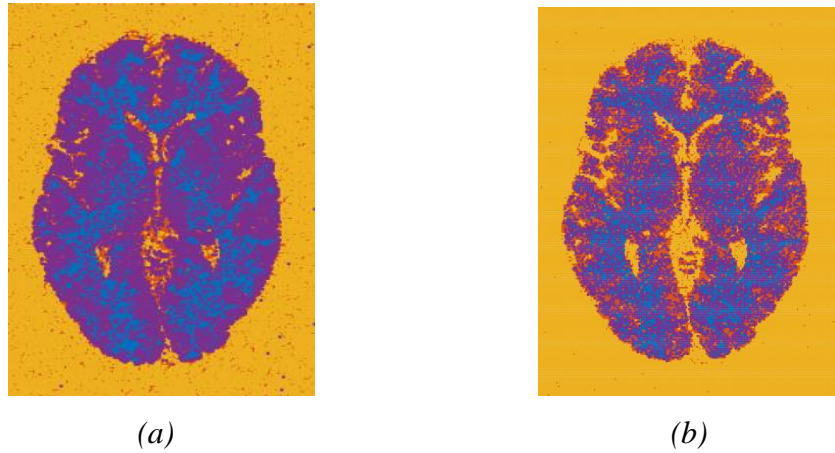


Figure III.4. Résultats de la classification par (a) FCM et (b) PDI, pour une image à 3% de bruit.

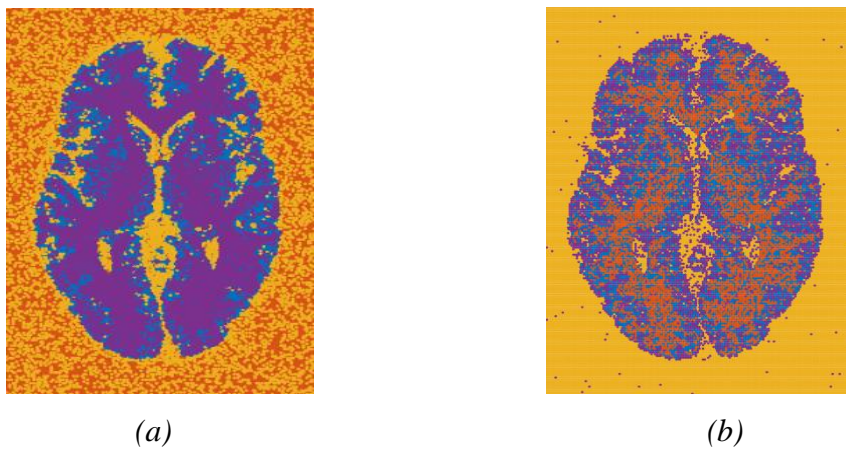


Figure III.5 Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 5% de bruit.

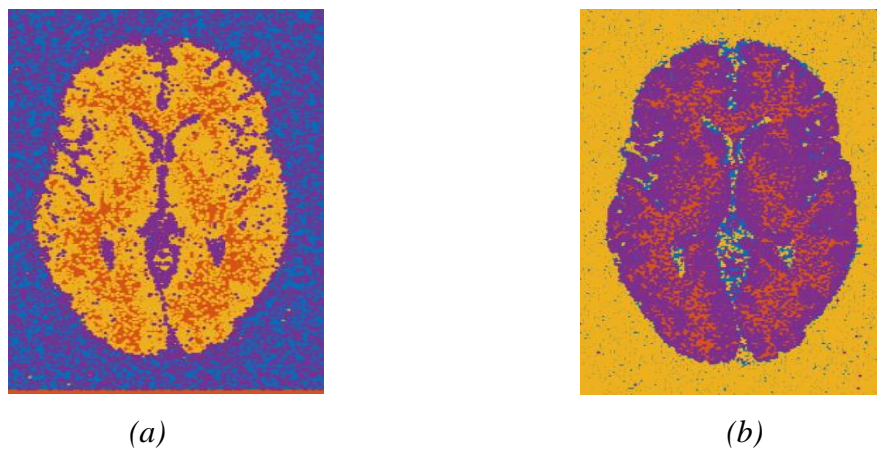


Figure III.6 Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 7% de bruit.

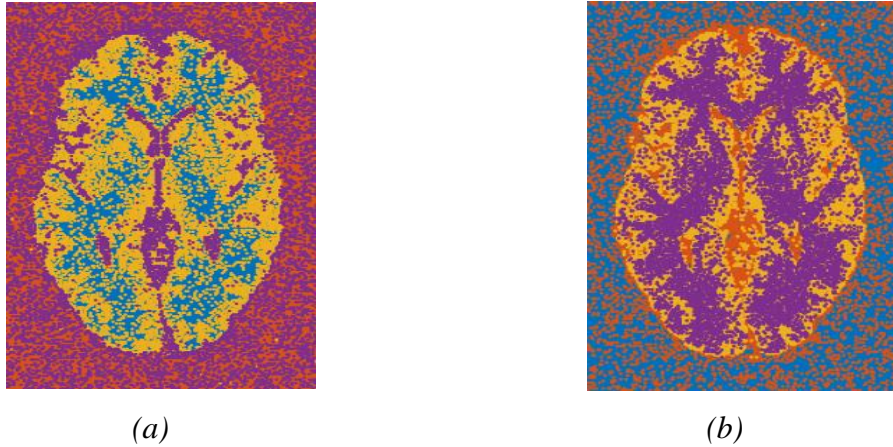


Figure III.7. Résultats de la classification par FCM (a) et PDI (b), pour une image à 9% de bruit.

Nous avons remarqué que plus le rapport de bruit dans l'image est élevé, plus le résultat est mauvais, mais comme mentionné précédemment, cela ne suffit pas pour déterminer le meilleur résultat, nous avons donc calculé le taux de classification comme suit :

	FCM	PDI
3% bruit	7.835	7.812
5% bruit	9.882	8.005
7% bruit	12.732	8.205
9% bruit	13.462	8.718

Tableau III.1. MCR des images (3%, 5%, 7% et 9%) de bruit

Après la mise en œuvre, il a été observé que l'algorithme FCM était très sensible au bruit par rapport à l'algorithme PDI, Alors que les caractéristiques de l'image ont été progressivement effacées à mesure que le bruit augmentait de l'algorithme FCM.

III.4.5 Influence des inhomogénéités FCM et PDI

Afin d'étudier l'effet de l'inhomogénéité sur les résultats de classification, on a fixé le bruit à 7% et modifié les niveaux d'inhomogénéités sur (20%, 40% et 60%). Les résultats obtenus sont présentés dans les figures suivantes :

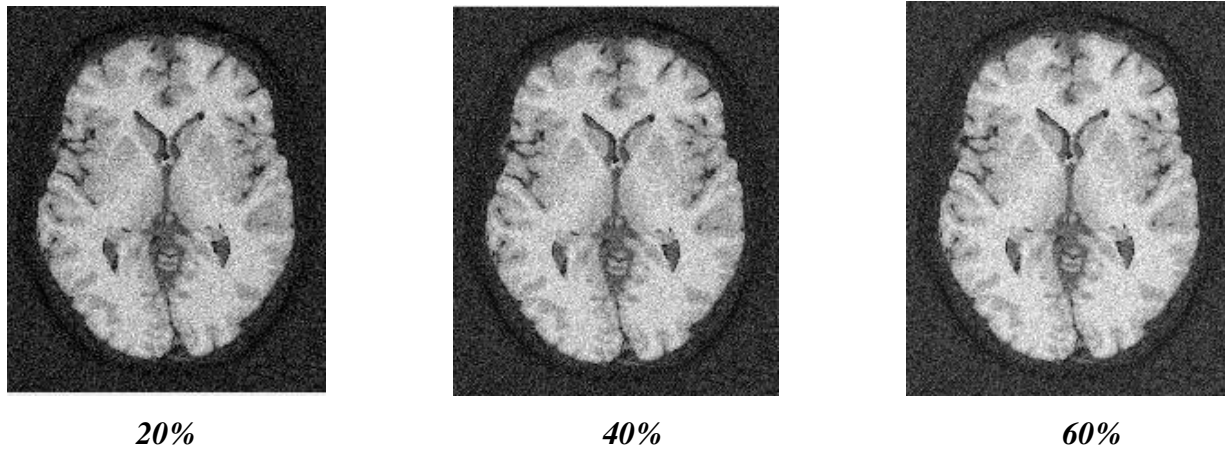


Figure III.8. Images IRM à 7% de bruit et à 20%, 40% et 60% d'inhomogénéités.

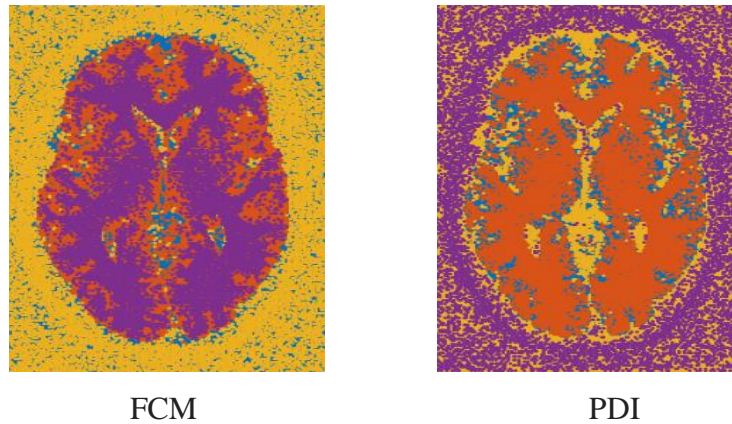


Figure.III.9. Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 20% d'inhomogénéité.

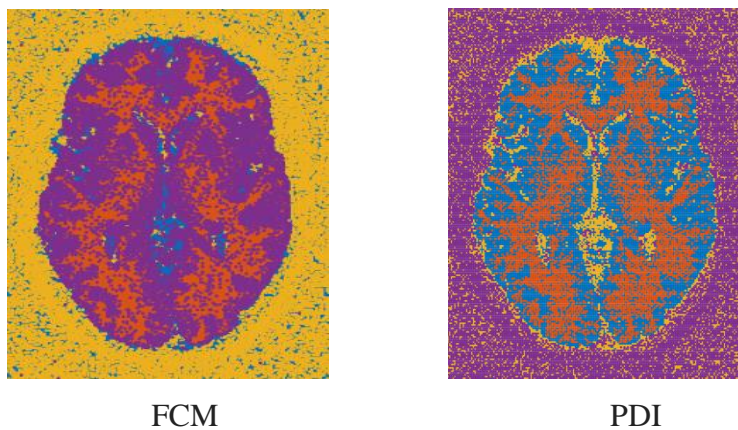


Figure III.10 Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 40% d'inhomogénéité.

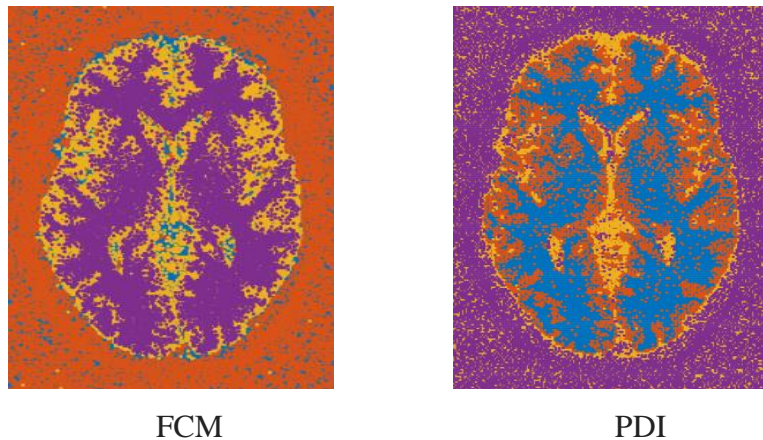


Figure.11. Résultats de la classification par : FCM, PDI pour une image à 7% de bruit et 60% d'inhomogénéité.

Les taux de miss-classification (MCR) obtenus pour l'algorithme FCM et PDI sont présentés dans le tableau suivant :

Algorithme	5% bruit		
	20% inhomogénéité	40% inhomogénéité	60% inhomogénéité
FCM	13.251	13.834	14.741
PDI	11.125	11.434	11.501

Tableau.III.2. MCR des images IRM ayant 7% de bruit et 20,40 et 60% d'inhomogénéité.

Sur la base des figures et du tableau ci-dessus, il a été observé que l'augmentation de l'inhomogénéité affectait clairement les résultats, car la valeur MCR augmentait en raison de la distorsion de certaines zones de l'image et cette dernière était corrélée à la lumière. L'algorithme PDI fonctionne toujours mieux que l'algorithme FCM. Mais il souffre de sa dépendance importante de l'initialisation. Noté qu'aucun prétraitement n'est appliqué à l'image bruitée.

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude sur les algorithmes FCM & PDI et son application à l'imagerie médicale (IRM), PDI était une évolution de la FCM et travaillait à couvrir ses défauts de sensibilité de bruit.

Comme nous l'avons vu dans ce chapitre le succès de PDI en ce sens. Alors l'algorithme PDI c'est très recommandé dans la classification d'image.

Conclusion Générale

Le travail présenté dans ce mémoire concerne le domaine du traitement d'images et plus précisément celui de la classification d'images texturées par classification floue basée sur l'algorithme *Fuzzy C-Means* (FCM) et PDI (*Population diameter Independent*).

L'objectif de ce mémoire est pour faire des applications sur des images IRM, avec différents niveaux de bruits et différentes inhomogénéités, pour montrer les performances de la nouvelle algorithme (PDI).

Nous avons étudié dans ce mémoire en premier place, des généralités sur le traitement d'image, et donner les différentes caractéristiques qui influe sur l'image numérique, après ça, on a montré l'algorithme FCM et leur développement ce qui l'algorithme PDI, pour montrer les performances du nouvel algorithme.

Après plusieurs tests sur les images synthétiques & IRM et avec différents niveaux de bruits et différentes inhomogénéités ; on a obtenu les résultats suivants :

- Le traitement d'images numériques est l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations.
- Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires, mais se distinguent clairement des objets des autres classes. Les éléments classés sont les pixels de l'image qui nous permettent d'avoir des groupes.
- L'algorithme fuzzy C means (FCM) est très populaire en classification d'images. Le problème principal de cet algorithme est qu'il ne tient pas compte de la topologie de l'image, il ne se base que sur la valeur des pixels. De ce fait, il reste très sensible aux bruits et aux inhomogénéités dans l'image.
- Un autre problème aussi, c'est que l'initialisation de centre de cluster est aléatoire dans cette algorithme.
- Le nouveau algorithme PDI est une amélioration de l'algorithme FCM, et est une solution pour les problèmes connus en ce dernier.
- On recommande à agir sur l'étape d'initialisation, l'application des techniques d'intelligence artificielle pouvait apporter une amélioration à PDI.

Références Bibliographique

- [1] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, **Digital Image Processing**, Second Edition, Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey 07458, 2002.
- [2] Z.Hakima, **Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'images IRM**, Mémoire de magétaire, Université M'hamed BOUGARA de BOUMERDES, 2007/2008.
- [3] A.I Shihab, **Fuzzy clustering algorithms and their application to medical image analysis**, PH.D dissertation, department of computing, imperial College of Science, Technology and Medicine, University of London, LondonSW7 2AZ. December 2000.
- [4] H.Laurent, **Classification Automatique d'Images, Application à l'Imagerie du Poumon Profond**, Mémoire de doctorat, Université de Rouen, 10 juillet 2013
- [5] R.Vincent **Classification floue et modélisation IRM : Application à la quantification de la graisse pour une évaluation optimale des risques pathologiques associés à l'obésité**, Mémoire de doctorat, Université d'angers, 2008
- [6] S. Moussa, T. Lyazid, M. Abdelouaheb, **Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté « Application à la segmentation d'images IRM »**, Article, Université Ferhat Abbas de Sétif, 03-04 Novembre 2007
- [7] S.Lila, **Traitement d'Images et Reconnaissance des formes**, Mémoire de magétaire, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, 08/03/2015
- [8] A.Samuel, **Théorie des ensembles flous : application à la mesure de la pauvreté au Congo**, Article, BAMSI B.P. 13734, Brazzaville, DT 16/2009
- [9] A.I.Oumaima, **Clustering prédictif Décrire et Prédire simultanément**, Mémoire de doctorat, Université Paris–Saclay, 10/11/2016
- [10] S.Moussa, **Contribution à la segmentation d'images médicales par les algorithmes bio-inspirés**, Mémoire de doctorat, Université Ferhat Abbas de Sétif1, 02/07/2018
- [11] J.C. Bezdek, R.J. Hathaway, M.J. Sabin, W.T. Tucker, **Convergence Theory for Fuzzy cMeans : Counterexamples and Repairs**, IEEE Trans. Syst. Man Cyber., vol. SMC-17, n. 5, pp.873-877, September/October 1987.
- [12] C. De Bazelaire, J. Frija, E. Kerviler, O. Mathieu, **Artefacts en IRM**, EMC (Elsevier SAS, Paris), Radiodiagnostic – Principes et techniques d'imagerie, 35-260-A10, 2005.

[13] L.Diane, **Cours de traitement d'images**, Rapport de recherche ISRN I3S/RR-2004-05-FR, 22 Janvier 2004.

[14] S. Moussa , T.Lyazid et M.Abdelouaheb, **Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté : Application à la segmentation d'images IRM**, Université Ferhat Abbas de Sétif, 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP'2007.

[15] M.Abdenour, **Segmentation d'images par classifieurs non supervisés : Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)**, Université A.MIRA de Bejaia, Mémoire de Magistaire, 27/05/2008.

[16] N.Nadjib, **Segmentation d'images IRM**, Abderrahmane MIRA de Bejaia, Mémoire de Magistaire, **30 Mai 2010**.

[17] D'Hondt Frédéric, El Khayati Brahim. **Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs** Faculté Polytechnique de Mons,Article, 5ème Electricité.

[18] N.Nasri, K.Mokrani, **Segmentation d'images par FCM modifié considérant le contexte spatiale**, Article, Université Kasdi Merbah Ouargla, 05-06, 2013.

[19] <http://chimie.sup.pagesperso-orange.fr/IRM.html> consulté le (06/09/2020)

[20] https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.htm consulté le (04/09/2020)

Résumé :

La classification d'images est une opération de traitement d'images. Elle est une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe.

Cette opération est à la base de nombreuses applications tant en vision industrielle, qu'en imagerie médicale. L'approche par classification fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels connaît un très grand succès. L'objectif de ce mémoire est d'obtenir la meilleure classification des images en utilisant l'algorithme PDI pour une application aux images IRM cérébrales en vue d'une classification des différentes régions correspondant aux différents tissus et structures. Nous avons utilisé l'algorithme : FCM qui modélise l'incertitude et l'imprécision qui a été beaucoup utilisé pour la classification des images cérébrales, quelle que soit la modalité et le type d'acquisition, PDI qui normalisent les contributions actuelles du cluster à la fonction objectif de FCM.

Les mots clés : Segmentation, PDI, FCM, Imagerie médicale, classification, clustering, IRM, clusters, Sous-ensemble flou, Fonction d'appartenance.

Abstract:

Image classification is an image processing operation. It is a procedure in which similar pixels of an image are identified and grouped together in the same class.

This operation is the basis of many applications in both machine vision and medical imaging. The classification approach provides a partition of the image by grouping pixels with similar gray levels in the same class of pixels is very successful. The objective of this dissertation is to obtain the best classification of images using the PDI algorithm for application to MRI images of the brain for classification of different regions corresponding to different tissues and structures. We used the algorithm: FCM which models uncertainty and imprecision which has been widely used for the classification of brain images, regardless of the modality and type of acquisition, PDI which normalizes the current contributions of the cluster to the objective function of FCM.

Keywords: Segmentation, PDI, FCM, Medical imaging, classification, clustering, MRI, clusters, Fuzzy subset, Membership function.

الملخص:

تصنيف الصورة هو عملية معالجة الصور. يتم فيه تحديد وحدات البكسل المتشابهة للصورة وتجميعها معًا في نفس الفئة. هذه العملية هي أساس العديد من التطبيقات في كل من الرؤية الآلية والتصوير الطبي. يوفر نهج التصنيف قسماً للصورة عن طريق تجميع وحدات البكسل بمستويات رمادية متشابهة في نفس فئة وحدات البكسل وهي ناجحة جدًا. الهدف من هذه المذكرة هو الحصول على أفضل تصنيف للصور باستخدام خوارزمية PDI، لتطبيقه على صور التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ لتصنيف المناطق المختلفة المقابلة للأنسجة والهياكل المختلفة. استخدمنا الخوارزمية: FCM التي تصور عدم اليقين وعدم الدقة التي تم استخدامها على نطاق واسع لتصنيف صور الدماغ، بغض النظر عن طريقة ونوع الاكتساب، PDI الذي يعمل على تطبيع المساهمات الحالية للمجموعة إلى الوظيفة الموضوعية ل-FCM.

الكلمات المفتاحية: التقسيم، PDI، FCM، التصوير الطبي، المتوسطات المتحركة، التصنيف، التجميع، التصوير بالرنين المغناطيسي، العناقيد، المجموعة الضبابية، وظيفة العضوية.