



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur

Et de la Recherche Scientifique

Université Echahid Hamma Lakhdar d'El -Oued

Faculté de Technologie

Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Science et Technologie

Filière : Télécommunications

Spécialité : Système de Télécommunication

Thème

**Analyse D'images Texturées
Application à L'imagerie Médicale**

Réalisé par :

BENALI Nihal & BENYAYA Chahinaz & HAMDANI Dalila & KINA Faten

Soutenu le 14 juin 2022 devant le jury :

Président	Mr. Ajgou Riadh	MCA	Université d'EL-Oued
Examineur	Mr. Htiri Messoude	MCA	Université d'EL-Oued
Encadreur	Me. Tidjani Amina	MAB	Université d'EL-Oued

Année Universitaire : 2021/2022





Remerciements



Nos remerciements s'adressent en premier à Allah le tout puissant pour la santé et la patience qu'il nous a données durant toutes ces longues années.

Nous tenons également à remercier notre éminente encadrante, Tidjani Amina qui nous a fait part de ses conseils, ses encouragements et sa motivation pour terminer ce mémoire.

Nos sincères remerciements vont aux membres du jury qui ont bien voulu accepter d'examiner notre travail dans lequel nous avons mis tout notre cœur et toute notre énergie dans l'espoir d'être à la hauteur des attentes.

Nous remercierons aussi l'ensemble des enseignants du département de télécommunications ayant consacré leurs vies sur la voie noble de l'enseignement.

Enfin, nous remercions toute personne ayant participé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.



DEDICACE

Ce mémoire est dédié

A mes parents

Que dieu leur préserve bonne santé et leur procure longue vie

A mes frères et ma sœur

En leur souhaitant la réussite dans leurs travaux et leur vie

A mes chers amis

A tous qui m'ont aidé afin de réaliser ce travail

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Nihal

Graduation





DEDICACE

Je dédie ce travail

À ma mère, pour son amour ses

Encouragements et ses sacrifices

*À mon père, pour son soutien, son affection
et la confiance qu'il m'a accordé*

À mes frères et mes sœurs

À toutes les descendants de la famille

À toutes mes amis

Chahinaz

Graduation





الإهداء

إلى من وارت روحها الثرى، إلى والدتي:

لأنكلي تجميعين قبل البدء وقبل الكل.. وقبل القلب.. وقبل القبل، سقى الله مبسمك من كوثر الجنة.

إلى من أراه ملاً جهات الأرض منعكساً كأنما هذه الدنيا مراياه ...إلى والدي.

إلى من حاكت سعادي بخيوط منسوجة من قلبها إلى جدتي الغالية أطل الله في عمرها.

إلى من حبهم يجري في عروقي ويلهج بذكرهم فؤادي إلى إخوتي وأخواتي.

إلى من سرنا سويا ونحن نشق الطريق معا نحو النجاح والابداع، إلى من تكاتفنا يدا بيد إلى صديقاتي وزميلاتي.

إلى الذين يتكون بنا أشياء سعيدة تجعلنا نبتسم حين تبدو الحياة كثيفة، إلى كل من آوانا واحتوانا... أعمام، أخوال، رفاق حباب...أهدي لكم تخرجي.

دليلة

Graduation





DEDICACE

À l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, que dieu te garde dans son vaste paradis, à toi mon père.

À la lumière de mes jours, la source de mes efforts,

la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur, maman que j'adore.

Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, à tous mon frère et mes sœurs, mes nièces Fadia, ferial, Fayssal, Fatima, Ferdous, Ferhad.

Aux personnes qui m'ont toujours aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés, et qui m'ont accompagné durant mon chemin d'études supérieures, mes aimables amis,

Faten



Résumé

L'analyse d'image texture est un sujet ancien, trouvé dans un plusieurs domaines d'application comme l'analyse de scène, vidéo, l'imagerie médicale...etc.

Il existe différentes approches d'analyse de texture, ce mémoire est consacré à l'étude de l'efficacité de la méthode statistique dans l'analyse d'images texturées.

Nous avons utilisé logiciel MATLAB pour calculer les différents attributs statistiques des images texture et pour des résultats plus précis nous avons appliqué les calcule sur d'image d'IRM de cerveau .Ensuit on à utiliser la segmentation par l'algorithme Fuzzy c-moyenne pour extraire les différentes parties de cérébrale, en fin nous allons comparer les résultats fournis de segmentation par l'utilisation les attributs statistiques.

Mots clés : Analyse d'image, la texture, les attributs statistiques, segmentation, IRM.

Abstract

Texture image analysis is an old topic, found in several application areas such as scene analysis, video, medical imaging.

There are different approaches to texture analysis, this dissertation is devoted to the study of the effectiveness of statistical method in texture image analysis.

There are different approaches to texture analysis, this dissertation is devoted to the study of the effectiveness of statistical method in the analysis of textured images.

We have used MATLAB software to calculate the different statistical attributes of texture images and for more accurate results we have applied the calculation on MRI brain image, then we have used segmentation by Fuzzy c-means algorithm to extract the different parts of brain, finally we will compare the results provided by segmentation by using the statistical attributes.

Keywords: Image analysis, Texture, Statistical attributes, Segmentation, MRI.

ملخص

تحليل صورة الملمس هو موضوع قديم. موجود في العديد من مجالات التطبيق مثل تحليل المشهد والفيديو والتصوير الطبي...الخ.

هناك طرق مختلفة لتحليل الملمس، كرسست هذه الأطروحة لدراسة فعالية الطريقة الإحصائية في تحليل صور الملمس. استخدمنا برنامج الماطلاب لحساب السمات الإحصائية المختلفة لصور الملمس وللحصول على نتائج أكثر دقة قمنا بتطبيق الحسابات على صورة التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ، بعد استخدام التجزئة بواسطة خوارزمية المنطق الضبابي لاستخراج أجزاء الدماغ المختلفة، في النهاية سنقوم بمقارنة النتائج المقدمة بالتقسيم باستخدام السمات الإحصائية.

الكلمات المفتاحية: تحليل الصورة، الملمس، السمات الإحصائية، التجزئة، التصوير بالرنين المغناطيسي.

Sommaire

Titre	Page
Remerciements	
Dédicace	
Résumé	
Sommaire	
Liste des figures	I
Liste de tableaux	III
Liste d'abréviations	VI
Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralités sur l'image	
I.1-Introduction	3
I.2-Définitions	3
I.2.1-Image	3
I.2.2-Image Numérique	3
I.3-Type d'image	3
I.3.1-Image binaire	3
I.3.2-Image de niveau de gris	4
I.3.3- Image RGB (couleur)	4
I.4-Caractéristique d'image	5
I.4.1-Pixel	5
I.4.2-Définition	5
I.4.3-Résolution	5
I.4.4-Luminance	6
I.4.5-Contraste	6
I.4.6-Contours	7
I.4.7-La région	8
I.4.8- Le Bruit	8
I.4.9-Texture	9
I.4.10-Histogramme	9

I.5-Qualité d'image numérique	10
I.6-Format d'image	11
I.6.1- BMP (windows BitMap)	11
I.6.2- JPEG (Joint Photographic Expert Group)	11
I.6.3- GIF (Graphics Interchange Format)	11
I.6.4- PNG (Portable Network Graphic)	11
I.7- l'imagerie médicale	11
I.7.1-Radiographie	12
I.7.2- Scanner	12
I.7.3- Echographie	13
I.7.4-Imagerie par résonance magnétique (IRM)	13
I.7.5-La tomographie par émission de positions (TEP)	14
I.8-Analyse d'image	15
I.8.1-Filtrage	15
I.8.2-Binarisation	15
I.8.3-Segmentation	15
I.9-Conclusion	16

Chapitre II : Notions de base sur la texture

II.1 Introduction	17
II.2-Définition de texture	17
II.3- Propriétés de perception des textures	18
II .4-Classification de texture	19
II .4.1-La macro texture	19
II .4.2-Le micro texture	20
II .5-Types de textures	20
II.5.1- Textures structurelles	20
II.5.2- Textures aléatoires	21
II.5.3- Textures directionnelles	21
II.6-Attributs de texture	21

II.6 .1-Attributs géométriques	22
II.6.2- Attributs basés sur la modélisation spatiale	22
II.6.3-Attributs spatio-fréquentiels	23
II.6.4- Attributs statistiques	23
II.6.4.1- attributs première ordre	23
II.6.4.2- attributs deuxième ordre	24
II.7-Domaine d'application de l'analyse de la texture	25
II.8-Méthode d'exploitation des caractéristiques de textures	26
II.8.1-Méthodes de classification	26
II.8.2-Méthode de segmentation de textures	26
II.9-Conclusion	27
Chapitre III : Analyse Des Images Textures Par La Méthode Statistique et Application sur IRM	
III.1-Introduction	28
III.2- Les bases de données de texture	28
III.2.1 Base de données de Brodatz	28
III.2.2 Base de données d'Outex	29
III.2.3 Base de données de CUREt	29
III.2.4 Base de données VisTex (Voisin Texture)	30
III.3- La méthode statistique	31
III.3.1- Méthode premier Ordre	31
III.3.1.1- La moyenne	31
III.3.1.2- La variance	32
III.3.1.3- Energie	33
III.3.1.4- SNR	33
III.3.1.5- Skewness	34
III.3.1.6- Kurtosis	35
III.3.2- Méthode Deuxième Ordre	36
III.3.2.1- Matrice de cooccurrence	36

III.4- Base des données des images IRM	39
III.5- Attributs statistiques	40
III.5.1- Méthode premier Ordre	40
III.5.2- Méthode deuxième Ordre	41
III .6 : Segmentation images IRM par l'algorithme FCM	41
III.7 Conclusion	44
Conclusion générale	45
Annexe	
Bibliographie	

Liste des figures

Figure	Titre	Page
I.1	Image binaire (noire et blanc)	3
I.2	Image en niveau de gris	4
I.3	Image couleur	4
I.4	Image défini le pixel	5
I.5	La résolution	6
I.6	Le contraste	7
I.7	Déférents type de contours	8
I.8	Contours de différentes images	8
I.9	Le bruit	9
I.10	Déférent Image texturé	9
I.11	Histogrammes de quelque image	10
I.12	Image radiographie de colonne vertébrale	12
I.13	Scanner de la main	13
I.14	Image d'échographie	13
I.15	Image D'IRM	14
I.16	Image de TEP	14
II.1	Différentes images textures	18
II.2	Texture avec plusieurs régionalité	18
II.3	Image avec différent résolution	19
II.4	D'images macro textures	19
II.5	D'images micro textures	20
II.6	Exemples de textures structurales	20
II.7	Exemples de textures aléatoires	21
II.8	Exemples de textures directionnelles	21
II.9	Matrice de cooccurrence	25

III.1	Une sélection d'images d'album Brodatz	29
III.2	Une sélection d'images d'album Outex	29
III.3	Echantillonne de texture de base CUR et	30
III.4	Exemple de texture de base VisTex	31
III.5	Comparaison de quelques textures : Moyenne	32
III.6	Comparaison de quelques textures : Variance	32
III.7	Comparaison de quelques textures : Energie	33
III.8	Comparaison de quelques textures : SNR	34
III.9	Comparaison de quelques textures : Skewness	34
III.10	Comparaison de quelques textures : Kurtosis	35
III.11	Représentation 3D des matrices de cooccurrences et Histogramme pour images texturées.	39
III.12	Image IRM avec différents niveaux de bruit (a) 0%, (b) 3%, (c) 5%, (d) 7%	40
III.13	Attributs d'ordre 1 d'image IRM	40
III.14	Attributs 2 ordre d'image IRM avec l'histogramme.	41
III.15	Résultats d'extraction déférentes patries de cérébrale par FCM (a) image avec déférentes classes (b) matière blanche (c) liquide céphalorachidien (d) matière gris	42
III.16	Résultat de segmentation d'image IRM avec différent niveaux de bruit (a) 0%, (b) 3%, (c) 5%, (d) 7%	42
III.17	Le résultat d'utilisation Les attributs (Moyenne et Variance)	43

Liste de tableaux

Tableaux	Titre	Page
III.1	Evaluation de segmentation des images scores(Accuracy)	43

Liste d'abréviations

RVB (RGB) : Rouge Vert Bleu

PPP: Pixel Par Pouce

DPI: Dot Per Inch

BMP: Bit Map

JPEG: Joint Photography Expert Group

GIF: Graphics Interchange Format

PNG: Portable Network Graphic

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

TEP : Tomographie Emission par Position

LBP: Local Binary Pattern

SNR: Signal to Noise Ratio

FCM : Fuzzy c Moyenne

CURet : Columbia Utrecht reflectance and texture

Vis Tex : Voisin Texture

Introduction générale

Introduction Générale

Le traitement d'image joue désormais un rôle prépondérant dans un grand nombre des domaines tels que les communications, l'imagerie médicale, satellitaire, l'optique. La quantité des données, souvent importante, peut être allégée grâce à une automatisation de l'analyse et de l'interprétation des images.

La texture est omniprésente dans notre vie avec différentes formes et tailles, il définit comme une surface riche des données et des informations qui peut être artificielle ou naturelle comme le bois, le nuage, le sable, la toile, la peau, le cheveu...etc.

L'analyse de texture joue un rôle très important dans l'extraction des propriétés d'objet, et les régions d'image, en plus facile la quantification des différents niveaux de gris existant dans l'image, en termes de distribution et d'intensité

Il existe différentes méthodes et algorithmes d'analyse et classification de texture, parmi ces méthodes on trouve la méthode statistique, structurelle, fractale...etc. Notre objectif de ce mémoire est l'étude en profondeur d'analyse statistique de texture qui utilise pour caractériser des structures irrégulières et fines, et permettent d'étudier la relation entre pixel et ses voisins. L'étude sera appliquée sur deux types d'images : textures et IRM grâce à laquelle cette dernière contient de la texture naturelle.

La mémoire est organisée en « trois » chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Dans le premier chapitre introductif, nous avons abordé des notions générales sur le traitement d'images, en s'appuyant sur les types et les caractéristiques d'images numériques, et nous l'avons également dédié à la compréhension de la qualité et de la forme d'image numérique, aussi nous donnerons quelques techniques d'imagerie médicale et terminerons par certaines méthodes d'analyse d'image.

Dans le deuxième chapitre nous allons présenter quelques généralités sur l'image texture. Au début, nous avons proposé une définition de texture en plus de cela, nous avons clarifié les propriétés de perception des textures et une explication des classifications avec différents types de texture, nous avons également adopté dans ce chapitre d'attributs de texture en termes de premier ordre et de deuxième ordre avec d'autres quelques types d'attributs, et nous avons traité divers domaines d'application de l'analyse avec des méthodes d'exploitation des caractéristiques de textures.

Le troisième chapitre est consacré pour une étude analytique des images texturées par la méthode statistique, basée sur les attributs statistiques, ces images proviennent d'album brodatz en niveaux de gris. Dans la deuxième partie de ce chapitre on présente l'application d'analyse statistique sur des images IRM cérébrale, pour extraire les différentes parties de cerveau nous allons faire la segmentation des images par l'algorithme FCM en utilisant différents niveaux de bruit pour tester les résultats de segmentation. Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre I

Généralités sur l'image

I.1-Introduction :

L'image est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Nous voulons au cours de ce chapitre mettre le point à quelques généralités sur l'image et l'imagerie médicale puis terminé avec quelque méthode d'analyse les images.

I.2-Définitions :**I.2.1-Image :**

L'image est un ensemble structuré d'information qui donne une impression sur quelque chose, ou elle a plusieurs types comme : le dessin, la photographie [1].

I.2.2-Image Numérique :

Une image numérique désigne toute image tel que le dessin, l'icône converti de son état analogique d'origine par des convertisseurs numériques. L'image numérique peut être aussi crée directement à l'aide des programme informatiques comme la modélisation en trois démentions.[2]

I.3-Type d'image :**I.3.1-Image binaire :**

Chaque pixel est soit blanc soit noir. Puisqu'il y a uniquement deux valeurs pour chaque pixel, un seul bit est utilisé pour le coder.

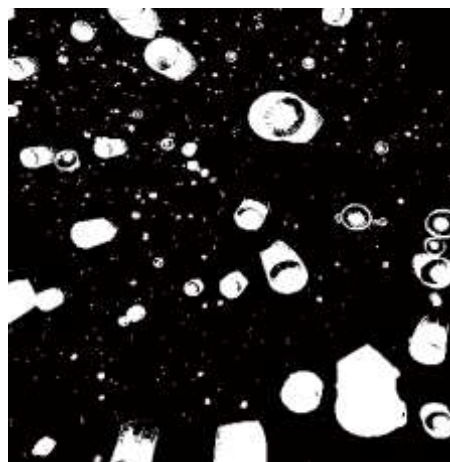


Figure I.1 : Image binaire (noire et blanc).

I.3.2-Image de niveau de gris :

Chaque pixel est un niveau de gris, allant de **0** (noire) à **255** (blanc). Cet intervalle de valeurs signifie que chaque pixel est codé sur huit bits (un octet). **256** niveaux de gris sont généralement suffisants pour la reconnaissance de la plupart des objets d'une scène.



Figure I.2 : Image en niveau de gris.

I.3.3- Image RVB (couleur) :

Chaque pixel possède une couleur décrite par la quantité de rouge (**R**), vert (**G**), et bleu (**B**). Chacune de ces trois composantes est codée sur l'intervalle $[0, 255]$, ce qui donne $256^3 = 16\,777\,216$ couleurs possibles. Il faut donc **24 bits** pour coder un pixel [3].



Figure I.3 : Image couleur.

I.4-Caractéristique d'image :

I.4.1-Pixel :

Le pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image matricielle. Le mot pixel provient d'une abréviation de l'expression britannique PICTure Elément. La valeur numérique d'un pixel représente une intensité lumineuse.[4]

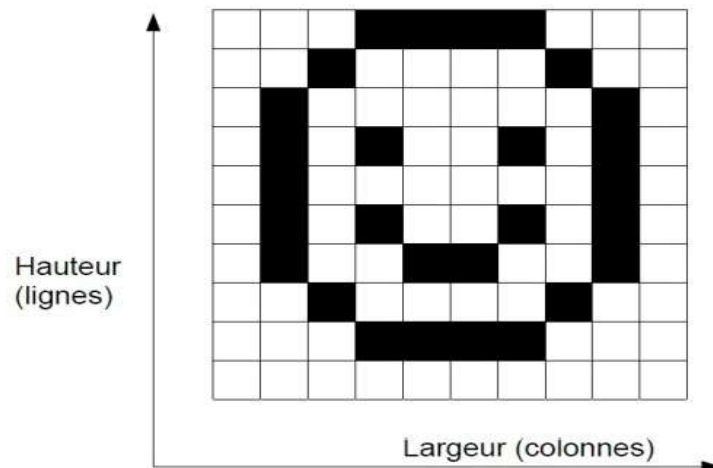


Figure I.4 : Image défini le pixel.

I.4.2-Définition :

La définition c'est le nombre de points (pixels) constituant l'image, c'est-à dire sa « dimension informatique » (le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de lignes) [2].

Ex : une image a **1920** pixels en largeur et **1080** pixels dans la hauteur, donc sa définition et : **1920×1080**.

I.4.3-Résolution :

La résolution est le nombre de pixels par unité de longueur. La résolution est s'exprime le plus souvent en **ppp** (pixel par pouce) ou en **dpi** (dot per inch). Parfois en point par cm.

Rappel : 1 pouce = **2.54 cm**.

La résolution définit la netteté d'une image et sa qualité d'affichage à l'écran. Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus votre image est précise dans les détails. [5]



Figure I.5 : La résolution.

I.4.4-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 [5]

I.4.5-Contraste :

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction de la luminance de deux zones d'image

Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport : [4].

$$C = \frac{L1-L2}{L1+L2} \quad (I. 1)$$



a : image originale

b : image contrasté

Figure I.6 : Le contraste.

I.4.6-Contours :

Le contour représente la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [6]

Un contour est donc défini comme une zone de l'image où l'intensité des pixels change subitement, cette interruption dans l'image est le passage d'un niveau de gris à un autre, de manière plus ou moins rapide.

On distingue trois types de contour simples :

- ☐ **Marche d'escalier** : contour est net.
- ☐ **Rampe** : le contour est plus flou.
- ☐ **Toit** : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme. [2]

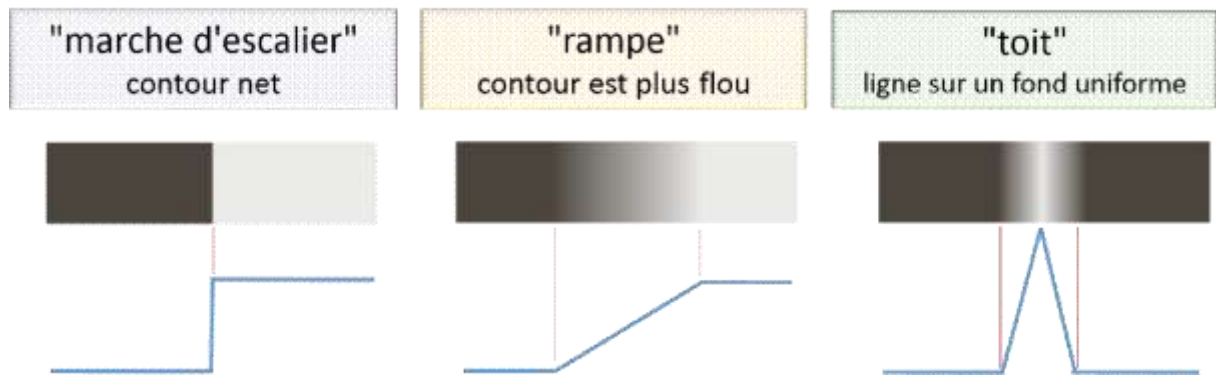


Figure I.7 : différents type de contours [2].

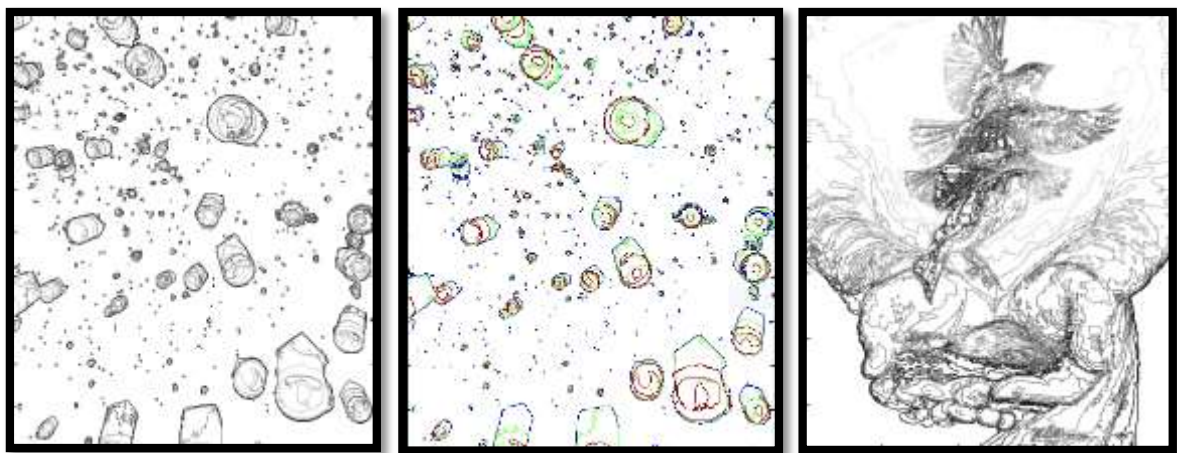


Figure I.8 : Contours de différentes images.

I.4.7-La région :

Ensemble connexe de pixels ayant une ou plusieurs propriétés communes. Zone homogène de l'image.[5]

I.4.8- Le Bruit :

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. Sur une image, le bruit est particulièrement visible dans les zones sombres. Pourquoi ? Simplement car le capteur perçoit moins de lumière et dispose donc de moins d'informations électriques. Si le signal diminue, la proportion de bruit augmentera.[6]

Les causes principales de bruit sont :

- Qualité de l'échantillonnage.

- ⇒ Capacité des capteurs ou une mauvaise utilisation de ces dernières.
- ⇒ Environnement lors de l'acquisition [2].



a : image originale



b : image bruitée

Figure I.9 : Le bruit.**I.4.9-Texture :**

La texture est utilisée pour traduire un aspect homogène des objets d'une image, donc elle peut être considérée comme une information visuelle qui peut être associée à des adjectifs tels que : lisse, madrée, fin, grossière etc. [7]

**Figure I.10 : différents Image texturer.****I.4.10-Histogramme :**

L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leur niveau de gris. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. [5]

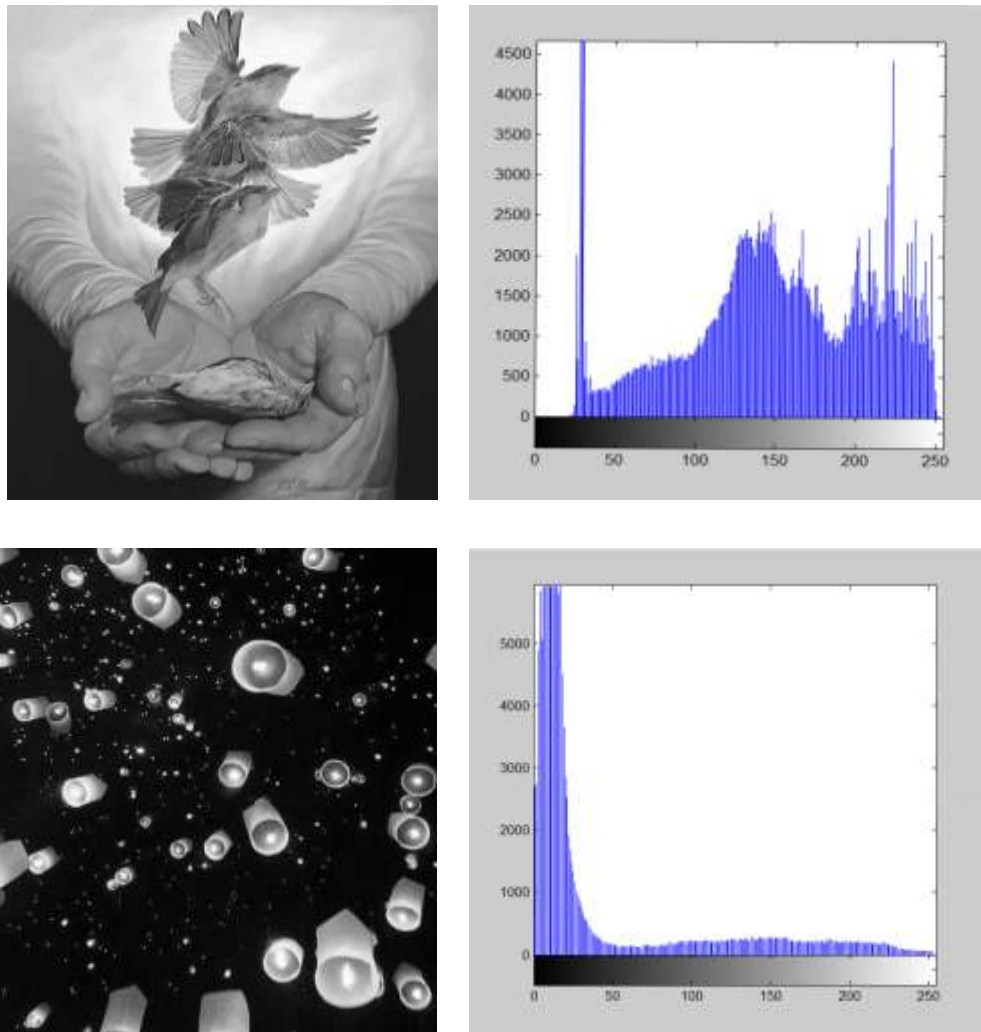


Figure I.11 : Histogrammes de quelque image.

I.5-Qualité d'image numérique :

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.
- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran, etc.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle). [6]

I.6-Format d'image:**I.6.1- BMP (windows BitMap):**

Le format BMP est l'un des formats les plus simples. Il a été développé conjointement par Microsoft et IBM. Cette technologie a pour principal avantage la qualité des images fournies pas de compression (pas de perte qualité). Cela fait lui un format d'image très lourd, pas ou peu utilisé sur Internet. [4]

I.6.2- JPEG (Joint Photographic Expert Group):

C'est le format le courant, on le rencontre sur Internet. Il occupe peu d'espace disque. C'est le format développé par les photographes pour transmettre des images de qualité photographies professionnelle. Il gère de millions de couleurs mais il ne possède pas de Platte de coulures associée et donc les couleurs peuvent être différents sur des machines et des systèmes différents.

I.6.3- GIF (Graphics Interchange Format) :

Les fichiers au format GIF sont fortement compressés tout en gardant une qualité très correcte. Ils possèdent une palette de couleurs associée (limité à 256 couleurs) et occupent peu d'espace disque.

I.6.4- PNG (Portable Network Graphic):

Le format PNG repend le principe de codage du format GIF mais n'est pas limité à 256 couleurs, et offre une compression généralement plus efficace. Ils permettent donc contrairement à GIF d'enregistrer des photographies sans perte de qualité, mais avec u gain d'espace de stockage moindre comparativement au format JPEG.[4]

I.7- l'imagerie médicale :

L'imagerie médicale est née il y a à peine plus de cent ans. Aujourd'hui, les techniques d'imagerie sont nombreuses, souvent complémentaires. Elles ont été développées à partir de grandes découvertes de la physique de XX^e siècle : les rayons X et les onde radio, la radioactivité naturelle et artificielle et en fin les propriétés magnétiques des noyaux et des atomes.[8]

L'objectif est de créer une représentation visuelle intelligible des os, des tissus et des organes de façon toujours plus précise et moins invasive, elle offre aujourd'hui une vue imprenable sur ces mêmes organes en pleine active et permet de visualiser jusqu'au métabolisme cellulaire.[9]

L'imagerie médicale exploite des nombreuses des techniques sont : radiographie, scanner, échographie, imagerie par résonnance magnétique, la tomographie par émission de position...etc.

I.7.1-Radiographie :

La radiographie standard permet principalement d'obtenir des clichés en deux démentions des structures osseuses et articulaires : elle est notamment utilisée en orthopédie, en rhumatologie et en orthodontie ou elle permet d'étudier les traumatismes osseux (fractures, etc.), les déformations du squelette ou les implantations dentaires. [10]



Figure I.12 : Image radiographie de colonne vertébrale.

I.7.2- Scanner :

Le scanner est un examen très spécialisé qui sert à visualiser les organes internes pour donner un aperçu très précis de parties ciblées de l'organisme. C'est l'un des principaux instruments d'image médicale.

Le scanner donne des images en coupe du corps humain et une représentation de tissus mous, ce que ne permet pas la radiologie.[11]



Figure I.13 : Scanner de la main.

I.7.3- Echographie :

En temps réel, l'examen d'échographie permet d'obtenir des images de l'intérieur du corps humain pour une nouvelle étude d'anomalies (thyroïde, foie, pancréas, reins) et cela en utilisant des ondes sonores à hautes fréquences. [12]



Figure I.14 : Image d'échographie.

I.7.4-Imagerie par résonance magnétique (IRM) :

L'IRM est une technique qui permet d'obtenir une vue soit 2D 3D 4D (3D +t), d'une partie du Corps. [13]

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un outil indispensable pour le diagnostic et le suivi thérapeutique de multiples pathologies du corps humain, du fait de sa facilité d'utilisation et de la précision des résultats fournis. L'IRM est une méthode d'imagerie d'investigation in vivo invasive, permette d'étudier tous les tissus du corps tels que le cerveau, la

moelle épinière et les muscles. Elle repose sur la technique de résonance magnétique nucléaire (RMN). [2]

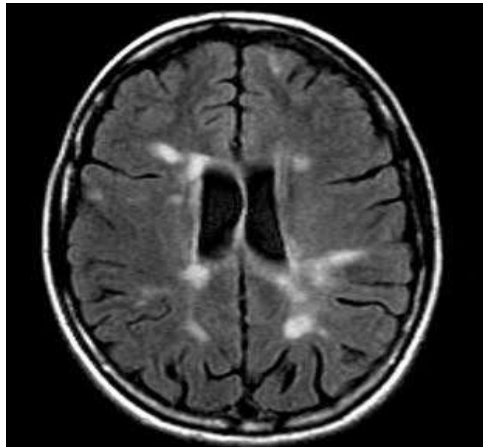


Figure I.15 : Image D'IRM.

I.7.5-La tomographie par émission de positions (TEP) :

La tomographie par émission de positions, surnommée TEP ou encore PET scan, est un examen diagnostique reposant sur la détection de position (des particules microscopiques émis par une substance radioactive administrée au patient). Cette technique permet d'obtenir des vues successives du corps humain évaluer un certain nombre des maladies.[11]

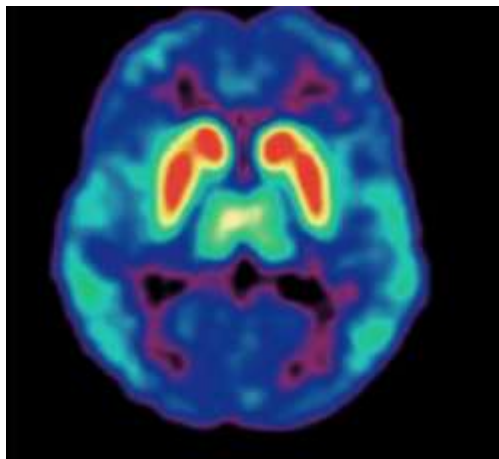


Figure I.16 : Image de TEP.

I.8-Analyse d'image :

I.8.1-Filtrage :

Le filtrage d'image a pour but d'améliorer la qualité d'une image numérique.

Le filtrage manipule uniquement les données de l'image numérisée. On ne fait aucune supposition sur ce que représente l'image. Si le signal est très détérioré, le filtrage efficace. Dans ce genre de situation le filtrage est juste une première étape dans un traitement plus complexe qui fera intervenir des informations sémantiques sur l'image. [6]

I.8.2-Binarisation :

Le binarisation (le seuillage) est la technique de classification la plus simple, où les pixels de l'image sont partagés par un seul seuil S en deux classes : ceux qui appartiennent au fond et ceux qui appartiennent à la scène (l'objet). L'image est alors séparée en deux classes de façon à ce que l'information comprise entre 0 et S est retenue et l'autre non, ou vice-versa [4].

I.8.3-Segmentation :

La segmentation est l'opération de partition d'une image à des composantes ou à des objets séparés. Son but est de :

- ☐ Démarrer l'interprétation de l'image.
- ☐ Réduire la quantité de l'information dans l'image, sans nuire de façon sensible à la compréhension.
- ☐ Structurer les informations de l'image [3].

Il existe trois méthodes de segmentation d'image sont :

❖ **Approches contour :**

Les méthodes de segmentation par détection de contours recherchent à localiser les transitions entre les régions. Elles utilisent la discontinuité dans une image pour détecter les bords et les contours des régions.

Les contours se manifestent dans l'image par une forte transition des valeurs de l'intensité (fort contraste). [14]

❖ Approches région :

L'approche région cherche à regrouper les pixels en régions homogènes. Elle se caractérise par la mesure d'uniformité des régions construites dans l'image. Ces régions sont construites en évaluant la similarité entre les pixels ou entre un pixel et ceux d'une même région. [15]

❖ Approches classification :

Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs. La classification consiste à retrouver ce nuage de points qui correspondent aux classes des pixels présentes dans l'image. [15]

I.9-Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons discuté en profondeur de tout ce qui concerne les images, en commençant par la définition les types les caractéristiques (pixel, définition, résolution) et les quelque format connue....

Nous avons parlé également sur l'imagerie médicale, qui à permet d'étude le cops humain et donne une image précise grâce à des multiples techniques. Enfin nous terminons avec certaine méthode utilisée dans l'analyse des images comme le filtrage binarisation et la segmentation.

Chapitre II

Notions de base sur la texture

II.1 Introduction :

Dans le traitement d'image, la texture est une composante visuelle riche en information. Un objectif fondamental des travaux concernant l'analyse de texture est de formaliser le descriptif de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier.

Ce chapitre a pour objective de présentation les notions fondamentales de la texture. Nous commencerons par donner une définition de la texture avant présente les propriétés de perception de texture et les classifications. Nous mettrons en évidence les types de textures. L'accent sera mis sur quelques attributs de ce dernier, et on a terminé par les domaines d'application, et les méthodes d'exploitation des caractéristiques de texture.

II.2-Définition de texture :

Bien que la notion de la texture soit naturelle pour l'être humain, elle résiste depuis longtemps à toutes tentatives de définition [16]. Il n'existe pas de définition générique d'une texture, mais on retrouve parfois certaines définitions dont notamment celle qui stipule que la texture est la répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace.

Haralick la décrit comme un phénomène à deux dimensions : la première concerne la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquelles sont formées la texture, la deuxième est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives [17].

La texture est définie aussi comme étant une région d'une image pour laquelle il est possible de définir une fenêtre de dimension minimale, tel qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception (impression) visuelle identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée [16].

En pratique, nous distinguons trois types de texture : les textures périodiques, appelées aussi structurales, les textures aléatoires et les textures directionnelles.

La figure suivante illustre la définition de texture.



Figure II.1 : Différentes images textures.

II.3- Propriétés de perception des textures :

Il existe deux propriétés qui sont essentielles dans la façon de percevoir une texture : la régionalité et la résolution.

La régionalité correspond au voisinage autour d'un pixel, la figure 2,2(a), présente plusieurs régionalité d'une même texture avec tout d'abord en (a) une régionalité de 1. Dans cet exemple, nous ne pouvons pas encore parler de textures puisque la région est décrite par un unique pixel. En effet, la notion de textures apparaît dès lors où une région est composée d'un pixel/voxel et d'un voisinage non nul qui lui est associée. La figure 2,2(b) présente un exemple de régionalité égale à 3^2 , si nous la comparons avec la figure 2,2(c) (régionalité égale 9^2), celle-ci ne contient qu'une partie des motifs présents dans la texture. L'information que l'on peut obtenir sur une texture dépend donc très fortement de la taille du voisinage que l'on considère. Il est donc difficile de caractériser correctement une texture si la régionalité n'est pas choisie de façon adéquate. [18]

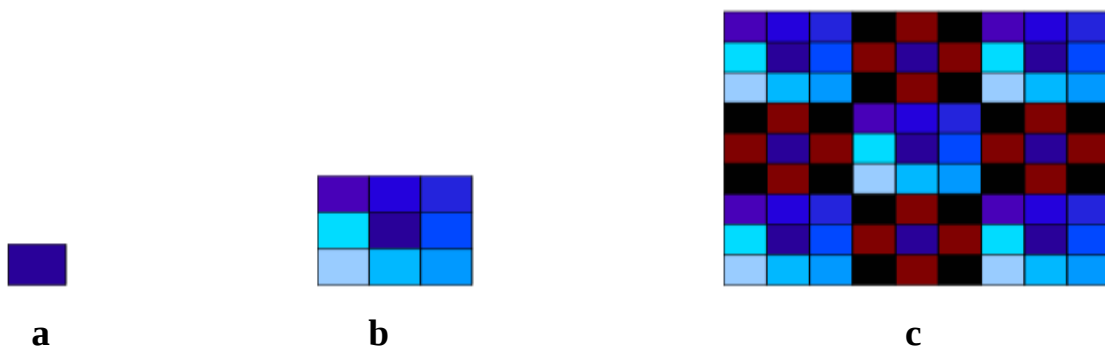


Figure II.2 : texture avec plusieurs régionalité.

La résolution est important dans l'analyse de texture, dans le sens ou une texture peut apparaitre comme différent selon le niveau de précision, nous caractérisons ce qui constitue le primitivité de base d'une texture (sable, pierres,Etc.), a faible résolution, la texture pout apparaitre comme un voisinage des motifs de base plus grossiers, selon l'échelle d'observation, La figure suivante représente le phénomène de éloignant l'information concernant la texture aux résolutions hautes est perdue au profit des informations textures basses résolutions. [18]

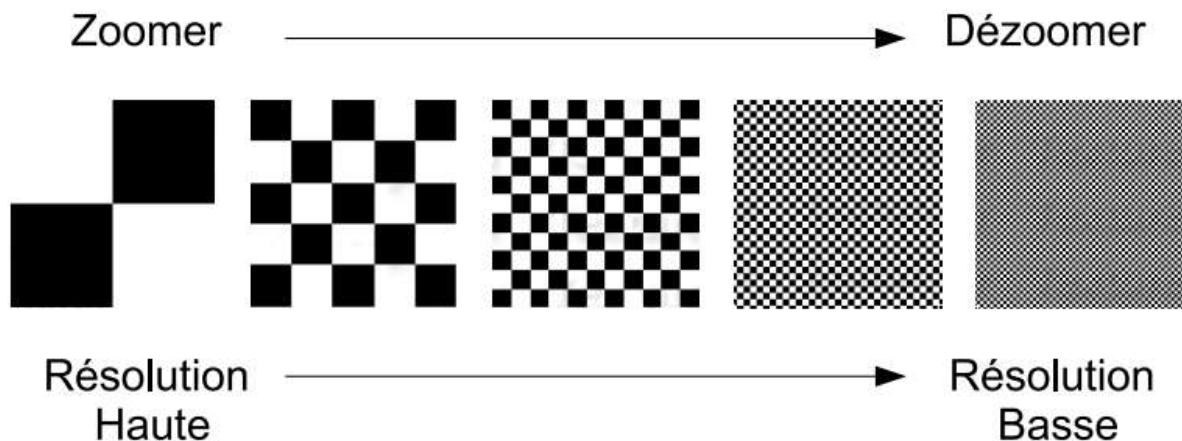


Figure II.3 : Image avec différent résolution.

II .4-Classification de texture :

En pratique, nous distinguons deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perceptions : la macro texture et le micro texture.

II .4.1-La macro texture :

Qui présente un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex : peu de lézard, mur de brique) donc une approche structurale déterministe.

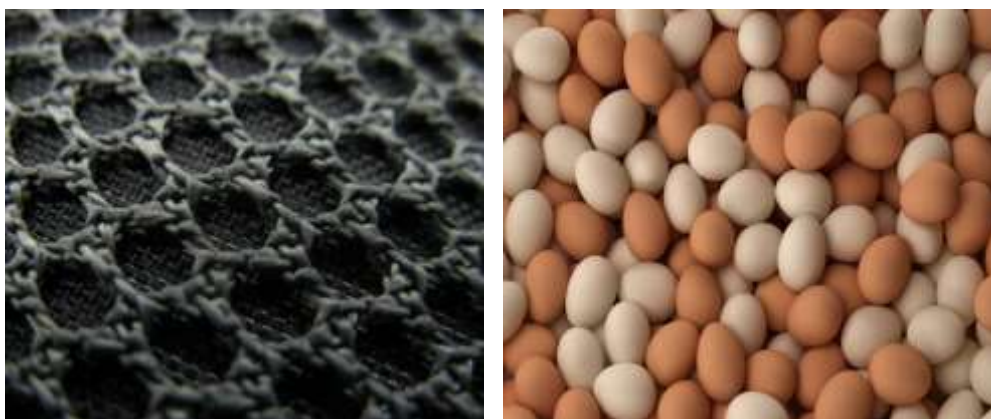


Figure II.4 : d'images macro textures.

II.4.2-Le micro texture :

Présentent des primitives "microscopiques " distribuées de manière aléatoire (ex : sable, laine, tissée, herber) d'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène. [19]



Figure II.5 : d'images micro textures.

II .5-Types de textures :

Il existe trois grands types de textures :

Les textures aléatoires, les textures dites périodiques ou structurées et les textures directionnelles.

II.5.1- Textures structurelles :

Encore appelées macro-textures, elles sont constituées par la répétition spatiale plus ou moins régulière d'un motif de base (appelé primitive ou Texel), dans différentes directions. Les textures périodiques constituent un sous-ensemble des textures structurées. L'exemple du mur de briques illustre bien ce type de texture. [20]

La Figure II.6 présente un exemple de deux images de textures structurelles. En effet, on s'aperçoit que l'image de droite, représente un mur de brique, elle est composée d'un ensemble d'éléments de base (élément structurant, les briques) disposées régulièrement de manière horizontale. L'image de gauche, est aussi composée de motifs de base agencés d'une manière particulière les uns à côté des autres.



Figure II.6 : Exemples de textures structurelles.

II.5.2- Textures aléatoires :

Dans ces textures, aucun motif particulier n'est localisable ou détectable. Elles ont un aspect anarchique et désorganisé, tout en restant homogène et ne répondent à aucune règle d'agencement particulière. La primitive est ramenée au niveau du pixel, ce qui vaut à ces textures le nom de micro-textures (ex : sable, laine tissée, herbe). [20]

La Figure II.7 présente un exemple de deux images de textures aléatoires.

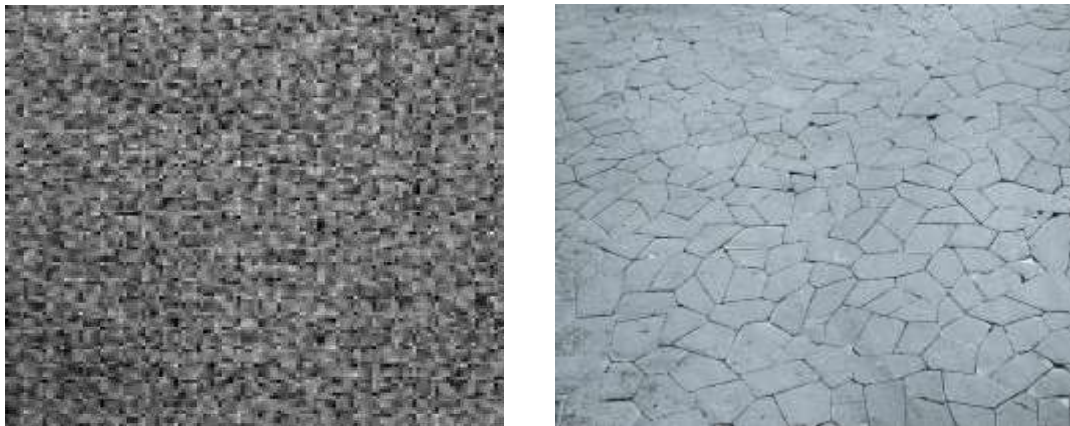


Figure II.7 : Exemples de textures aléatoires.

II.5.3- Textures directionnelles :

Les textures directionnelles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations. [20]

Deux exemples de textures directionnelles sont donnés sur la Figure suivante



Figure II.8 : Exemples de textures directionnelles.

II.6-Attribut de texture :

Un attribut peut être défini comme étant une donnée de type numérique décrivant le contenu d'une image.

La distinction aisément faite par l'œil humain entre plusieurs textures est une tâche difficile à réaliser en vision par ordinateur, dans la mesure où il existe un nombre infini de texture et où chacune possède ses propres caractéristiques. Il n'existe pas de méthodes capables de classifier toutes les textures aussi bien que le ferait un observateur humain, cependant un certain nombre de propriétés définissant les impressions visuelles peuvent être extraites et permettent par conséquent de reproduire au mieux la classification de texture effectuée par cet observateur humain.

De ce fait, on peut distinguer quatre classes connues d'attributs de texture : les attributs géométriques, les attributs basés sur la modélisation spatiale des textures, les attributs spatio-fréquentiels et les attributs statistiques.

II.6 .1-Attributs géométriques :

La description dite géométrique d'une texture tient compte de l'information structurelle et contextuelle de l'image. Elle est particulièrement bien adaptée à la description des textures lorsque celles-ci sont observées à un niveau macroscopique.

En effet, la description de la texture est faite par :

- Une extraction explicite des primitives (régions, contours, motifs élémentaires, lors d'un prétraitement).
- Des règles de placement de ces primitives [21].

II.6.2- Attributs basés sur la modélisation spatiale :

Ces attributs sont issus de différentes modélisations de la répartition spatiale des niveaux de gris dans l'image [21].

Les principaux modèles utilisés sont :

- **Les modèles autorégressifs :**

Le modèle autorégressif est basé sur l'hypothèse de l'existence d'interactions locales entre les pixels de l'image. Pour un pixel donné $y(i, j)$, cette interaction se traduit sous la forme d'une combinaison linéaire des pixels voisins, Les coefficients de pondération $a(i, j)$ peuvent être déterminés par plusieurs méthodes telles que les moindres carrés et le maximum de vraisemblance. Ce modèle a été employé dans de nombreuses applications de traitement d'images [22].

- **Les modèles de Markov :**

Les modèles de Markov s'intéressent à l'aspect aléatoire des textures en considérant que même structurées, les textures ne sont "jamais" parfaitement régulières. Dans ces modèles, l'analyse des textures se fait dans un cadre stochastique lié à la notion de voisinage, où le niveau de gris d'un pixel dépend uniquement des niveaux de gris des pixels voisins. [23]

➤ **les motifs locaux binaires :**

Ce descripteur a été d'abord mentionné pour la première fois par Harwood en 1993 pour mesurer le contraste local d'une image mono spectrale, mais réellement popularisé en 1996 par Timo Ojala pour analyser les textures. Il a montré d'excellentes performances dans de nombreuses études comparatives, tant en termes de vitesse qu'en termes de discrimination des différentes textures.

Le motif binaire locale (LBP : Local Binary Pattern) se définit aussi comme une caractéristique qui résume la structure spatiale locale d'une image utilisée en vision par ordinateur, pour reconnaître des textures ou pour détecter des objets dans les images numériques [24].

II.6.3-Attributs spatio-fréquentiels :

Les attributs spatio-fréquentiels se divisent en trois catégories : les attributs qui sont calculés dans le domaine spatial, ceux calculés dans le domaine fréquentiel ou bien ceux extraits à partir du domaine spatio-fréquentiel.

Le calcul d'attributs de texture dans le domaine spatial consiste à caractériser la texture par le nombre de transitions par unité de surface.

Le calcul d'attributs de texture dans le domaine fréquentiel consiste à effectuer une transformation du domaine spatial au domaine fréquentiel.

Le troisième type d'attributs de texture associe les deux domaines spatial et fréquentiel. [25]

II.6.4- Attributs statistiques :

Les attributs statistiques permettent de caractériser tous types de textures, même les textures fines et sans régularité apparente. [26] Il existe une multitude d'attributs, qu'on retrouve dans littérature, on présente ce qui suit :

II.6.4.1- attributs première ordre :

L'analyse par les attributs de premier ordre se fait en niveaux des pixels individuels d'une région de l'image, les paramètres sont calculés à partir l'histogramme des intensités [19]

- **La moyenne** donne le niveau de gris moyen dans une fenêtre de l'image.

Elle est calculée par l'équation suivante :

$$\text{MOY} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I(i,j) \quad (\text{II.1})$$

Tel que :

I (i, j) est la valeur de niveau de gris du pixel (i, j).

N correspond au nombre total des pixels dans la fenêtre.

- **La variance**, donne des informations sur la dispersion et la variabilité des valeurs de niveau de gris de l'image.

$$\text{VAR} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (\mathbf{I}(i,j) - \text{MOY})^2 \quad (\text{II.2})$$

- **Le rapport signal-bruit** rend compte de l'hétérogénéité d'une texture.

$$\text{SNR} = \frac{\text{MOY}}{\sqrt{\text{VAR}}} \quad (\text{II.3})$$

- **Kurtosis** : caractérise le sommet de l'histogramme : plus le kurtosis est faible et plus le sommet de l'histogramme est arrondi.

$$\text{KURT} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (\mathbf{I}(i,j) - \text{MOY})^4 \quad (\text{II.4})$$

- **Skewness** : mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique. Ainsi, pour une déviation vers les valeurs élevées, le skewness est positif.

$$\text{SKEW} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (\mathbf{I}(i,j) - \text{MOY})^3 \quad (\text{II.5})$$

- **L'énergie** : définit l'homogénéité de l'image, il prend des valeurs d'autant plus faibles qu'il y a plus de zones homogènes.

$$\text{ENE} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} \mathbf{I}(i,j)^2 \quad (\text{II.6})$$

- **Contraste** : mesure la visibilité des franges d'interférences sur des mires dont la luminance varie de façon sinusoïdale de L min à L max. [26]

$$\text{C} = \frac{\text{Lmax} - \text{Lmin}}{\text{Lmax} + \text{Lmin}} \quad (\text{II.7})$$

II.6.4.2- attributs deuxième ordre :

Dans le premier ordre il n'y pas information sur localisation de pixel, donc, il nécessaire d'utilisée les attributs de deuxième ordre [19]

- **Matrice de cooccurrence** : Les matrices de cooccurrence sont un des outils les plus utilisés pour effectuer une analyse statistique d'une image texturée.

Le principe général est de calculer le nombre de transitions entre niveaux de gris

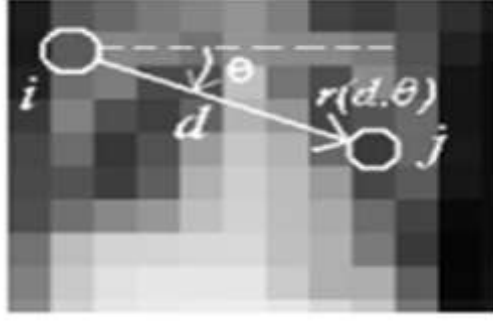


Figure II .9 : Matrice de cooccurrence. [26].

La méthode de matrice de cooccurrence présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images. Une matrice de cooccurrence est une matrice de taille $N \times N$, où N est le nombre de niveaux de gris d'une image. Pour un déplacement $\mathbf{d}$ (translation), un élément $(\mathbf{i}, \mathbf{j})$ de la matrice est défini par le nombre de pixels de l'image de niveau de gris $\mathbf{j}$ situés à $\mathbf{d}$ d'un pixel de niveau de gris $\mathbf{i}$. Les matrices de cooccurrence contiennent une masse très importante d'informations et, sont, donc difficilement manipulables, de ce fait, plusieurs indices qui correspondent à des caractères descriptifs des textures peuvent être calculés à partir de ces matrices. Nous présentons ici quatre de ces indices :

☞ **Homogénéité :**

$$\sum_i \sum_j \frac{g(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (II.8)$$

☞ **Energie :**

$$\sum_i \sum_j (g(i,j))^2 \quad (II.9)$$

☞ **Contraste :**

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 g(i,j) \quad (II.10)$$

☞ **Maximum de probabilité :**

$$\max_{ij} g(i,j) \quad (II.11)$$

Tous ces indices sont définis pour une valeur de déplacement $\mathbf{d}$, le choix de ce paramètre est donc très important quant à l'obtention d'un résultat de qualité. [26]

II.7-Domaine d'application de l'analyse de la texture :

L'analyse de la texture est utilisée dans des domaines de plus en plus variés. La caractérisation, la segmentation des images ou la reconnaissance des formes représentent ses plus importantes applications.

L'analyse de la texture est souvent employée comme un moyen pour finaliser la segmentation d'une image. En effet, dans le cas des images naturelles, la seule étude de la distribution des niveaux de gris est insuffisante pour caractériser les zones homogènes. C'est le cas pour les images multi spectrales réalisées en télédétection ou les estimateurs de textures permettent de différencier un champ, d'une forêt, d'une ville... C'est le cas aussi en imagerie médicale ou ces mêmes estimateurs permettent de faire la distinction entre tissus sains et tissus pathologiques (détection de lésions, dépistage de pathologies, segmentation en IRM...).

En compression d'images, les attributs texturaux permettent de représenter l'image par un nombre minimal de paramètres et de ce fait permettent une reconstitution de l'information avec un minimum d'erreur. La caractérisation de texture à l'aide de paramètres pertinents permet également la restauration d'une partie dégradée ou manquante dans une image en la remplaçant par une version synthétique générée à partir du modèle textural élaboré. Dans le domaine de l'infographie ou de l'audiovisuel, la synthèse de texture découle naturellement de l'analyse et conduit à son utilisation pour le réalisme, l'art, le design....

En contrôle non destructif, l'analyse de texture est largement utilisée pour l'inspection des surfaces en contrôle de qualité (produits industriels, matériaux, produits alimentaires, détection de défauts...). [27]

II.8-Méthode d'exploitation des caractéristiques de textures :

Dans la section précédente, nous avons décrit sur des méthodes utilisées en analyse de textures. Il nous paraît également important de faire un rapide bilan sur les différents modes d'exploitation possibles des descripteurs obtenus. Deux grandes catégories de problématiques se dégagent : les cadres applicatifs faisant intervenir des problèmes de classification et les problèmes de segmentation d'images.

II.8.1-Méthodes de classification :

La classification de textures consiste à associer une classe ou un label, à une texture donnée, en fonction des caractéristiques présentes. Une première étape importante est donc l'extraction des caractéristiques de textures. Ces caractéristiques sont regroupées sous forme de vecteurs numériques et sont, par la suite, directement utilisées par un classificateur. Une deuxième étape importante du processus de classification est donc le choix du classificateur. Il est possible d'utiliser soit une approche supervisée, soit une approche non-supervisée. [18]

II.8.2-Méthode de segmentation de textures :

La segmentation d'une image texturée consiste à diviser cette image en plusieurs régions homogènes comportant des caractéristiques de textures identiques. Plusieurs approches utilisent des descripteurs de textures afin de segmenter une image. Parmi elles, nous pouvons citer les méthodes de type clustering de pixels.

De manière générale, lorsqu'il s'agit de textures, les méthodes de segmentation basées contours sont proscrites puisqu'une texture ne comporte en générale pas de frontières franches. Les approches régions sont plus adaptées, mais la faible homogénéité de l'intensité des pixels, habituellement exploitée par ce type d'approche, doit être remplacée par un mécanisme plus complexe.

Concernant les méthodes basées sur les contours actifs, les dernières avancées en recherche se focalisent sur l'intégration de caractéristiques de textures servant à guider le contour. Dans une méthode de contours actifs, guidée à partir des caractéristiques de textures LBP est proposée. Les auteurs présentent un état de l'art sur l'ensemble des techniques de contours actifs utilisant une information de textures. Ils les regroupent en deux catégories : les méthodes basées sur les ondelettes et les filtres de Gabor, et les méthodes basées sur des mesures statiques, Parmi les méthodes basées sur les statistiques nous pouvons citer qui proposent des méthodes segmentation de texture utilisant les caractéristiques d'Harlick, d'autre méthode comme Les méthodes utiliser dans la proche supervisée utilisant la fois des caractéristiques statistique et d'orientation.[18]

II.9-Conclusion :

La texture est une information obtenue à partir d'un ensemble de mesures locales dans une région d'une image.

L'analyse de texture revient exploiter les relations de voisinage des pixels d'une image, on peut faire cette analyse à partir plusieurs méthodes ou attributs comme l'attribut statistique, Ces dernières permettent extraire les caractéristiques de l'objet contenu dans l'image.

Selon les données à traiter on choisit la méthode d'analyse, et selon l'application visée.

Chapitre III

Analyse Des Images Texturées Par La Méthode Statistique et Application sur IRM

III.1-Introduction :

Ce chapitre s'intéresse à l'analyse de texture par la méthode statistique et l'application de cette méthode sur l'imagerie médicale aux particulièrement sur l'image d'IRM, grâce à les images médicales contenant des textures naturelle

La méthode statistique étudier les relations entre un pixel et ses voisines, il est divisé en deux ordre, attributs d'ordre 1 comme la moyenne, la variance, l'énergie, SNR, ...etc., Et le deuxième ordre comme la matrice de cooccurrence.

Premièrement on va définir quelque type des bases de données les plus connues et les plus utilisées dans l'analyse et la classification de texture. Ensuite, nous allons choisir un type de base de données, et faire l'analyse d'images grise.

Dans la deuxième partie de ce chapitre nous allons travailler sur d'images IRM cérébrale avec les mêmes étapes d'analyse qui se fait dans la première partie. Ensuite on fait la segmentation d'images par approche classification, On utilise la segmentation par l'algorithme de FCM.

III.2- Les bases de données de texture :

Il existe différentes bases de données de texture appliqué dans les différents domaines d'application et test des algorithmes [18].

Les données d'image de textures peuvent être artificielles ou naturelles, éventuellement obtenues dans une application du monde réel. [28]

III.2.1 Base de données de Brodatz :

Brodatz est l'un des ensembles de données les plus populaires et les plus polyvalents qui incluent la texture naturelle fournie par Brodatz à travers photographie numérisée après impression. Le jeu de données Brodatz contient 112 images de texture avec une résolution de 640×640 pixels en 8 bits (256 valeurs de gris).

L'album de Brodatz a quelque limitation comme l'éclairage unique et la direction de visualisation pour chacun des textures. [29], la figure suivante représente une sélection d'images d'album Brodatz.

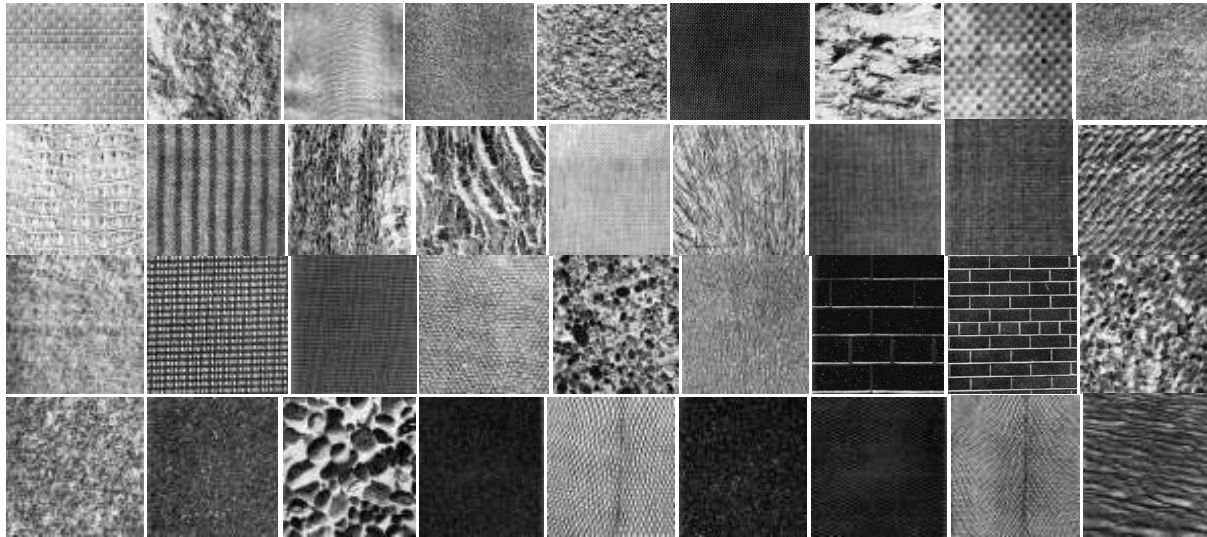


Figure III.1 : Une sélection d'images d'album Brodatz.

III.2.2 Base de données d'Outex :

La base de données de texture Outex a également eu du succès auprès des chercheurs en voisin par ordinateur. En effet, cette base offre grande collection de textures couleur (toile, tapis, bois, sable, tuiles, etc.) qui peuvent être utilisées à la fois pour l'évaluation de la classification de texture et les algorithmes de segmentation. [30]

La figure ci-dessous représente une sélection d'images d'album Outex :



Figure III.2 : Une sélection d'images d'album Outex.

III.2.3 Base de données de CUREt :

La base de données CUREt (Colombia-Utrecht Reflectance and Texture) couvre 61 surfaces de matériaux différents, chacun est observée avec 205 combinaisons de visualisation et de

direction d'éclairage, mais en générale seulement 92 échantillons par classe sont sélectionnés pour la classification [31].

On va donner une échantillonne de base CUREt dans la figure suivante



Figure III.3 : Echantillonne de texture de base CUR et.

III.2.4 Base de données VisTex (Voisin Texture) :

L'ensemble de données VisTex a été produit par l'université du MIT. La base de données VisTex contient des images de texture couleur. L'objectif de VisTex est de fournir des images de texture représentatives des conditions réelles.

Cet ensemble de données a non seulement une image de texture homogène, mais il contient également de vraies scènes de mots de plusieurs textures. Cette image de jeu de données à une taille de 128×128 pixels. Chaque image a un motif de texture. Le jeu de données VisTex a 40 classes et 16 échantillons, c'est-à-dire qu'un jeu de données a un totale de 640 images [29]



Figure III.4 : Exemple de texture de base VisTex.

III.3- La méthode statistique :

Les méthodes statistiques d'ordre 1 permettent une extraction rapide des attributs de texture. Cependant elles ne permettent pas d'étudier les relations entre deux pixels. Il est donc nécessaire d'utiliser des méthodes d'ordre supérieur pour analyse plus précise. Parmi ces méthodes on trouve celle qui est basée sur les matrices de cooccurrence. [32]

Nous avons des images trouvées de base de Brodatz avec une résolution (640×640 pixels), nous allons calculer les attributs statistiques suivants : la moyenne, la variance, l'énergie, le SNR, skewness, Kurtosis et la matrice de cooccurrence.

(Ont utilisées logiciel Matlab dans les calculs suivants).

III.3.1- Méthode premier Ordre :

III.3.1.1- La moyenne :

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I(i,j)$$

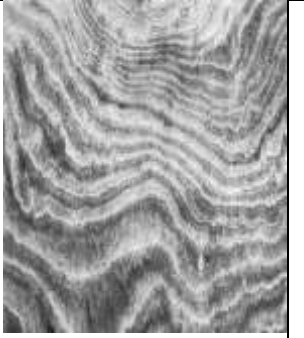
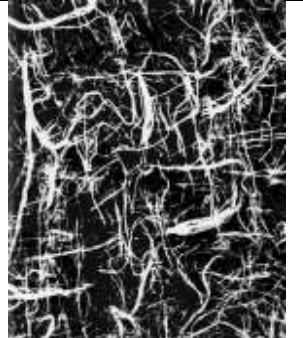
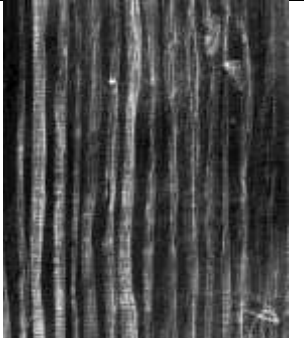
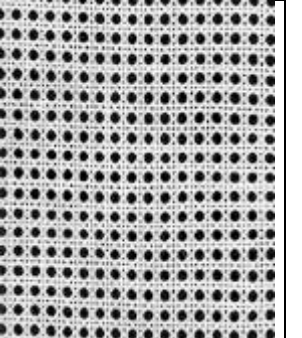
			
Img1= 205.7480	Img2 = 52.1752	Img3 =155. 6999	Img4 = 35. 2970
			
Img5 =141. 1719	Img6 =80. 5393	Img7 =73.1255	Img8 =159. 9611

Figure. III.5 : Comparaison de quelques textures : Moyenne

III.3.1.2- La variance:

$$\text{VAR} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - \text{MOY})^2$$

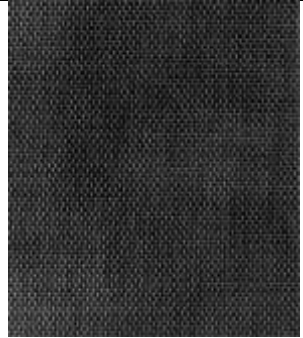
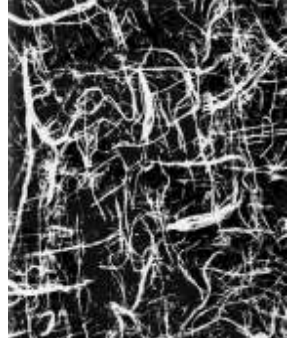
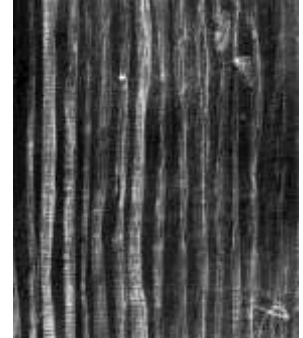
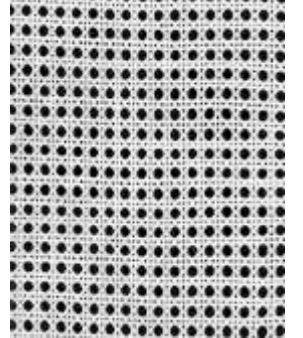
			
Img1= 56.4704	Img2= 38.8136	Img3= 40.8290	Img4= 35.8416
			
Img5= 83.8848	Img6= 82.6749	Img7= 42.3246	Img8= 90.1070

Figure. III.6 : Comparaison de quelques textures : Variance

- Les images sombre ayant moyenne et variance petite, inversement à celle qui ses claires ont une moyenne et variance élevé.

III.3.1.3- Energie:

$$ENE = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I(i,j)^2$$

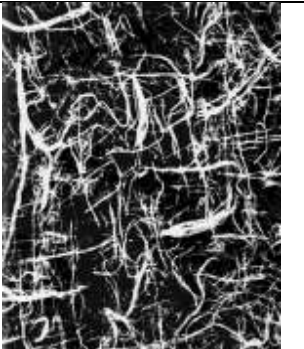
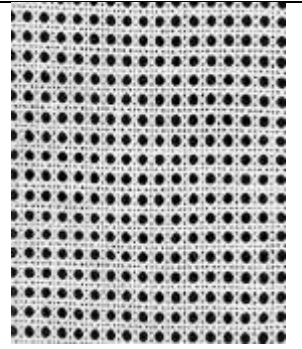
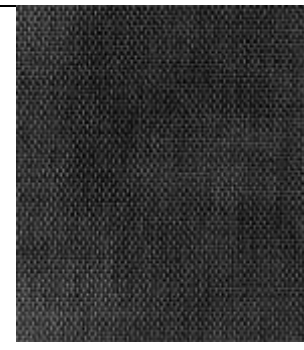
			
Img1= 2.7400e+07	Img2=1.7584e+06	Img3= 1.5577e+07	Img4= 8.2030e+05
			
Img5= 1.2958e+07	Img6= 4.3221e+06	Img7= 3.8591e+06	Img8= 1.7610e+07

Figure. III.7 : Comparaison de quelques textures : Energie

- Les images sombres ayont un rapport d'énergie plus élevé que les images claires.

III.3.1.4- SNR:

$$SNR = \frac{MOY}{\sqrt{VAR}}$$

			
Img1= 27.3795	Img2=8.3747	Img3= 24.3671	Img4= 5.8958

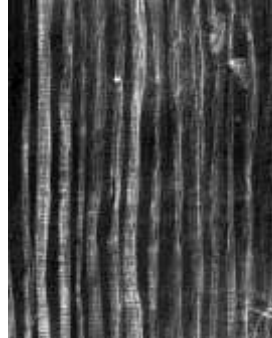
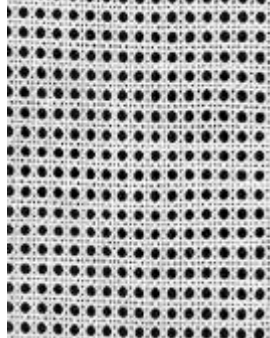
			
Img5= 15.4137	Img6= 8.8577	Img7= 11.2401	Img8= 16.8514

Figure. III.8 : Comparaison de quelques textures : SNR

- Les images qui ont tendance à être en couleur blanche ont un rapport de SNR élevé, contrairement à celle qui ont tendance noire ont un rapport de SNR faible, les images grises ayant une valeur moyenne de SNR.

III.3.1.5- Skewness:

$$\text{SKEW} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - \text{MOY})^3$$

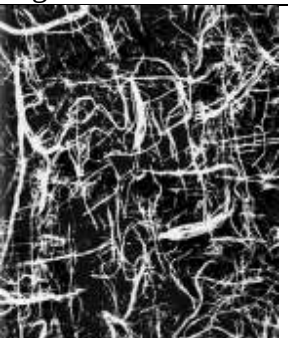
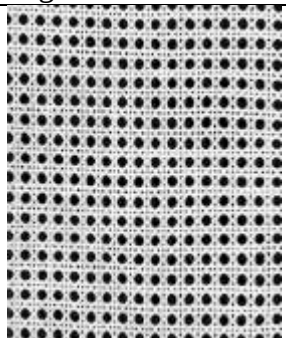
			
Img1= -0.0455	Img2= 0.0640	Img3= -0.0060	Img4= 0.0966
			
Img5= -0.0051	Img6= 0.0107	Img7= 0.0277	Img8= -0.0089

Figure. III.9 : Comparaison de quelques textures : Skewness

- Les images plus claire (proche couleur blanche) ayant skewness négative, on contraire les images sombre ayant skewness positive.

III.3.1.6- Kurtosis:

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - MOY)^4$$

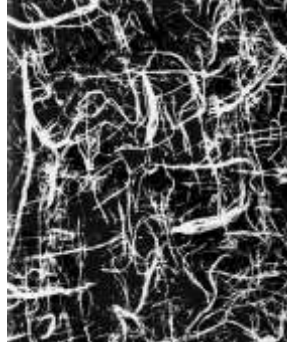
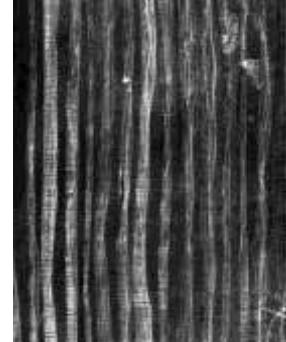
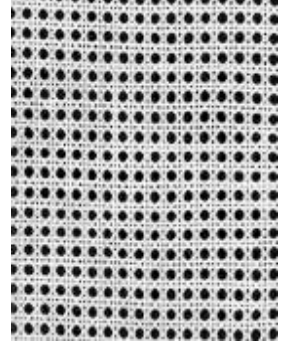
			
Img1= 8.1256	Img2= 9.5953	Img3= 2.0990	Img4= 15.3044
			
Img5= 1.4385	Img6= 2.0430	Img7= 4.1766	Img8= 1.7502

Figure. III.10 : Comparaison de quelques textures : Kurtosis

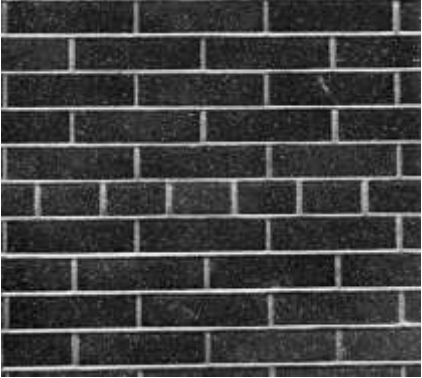
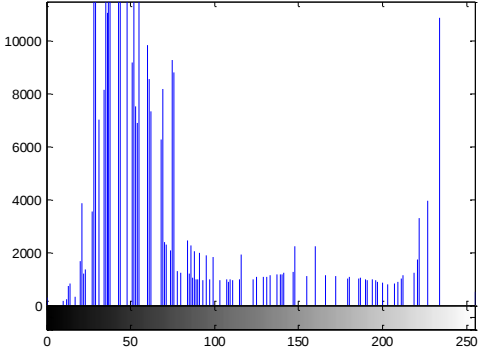
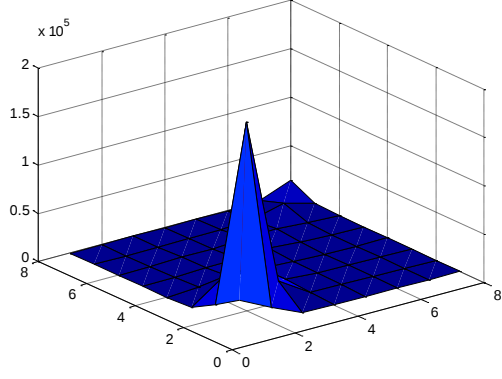
- Le kurtosis prend une valeur grande dans les images sombres, contrairement dans l'image claire est faible.

Discussions :

- Plus l'énergie faible, plus l'image homogène.
- Skewness positif c'est-à-dire l'histogramme décalé vers le droit, c'est négatif l'histogramme vas décaler vers la gauche (déviations de niveau de gris).
- Plus le kurtosis est faible, plus le sommet de l'histogramme est arrondi, et vice versa.

III.3.2- Méthode Deuxième Ordre :

III.3.2.1- Matrice de cooccurrence :

 Image 1	Contraste : 0.9811 Corrélation : 0.8269 Energie : 0.2324 Homogénéité : 0.7904
	
 Image 2	Contraste : 0.3215 Corrélation : 0.9772 Energie : 0.1566 Homogénéité : 0.8805

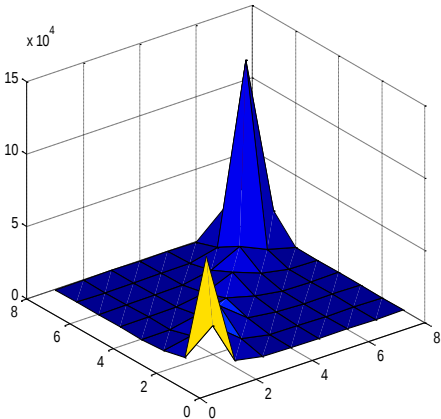
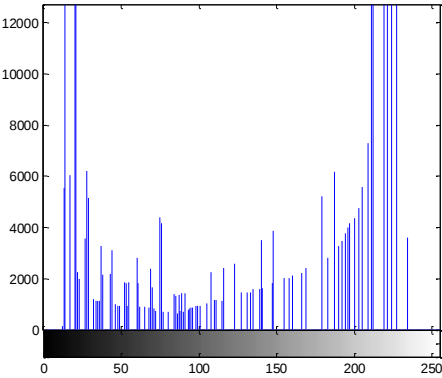


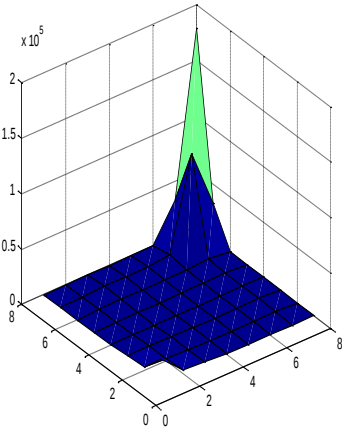
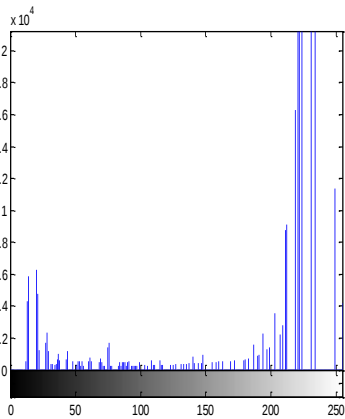
Image 3

Contraste : 0.8785

Corrélation : 0.8955

Energie : 0.2529

Homogénéité : 0.8426



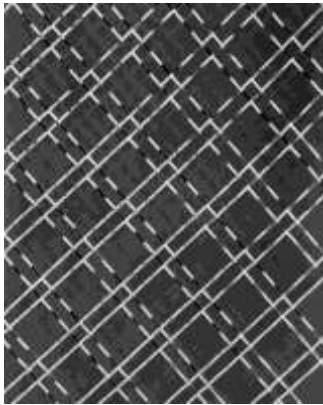


Image 4

Contraste : 0.5562

Corrélation : 0.8824

Energie : 0.2417

Homogénéité : 0.8609

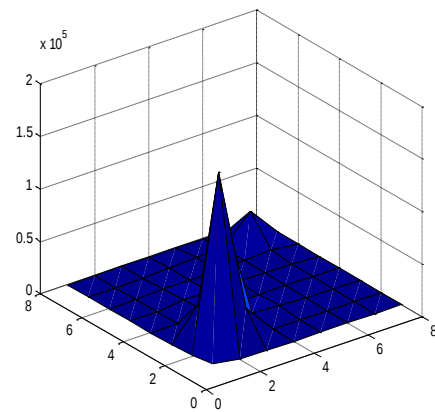
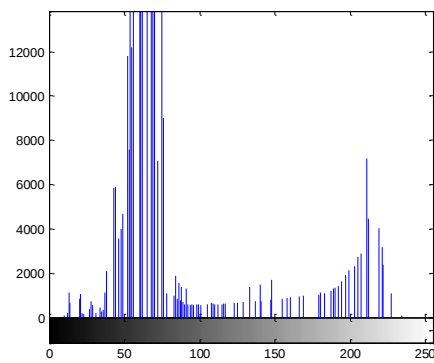


Image 5

Contraste : 1.1544

Corrélation : 0.8683

Energie : 0.0622

Homogénéité : 0.7255

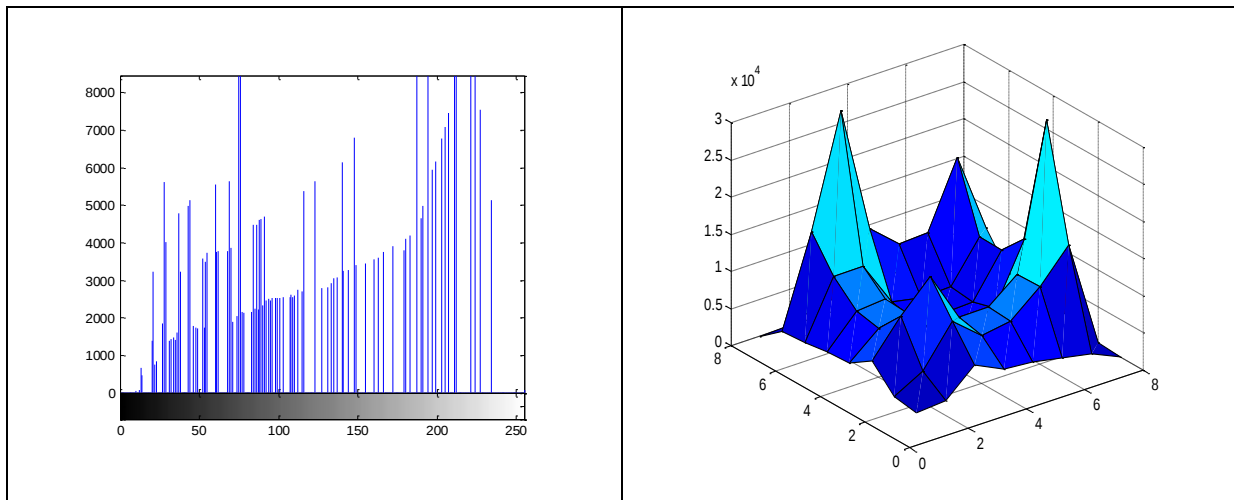


Figure .III.11 : Représentation 3D des matrices de cooccurrences et Histogramme pour images texturées.

- La représentation de matrice de cooccurrence contient un pôle proéminent revient à la couleur dominante sur l'image 1 et 4 (noire).
- La taille de motif dans l'image 2 montre la séparation de deux pôles dans la représentation 3D et apparaissent à travers l'histogramme, à la contraire image 3 les deux couleurs homogènes donc les pôles proches.
- La représentation 3D de l'image 5 contient plusieurs pôles ces qui réfère à la texture structurelle et les niveaux de gris de l'image.

Résultat :

Les résultats obtenir dans la figure III.11 présente qu'on peut extrait plusieurs caractéristiques à partir la représentation de matrice cooccurrence et l'histogramme d'image texture comme (les niveaux de gris, corrélation, l'homogénéité, l'énergie, contraste) ces derniers utilisé dans la classification et segmentation d'image

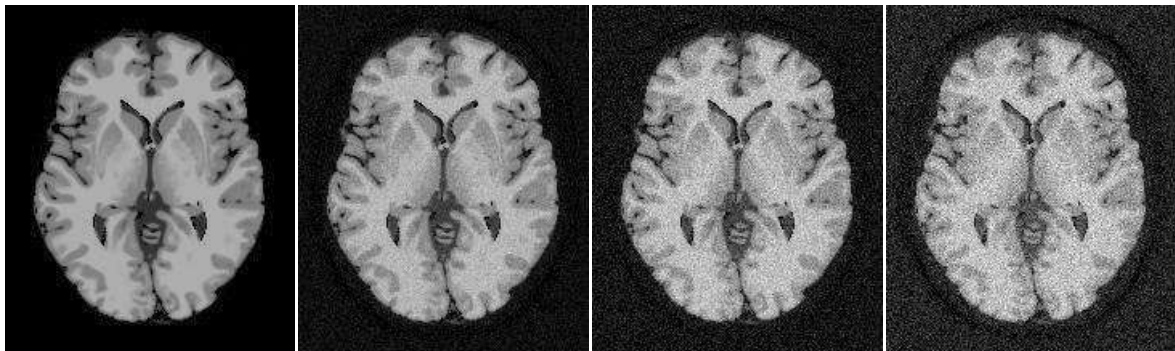
III.4- Base des données des images IRM :

La technique d'IRM est l'une des modalités d'imagerie médicale la plus appréciée par sa résolution spatiale et sa précision, Ce qui incite souvent les médecins à l'utiliser dans diagnostique de cerveau humain.

L'IRM cérébrale permet d'obtenir des images numériques en 2D, d'une pression inférieure ou supérieure au millimètre.

Nous avons utilisé le site (<http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.) afin prendre des images IRM cérébrale. Ce site (simulateur) donnée des images proches de la réalité, nous avons prendre des images en 2D de modalité T1 avec dimension (181 × 217)

- ✓ Taille : 1mm
- ✓ Bruit : 0%3%5%7
- ✓ Intensité RF : 0%
- ✓ Section horizontale
- ✓ Couleur d'image : niveaux de gris



(a)

(b)

(c)

(d)

Figure III.12 : Image IRM avec différents niveaux de bruit (a) 0%, (b) 3%, (c) 5%, (d) 7%

III.5- Attributs statistiques :

III.5.1- Méthode premier Ordre :

Nous avons appliqué les analyses statistiques de premier ordre d'image IRM, les résultats affichés sur la Figure suivante.

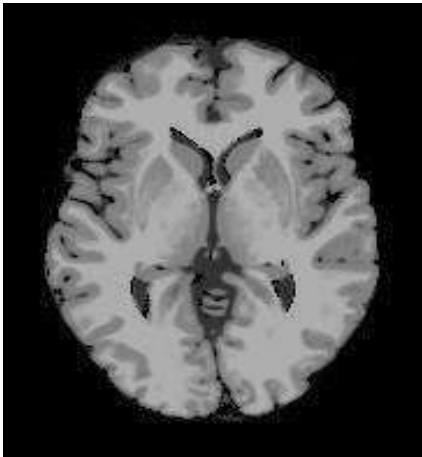
 Image IRM	Moy = 70.9321
	VAR = 73.0198
	ENE = 8.3747e+05
	SNR = 8.3009
	SKEW = 0.2394
	KURT = 1.2653

Figure III.13 : Attributs d'ordre 1 d'image IRM

III.5.2- Méthode deuxième Ordre :

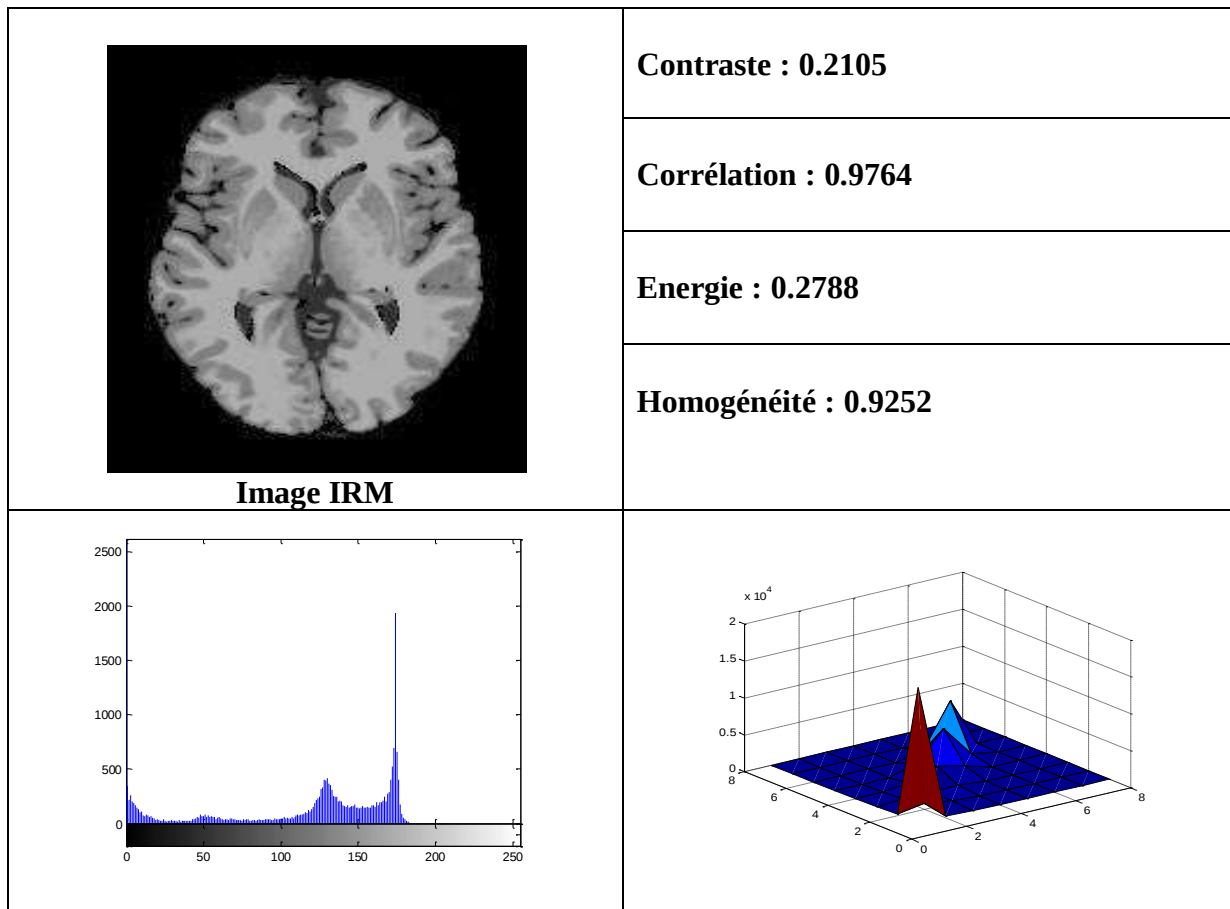


Figure III.14 : Attributs 2 ordre d'image IRM avec l'histogramme.

- ❖ Nous remarquons sur la figure III.14 que la représentation de matrice cooccurrence contient trois pics qui reviennent les trois sections de cerveau (matière blanche, matière grise, la liquide de céphalorachidien), aussi nous pouvons observer à travers l'histogramme.

L'énergie de l'image est très faible ici, c'est-à-dire l'homogénéité est élevée.

III.6 : Segmentation images IRM par l'algorithme FCM

Une opération essentielle avant chaque interprétation ou diagnostic d'une image IRM est la segmentation qui consiste à la séparation des différentes régions cérébrales (matière blanche, matière grise, liquide céphalorachidien),

La méthode de segmentation fcm (Voir l'Annexe), pour réaliser l'algorithme FCM on fixe les paramètres suivants : le nombre de classes $C = 4$, le seuil $\varepsilon = 0.006$ (c'est l'erreur de convergence), Le degré flou m généralement pris égal à 2.

Les figures suivantes illustrent les résultats de segmentation d'image

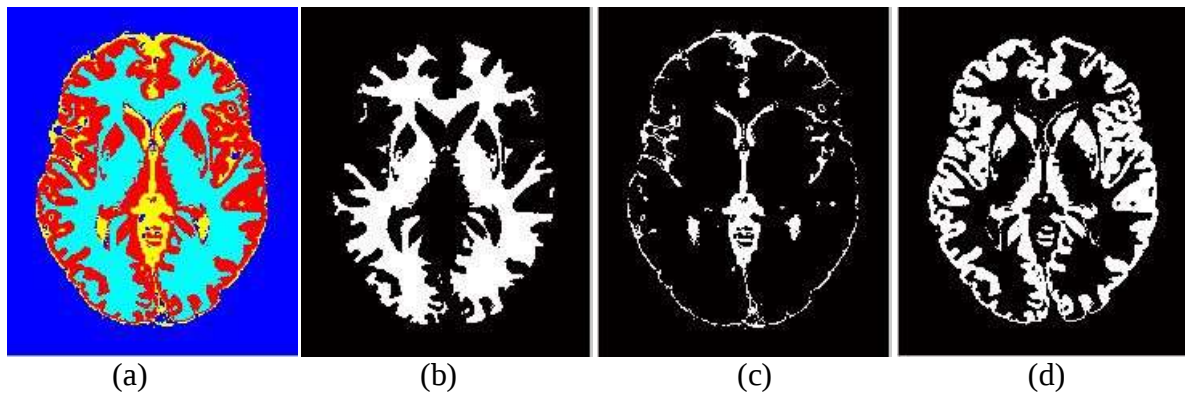


Figure III.15 : Résultats d'extraction de différentes parties de cérébrale par FCM (a) image avec différentes classes (b) matière blanche (c) liquide céphalorachidien (d) matière grise.

- ❖ Nous avons appliqué l'algorithme sur d'image IRM contient des classes homogènes et non équiprobables.

Les images affichées sur la Figure III.15 illustre les résultats de segmentation par l'algorithme FCM, l'image (a) contient trois couleurs représenter les trois classes de cérébrale

Jaune → liquide céphalorachidien.

Rouge → matière grise.

Bleu ciel → matière blanche.

Et les autre images (b) (c) (d) représentent les classes en blanc successivement matière blanche, liquide céphalorachidien et la matière gris.

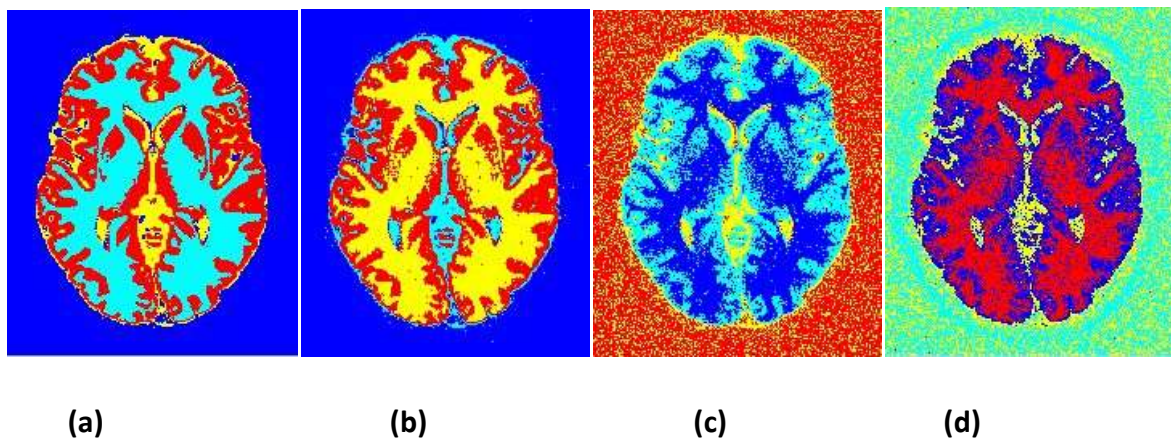


Figure III.16 : Résultat de segmentation d'image IRM avec différents niveaux de bruit (a) 0%, (b) 3%, (c) 5%, (d) 7%

- ❖ Les résultats de la figure au-dessus montrent que le bruit diminue la qualité de segmentation d'image, qui provoque des interférences entre les classes d'image.

Tableau III.1 : Evaluation de segmentation des images scorent(Accuracy).

	0 Bruit	3 Bruit	5 Bruit	7 Bruit
FCM	0,7986	0,7732	0,5087	0,0818

- ❖ L'augmentation de bruit provoque la diminué les valeurs de précision (Accuracy) c'est-à-dire l'efficacité de classification d'algorithme FCM diminué.
- ❖ On a calculé le SA (Segmentation Accuracy) pour des IRM bruitées à 0%. Le vecteur d'attributs et le (niveau de gris + moyenne) dans le 1^{er} cas, en suite dans le deuxième cas (niveau de gris + variance). Les résultats sont représentés dans l'histogramme suivant :

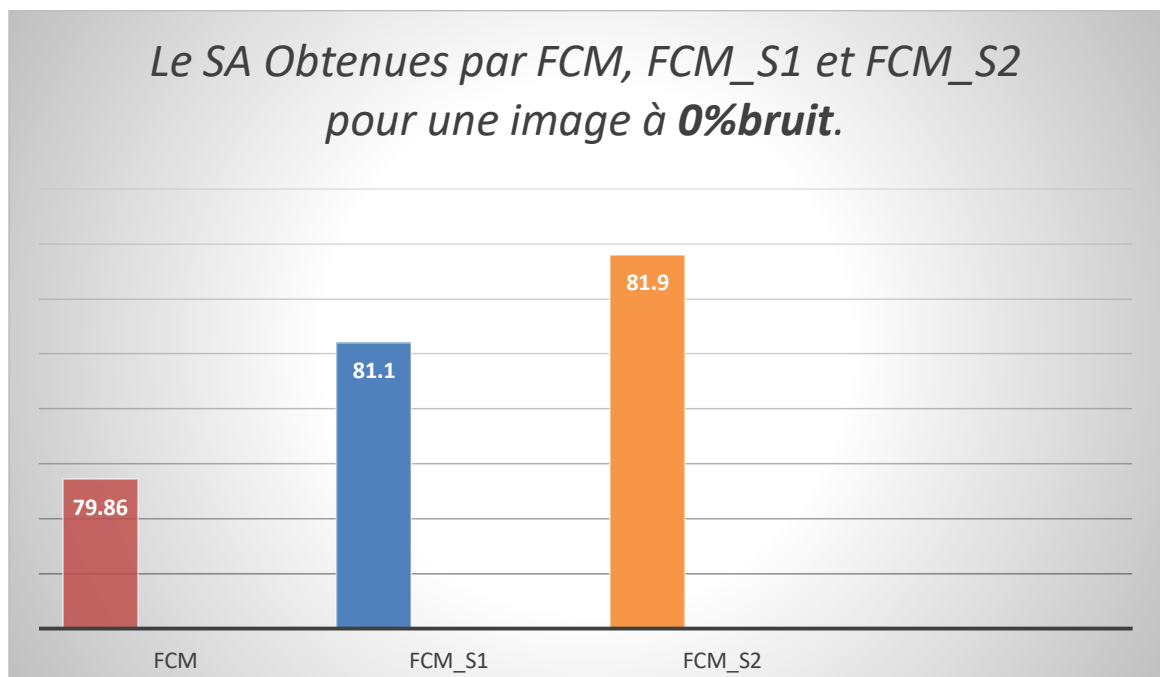


Figure III.17 : Le résultat d'utilisation Les attributs (Moyenne et Variance).

- ❖ Nous constatons que l'utilisation d'autres attributs permet d'améliorer les résultats pour segmentation d'image.
- ❖ L'algorithme FCM_S prouve son efficacité en donnant de meilleurs taux de classification.

III.7 Conclusion

L'analyse statistique d'échantillonne d'images de Brodatz et d'images l'IRM ont donné une bonne caractérisation les différents types d'images texture (fin, grand, aléatoire, directionnelle...). Ensuite nous avons appliqué la méthode de segmentation de FCM pour la classification des sections de cérébrale, les résultats clarifiés le parfaite de l'FCM à la classification de texture.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'analyse de texture revient d'exploitation relation entre le pixel et ces voisinages, et extraction les caractéristiques de l'objet existant dans l'image.

Ce mémoire est consacré pour l'analyse statistique des images texturées, il est contenu deux parties, premièrement nous avons introduit les notions de basse sur l'image et les images texturées, les types, les approches d'analyses, domaines d'application...etc.

Dans la deuxième partie nous avons analysé statistiquement des images texture de brodatz et des images IRM cérébrale pour extraire différentes propriétés, les résultats de calcules les attributs d'ordre un, les histogrammes, les matrices de cooccurrence et ces paramètres permettent d'extraction une grande quantité d'information facilement. puis on à faire la segmentation des images IRM pour objective d'extraire les classes de cérébrale par l'utilisation la méthode de segmentation par l'algorithme de la logique flou FCM qui permettent de classification parfaitement les parties principales du cerveau humain, nous avons appliqué l'analyse statistique pour détecter l'effet de bruit aux les images segmenter,

En fin, on conclut que :

- ✓ L'approche statistique parmi le plus efficace pour caractériser la texture d'image
- ✓ L'histogramme et Le matrice de cooccurrence donner un examen préliminaire sur la couleur d'image, les classes existent, et donner une meilleur description les différents types de texture.
- ✓ Segmentation permet d'extraire les entités d'une image par différentes approches.
- ✓ Fournie L'algorithme FCM super classification des sections homogène d'une image texture.

Annexe

Annexe

Algorithme FCM :

Fuzzy c-moyenne (FCM) est une méthode de regroupement qui permet à chaque point de données d'appartenir à plusieurs grappes avec des degrés d'adhésion variables.

La FCM est fondée sur la minimisation de la fonction objective suivante

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

Où

- D est le nombre de points de données.
- N est le nombre de grappes.
- m est l'exposant de matrice de partition floue pour contrôler le degré de chevauchement flou, avec $m > 1$. Le chevauchement flou fait référence à la façon dont les limites entre les clusters sont floues, c'est-à-dire le nombre de points de données qui ont une adhésion significative à plus d'un cluster.
- x_i est le point de données.
- c_j est le centre de l'amas jth.
- u_{ij} est le degré d'adhésion de x_i dans le groupe jth. Pour un point de données donné, x_i , la somme des valeurs d'adhésion pour tous les groupes est une. fcm effectue les étapes suivantes pendant le regroupement :
 1. Initialisez aléatoirement les valeurs d'appartenance au groupe, u_{ij} .
 2. Calculer les centres de grappes :

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^D u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D u_{ij}^m}$$

3. Mettre à jour u_{ij} selon ce qui suit :

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

4. Calculer la fonction objective, J_m .
5. Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à que le J_m s'améliore de moins qu'un seuil minimum spécifié ou jusqu'à un nombre maximum spécifié d'itérations spécifié.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] : R. Gonzalez et E. Woods, "**digital image processing** ", 3^{eme} Edition, 2008.
- [2] : M. Bendaoud, "**développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris**", Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf Ouran, département génie physique, 2017.
- [3] : A. Zerougu et N. Sari, " **Traitement d'images monochromes**", Mémoire de fin d'étude, Université Larbi Ben Mhidi Oum El Bouaghi, département génie électrique, juin 2017.
- [4] : O. Assas, "**Classification floue des images**", thèse de doctorat, publié, Université de Batna, d'épatement électronique, 2013.
- [5] : H. Amour et L. Boualam, " **Analyse d'images par filtre de Gabor : Application aux images médicales** ", Mémoire d'obtention de diplôme d'ingénieur, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, département d'électronique, 2009.
- [6] : Y. Boucetta et M. Haddouche, "**détection poursuite et comptage d'objectes par la vision artificielle**", Mémoire de projet de fin d'étude, **I.8.2**Université Saad Dahlabde Blida, département d'électronique, 2017.
- [7] :S. Lagab et F. Afettouche, "**segmentation d'images texturées à base des modèles Autorégressifs bidimensionnels**", Projet d'obtenu de diplôme d'ingénieur d'état en automatique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, département d'automatique ,2011.
- [8] : fiche technique imagerie médicale pdf.
- [9] M. Benazzouz, " **Analyse intelligent des images médicales : Application aux images microscopiques de cytologie**", Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaid Telemcen, département d'informatique, 2014.
- [10] : Pr G. Frija, Pr B. Mazoyer, "**l'imagerie médicale**", Le site web de la Fondation pour le Recherche Médicale www.fr.org, 2002.
- [11] : N. Mekhaldi, "**Analyse des images médicales par des techniques hybrides : Application à la détection des kystes rénaux**", Diplôme de magistère, Université de science et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, département d'informatique, 2013.

- [12] :S. Alhannachi, " **Compression des images médicales fixes en vue d'une interprétation : Application au télédiagnostic**", Thèse de doctorat, Université de science et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, département d'informatique, 2017.
- [13] : E. Luzarraga et M. Pacheco, " **segmentation automatique d'images IRM anténatales**", thèse de fin d'études, Télécom Paris-Tech, 2013.
- [14] : A. Bitam, " **Analyse et segmentation d'images multi spectrales : Application aux images MSG**", diplôme doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, département d'électronique, 2013
- [15] : K. Larbi, " **segmentation d'images basée sur la modélisation statistique d'histogrammes** ", Mémoire de Magistère, Université Mouloud Mammri de Tizi-Ouzou, département d'automatique, 2012.
- [16] F. Amroun, " **Extraction de la composante texturée d'une image**", Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2013.
- [17]: R.M. Haralick, " **Statistical and structural approche to texture**", Proceeding of the IEEE, 1979. Numéro 5, Vol 67.
- [18] : L. Paulhac, " **Outils et méthodes d'analyse d'images 3D texturées : Application à la segmentation des images échographiques** ", Interfaces homme-machine, Université François Rabelais- Tours, 2009, Français NNT : 2009TOUR4017.
- [19] : S. Zehani, " **Proposition d'outils analyse et de classification de texture : application au diagnostic des tissus osseux par images médicales**", Thèse doctorat, Université Mohamed Khider-Biskra, Département de génie électrique, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2018.
- [20] : G. Saliha, " **décomposition modale empirique : application à l'analyse de la texture**", Thèse de Magister en automatique, Département d'informatique. 2013.
- [21] : A. Porerski, " **Sélection d'attributs de texture couleur pour la classification d'images. Application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie**", Université de Lille 1 science et technologies, Département automatique et informatique industrielle, 2009
- [22] : N. Benelkadi, et S. Bouteldja, " **Analyse, segmentation, classification de textures basées sur les modèles autorégressifs**", Université Houari-Boumédiène (USTHB) ,2008.
- [23] : www.modulad.fr/archives/numero-35/Ladiray-35/Ladiray-35.pdf.

- [24] : A. Gounane, S. Sadi, **"Contribution de l'approche LBP à la classification des images multispectrales : Application aux données TM de la région du Hoggar"**, Mémoire Master Académique, Université Mouloud Mammri de Tizi-Ouzou, Département d'automatique, Dépa 2014.
- [25] : L. Houam, **"Contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose"**. Université d'Orléans, Université de Guelma, 2013.
- [26] : A.Tedjani, **"Analyse d'images textures. Application à l'imagerie médicale"**, Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, Département d'électronique et des communications, 2014.
- [27] : N. Hamo, F. Ait Abdellah, **"Proposition des paramètres de texture pour la segmentation d'images"**, Mémoire Master Académique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2017.
- [28] : R. MAHDI, **" Extraction des paramètres statistiques d'histogramme "**
, Mémoire d'afin d'étude, Université Mohamed Khider Biskra, Département de génie électrique, 2020.
- [29] : A. Laleh, E. Shervan, **"Texture image analysis and texture classification méthodes"**, Université Islamique Azab Iran, Faculté de computer Ingénieur Najafabad Branche, International Online Journal of Image Processing and Patten Recognition Vol, 2 No 1, PP1-99 ,2019
- [30] : D. Attia, **"Segmentation d'image par combinaison adaptative couleur/texture et classification de pixels"**, Thèse de Doctorat, Université de Technologie Belfort Montbéliard, département d'informatique,
- [31] : M.Ouslimani, F. Outoudert, **"Etude comparative des techniques des techniques de codage d'images en vue d'une segmentation"**, Thèse de Doctorat, Université Mouloud Mammeri Tizi Ouzou, Département d'informatique, 2018.
- [32] : S. Gada, **" Décomposition modale empirique : Application à l'analyse de la texture"**, Thèse D'ingénieur, Université Mouloud Memmeri Tizi Ouzou, Département d'informatique, 2013.