

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la technologie
Département : Génie Electrique
Ref :..... /2018



جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم : الهندسة الكهربائية
المرجع:...../2018

Thèse présentée en vue de l'obtention
Du diplôme de
Doctorat en sciences en : Génie Electrique
Spécialité (Option) : Electronique

**Proposition d'Outils Analyse et de Classification de Texture :
Application au diagnostic des tissus Osseux par Images Médicales**

Présentée par :
Soraya ZEHANI

Soutenue publiquement le : 01/03/2018

Devant le jury composé de :

Dr. Baarir Zineddine	Professeur	Président	Université de Biskra
Dr. Mimi Malika	Professeur	Rapporteur	Université de Mostaganem
Dr. Taleb-Ahmed Abdelmalik	Professeur	Rapporteur	Université de Valenciennes
Dr. Ouafi Abdelkarim	Professeur	Examineur	Université de Biskra
Dr. Merah Mostafa	M. C. A	Examineur	Université de Mostaganem
Dr. Toumi Abida	M. C. A	Examineur	Université de Biskra

Remerciement

D'abord et avant tout, je remercie 'ALLAH' de m'avoir donné le courage de continuer mes études et la patience afin de terminer mon projet de Doctorat.

*J'adresse mes vifs remerciements à mes directeurs de thèse, Monsieur le Professeur **Abdelmalik Taleb-Ahmed**, Professeur à l'université de Valenciennes UVHC pour m'avoir proposé cette étude et pour la confiance et le soutien qu'il m'a accordé. Et Madame le Professeur **Malika Mimi** de l'université de Mostaganem pour sa patience et ses encouragements. Qu'ils trouvent ici le témoignage de ma gratitude pour leurs aides et leurs conseils durant la période de cette thèse afin de la finaliser.*

*Je tiens également à adresser l'expression de ma reconnaissance, ma gratitude les plus sincères et mes vifs remerciements à Monsieur le Professeur **Zineddine Baarir** de m'avoir honoré et accepté de présider le jury de cette thèse.*

*J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur le Docteur **Mostafa Merah**, de l'université de Mostaganem, ainsi qu'à Monsieur le Docteur **Abdelkarim Ouafi**, et Madame le Docteur **Abida Toumi** de l'université de Biskra, d'avoir trouvé de l'intérêt et d'avoir acceptés d'examiner les travaux de cette thèse.*

*Je tiens à exprimer toute ma gratitude à Monsieur le Professeur **Abdeljalil Ouahabi**, professeur à PolyTech Tours, université de Tours, France, pour sa collaboration, et de m'avoir accueilli dans son bureau durant les séjours de stage que j'ai effectué, son insistance pour être professionnelle (**il faut être professionnelle**). Et à Monsieur le Professeur **Mourad Oussalah**, professeur à l'université de Oulu, Finlande et université de Birmingham UK, et son insistance pour être scientifique (**il faut être scientifique**). Pour leurs conseils durant ces dernières années, leurs aides précieuses, qu'ils trouvent ici mes plus sincères remerciements.*

*J'adresse mes remerciements à mon frère le médecin **Abdel Hamid Zehani**, qui s'est toujours montré disponible et qui m'a aidé dans les aspects cliniques de ce travail. Je le remercie vivement.*

Merci à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherches et d'études. A tous mes enseignants tout le long de mes études et formation.

Résumé

Le présent travail s'intéresse au développement d'outils d'analyses de textures en vue de la détection et classification pour la prise de décision en imagerie médicale. Application visée concerne l'aide au diagnostic basé sur l'analyse de textures des tissus osseux. L'objectif principal de cette thèse est la classification et le dépistage de l'ostéoporose à partir d'images IRM et CT-Scan, en se basant sur des textures osseuses de classifier ces images en classe saine ou pathologique. L'ostéoporose est une maladie osseuse caractérisée par une fragilité osseuse et sert la cause de fractures toutes les 20 secondes à l'échelle mondiale.

Différentes techniques d'analyse texturales seront considérées. Pour ce faire, afin de mieux caractériser la texture osseuse, nous avons introduit des nouvelles techniques de prétraitement des données pour réduire les redondances et éliminer le bruit issu des capteurs d'acquisition avant l'utilisation de l'analyse fractale. Nous avons appliqué l'analyse fractale dans l'espace spatial et fréquentiel utilisant la transformée en ondelettes discrète (DWT) ou la transformée en cosinus discrète (DCT). Et enfin, nous avons fait une étude sur l'anisotropie de la texture osseuse de différentes modalités (IRM et CT-scan) et quelques images de la base de Brodatz, qui présente une structure complexe, utilisant l'analyse fractale dans le domaine spatial et fréquentiel.

Dans le même contexte, mais cette fois avec la base de données Brodatz, l'analyse fractale dans le domaine fréquentiel pour classifier des textures directionnel de Brodatz à l'aide de réseau de neurones artificielle (RNA). Les performances de la classification ont été évaluées à l'aide de l'analyse des courbes de ROC (*Receiver Operating Characteristic*) et la matrice de confusion. Cette méthode a donnée aussi des résultats satisfaisants en termes de séparation des deux classes, avec un taux de classification pour toutes les données est de 91,7%. Et enfin une étude comparative sera considérée.

Mots-Clés : Analyse de Texture, Analyse Fractale, Anisotropie, Dimension Fractale (DF), Méthode Différentielle de Comptage de Boîtes (DBCM), Transformation d'Ondelettes Discrète (TOD), Transformation en Cosinus Discrète (TCD). Images IRM ; Images Scanner : Tissu osseux. Texture Trabéculaire.

Abstract

This work focuses on the development of texture analysis tools for detection and classification for decision making in medical imaging. Application targets diagnostic aid based on the analysis of textures of bone tissue. The main objective of this thesis is the classification and screening of osteoporosis from MRI and CT-Scan images, based on bone textures to classify these images in healthy or pathological class. Osteoporosis is a bone disease characterized by bone fragility and serves as the cause of fractures every 20 seconds on a global scale.

Different textural analysis techniques will be considered. In order to better characterize the bone texture, we introduced new data pre-processing techniques to reduce redundancy and eliminate noise from acquisition sensors before using fractal analysis. We applied fractal analysis in spatial and frequency space using discrete wavelet transform (DWT) or discrete cosine transform (DCT). Finally, we carried out a study on the anisotropy of the bone texture of different modalities (MRI and CT-scan) and some images of the Brodatz database, which presents a complex structure using fractal analysis in the spatial domain And frequency.

In the same context, but this time with the Brodatz database, fractal analysis in the frequency domain to classify Brodatz directional textures using Artificial Neural Network (ANN). The performance of the classification was evaluated using the ROC (Receiver Operating Characteristic) curves and the confusion matrix. This method has also given satisfactory results in terms of separation of the two classes, with a classification rate for all data is 91.7%. Finally, a comparative study will be considered.

Keywords: Texture Analysis, Fractal Analysis, Anisotropy, Fractal Dimension (DF), Differential Box Counting Method (DBCM), Discrete Wave Transformation (DWT), Discrete Cosine Transformation (DCT). MRI images; Images Scanner: Bone tissue, Trabecular Texture.

Table des Matières

	Page
Remerciement	I
Résumé	II
Abstract	III
Table des Matières	IV
Liste des abréviations	VII
Liste des Tableaux	VIII
Liste des Figures	IX
Introduction générale	2
Chapitre 1 : Texture et Texture Osseuse	
1. Introduction.....	6
2. La texture	6
2.1. Définition de la texture.....	6
2.2. Classification de la texture.....	7
2.3. Les bases de données textures	9
3. L'os	10
3.1. Définition de l'os.....	10
3.2. Classification des différents types d'os	11
3.3. Fonction du tissu osseux	12
3.4. Composition de l'os.....	12
3.5. Structure osseuse.....	12
3.5.1. L'os compact (cortical).....	12
3.5.2. L'os spongieux (trabéculaire).....	13
3.6. Le cycle de renouvellement de l'os (remodelage osseux).....	14
3.7. La microarchitecture osseuse.....	15
3.8. La qualité du tissu osseux.....	16
4. Maladie osseuse.....	16

4.1. L'ostéoporose.....	16
4.2. Définition de l'ostéoporose selon OMS	16
4.3. Bilan osseux.....	19
4.4. L'ostéodensitometrie (DMO).....	19
5. Texture osseuse.....	20
5.1. Etat de l'art de la texture osseuse.....	21
6. Conclusion.....	22
7. Références	22

Chapitre 2 : Analyse de Texture

1. Introduction.....	25
2. Analyses de textures.....	25
3. Prétraitements	26
3.1.Méthodes de prétraitements utilisées	26
3.1.1.Filtre Gaussian.....	26
3.1.2.Filtre Médian	27
3.1.3. Egalisation d'histogramme	27
3.1.4.Rehaussement de contraste	27
4. Extraction des paramètres caractéristiques	28
5. Méthodes d'analyses de textures.....	28
5.1. Méthodes statistiques.....	28
5.1.1.Méthode de premier ordre	28
5.1.2. Méthode de deuxième ordre	30
5.2. Méthodes structurelles.....	32
5.3. Analyse de texture par ondelettes	32
5.3.1.La transformée en ondelettes discrètes	33
5.3.2.Le choix de l'ondelette pour l'analyse de texture.....	34
5.4.Analyse de texture par DCT	34
5.5. L'analyse fractale	35
5.5.1.Paramètres fractales.....	36
5.5.2. Méthodes d'estimation de la dimension fractale.....	38
6. Classification des textures par RNA	42
7. Conclusion.....	43
8. Références.....	43
9. Introduction.....	25

Chapitre 3 : Résultats et Discussions	
1. Introduction.....	46
2. Base de données utilisée.....	46
2.1.Base de données texture trabéculaire	46
2.2.La base de données texture Brodatz	47
3. Environnement du travail	48
4. Choix de la méthode de classification	48
5. Analyse de textures	49
5.1.Analyse spatiale	49
5.1.1.Estimation de la dimension fractale par la méthode de comptage de boîtes (BC)	49
5.1.2.Estimation de la dimension fractale par la méthode des couvertures morphologiques	50
5.1.3.Calcul de Lacunarité Fractale.....	52
5.2.Analyse fréquentielle	55
5.2.1.Méthode de Comptage différentiel de boîtes (DBCM).....	56
5.2.1.1.Analyse par ondelettes	56
5.2.1.2.Analyse par DCT.....	60
5.3.Analyse directionnelle	66
5.3.1.Analyse spatiale	66
5.3.2.Analyse fréquentielle	68
5.3.2.1.Prétraitement avec filtre médian.....	68
5.3.2.2.Prétraitement par filtre Gaussien	72
5.3.2.3.Classification hybride	77
5.4.Analyse de l'anisotropie	83
6. Conclusion	91
<i>Conclusion Générale et Perspectives.....</i>	96
<i>Annexe Production Scientifiques.....</i>	96

Liste des abréviations

<i>Abréviations</i>	<i>Significations</i>
<i>BCM</i>	Box-counting Method : Méthode de Comptage de Boites.
<i>CT-Scan</i>	Computed <i>tomography</i> Scanographie : Tomographie par ordinateur Scanographie.
<i>CE</i>	Contrast Enhancement : Amélioration de Contraste.
<i>DBCM</i>	Differential Box Counting Method : Méthode de Comptage Différentielle de Boites.
<i>DF</i>	Dimension Fractale.
<i>DXA</i>	Dual energy X-ray Absorptiometry: Absorptiométrie à rayons X à double énergie.
<i>HE</i>	Histogramme Equalization : Egalisation d’Histogramme.
<i>IRM</i>	Imagerie par Résonance Magnétique.
<i>MF</i>	Median Filter : Filtre Médiane.
<i>PMC</i>	Perceptron Multi-Couches.
<i>RNA</i>	Réseau de Neurones Artificielle.
<i>ROC</i>	Receiver Operating Characteristics : Caractéristiques de fonctionnement du Recepteur.

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : Critère définis par l'OMS pour la classification des patients par la densité minérale osseuse (DMO) mesuré par Absorptiométrie Bi-photonique à rayon X.....	18
Tableau 3.1 : Résultats de la méthode de comptage de boites (BCM) selon la taille des boites.....	50
Tableau 3.2 : Résultats de comptage de boites (BCM) et couverture morphologique (CM).....	51
Tableau 3.3 : Statistique de la lacunarité en binaire et en niveau de gris.....	53
Tableau 3.4 : Résultats de la DF utilisant (DWT+DBCM) 1 ^{ère} résolution selon la taille des boites.....	57
Tableau 3.5 : Résultats de la DF utilisant (DWT+DBCM) 2 ^{ème} résolution, $\varepsilon = 5:5:40$ pixels.....	58
Tableau 3.6 : Moyenne±écart-type de la DF selon la taille des boites et les ondelettes utilisées.....	58
Tableau 3.7 : Moyenne±écart-type de la DF utilisant DBCM sans prétraitement et avec prétraitement contrast enhancement (CE) avec et sans DCT.....	63
Tableau 3.8 : FD Directionnelle utilisant DBCM.....	67
Tableau 3.9 : Analyse Statistique de la FD Directionnelle utilisant DBCM.....	67
Tableau 3.10 : FD Directionnelle utilisant DBCM de DWT.....	69
Tableau 3.11 : Analyse statistique de la DF directionnelle utilisant DBCM de la DWT.....	70
Tableau 3.12 : La DF directionnelle utilisant le DBCM de la DWT (db4).....	75
Tableau 3.13 : Analyse statistique de la DF directionnelle utilisant le DBCM de la DWT (db4).....	75
Tableau 3.14 : La moyenne des résultats de l'analyse statistique des DF directionnelles utilisant DBCM pour toutes les DWT (dbn) utilisées.....	76
Tableau 3.15 : La moyenne et l'écart-type pour les images utilisées.....	86
Tableau 3.16 : Analyse statistique de la DF directionnelle (0°:15°: 360°) et degré d'anisotropie (DA) avec prétraitement égalisation d'histogramme utilisant la DBCM de la DWT (dbn) pour teste.....	87
Tableau 3.17 : Analyse statistique de la DF directionnelle (0°:15°: 360°) et degré d'anisotropie (DA) avec prétraitement égalisation d'histogramme utilisant la DBCM de la DWT (db4) pour validation.....	88

Liste des Figures

Figure 1.1 : Deux textures structurales.....	8
Figure 1.2 : Exemples de textures issues de l’album de Brodatz.....	10
Figure 1.3 : Les trois variétés des os : os long, os plat, os court.....	11
Figure 1.4 : Structure osseuse : os cortical et os trabéculaire.....	13
Figure 1.5 : Structure microscopique du tissu osseux.....	14
Figure 1.6 : Le processus de remodelage osseux.....	15
Figure 1.7 : L’architecture trabéculaire osseuse.....	16
Figure 1.8 : Os sain et os ostéoporotique.....	17
Figure 1.9 : Evolution de la masse osseuse avec l’âge.....	19
Figure 2.1 : Schéma bloc de l’analyse de texture.....	25
Figure 2.2 : Les pixels les plus proches voisins du pixel ‘X’ selon les différentes directions.....	31
Figure 2.3 : La dimension fractale (DF) d’une texture.....	37
Figure 2.4 : Quadrillage de l’image pour différente tailles des boites $1/\varepsilon \times 1/\varepsilon$ pixels. (a): $\varepsilon = 1$, (b): $\varepsilon = 1/2$, (c): $\varepsilon = 1/4$	41
Figure 2.5 : Un Réseau de neurone artificiel PMC.....	42
Figure 3.1 : Exemple d’une coupe axiale d’un radius et extraction (sélection) de la région d’intérêt (ROI).....	47
Figure 3.2 : Base de données texture Brodatz utilisé (deux classes).....	47
Figure 3.3 : Exemple de texture prise de la classe 2, subdivisé en 16 sous-images, et un exemple de deux sous-images.....	48
Figure 3.4 : Résultats de comptage de boites (BC) pour une taille des boites de 5 à 30 pixels.....	50
Figure 3.5 : Lacunarité de la ROI G en niveau du gris (bleu) et en binaire (rouge) Segmentée (ici la segmentation pour la binarization (2 classes = 2 régions).....	53

Figure 3.6 : Lacunarité de la base de test en binaire.....	54
Figure 3.7 : Lacunarité de la base de test en niveau du gris.....	54
Figure 3.8 : Statistique de la lacunarité en binaire.....	54
Figure 3.9 : Statistique de la lacunarité en niveau du gris.....	54
Figure 3.10 : Résultat du DBCM de la DWT coiflet3 pour la 1 ^{ère} résolution et psi de 5 à 30 pixels.....	57
Figure 3.11 : Variation de la DF selon les types de DWT pour la 1 ^{ère} résolution et psi de 5 à 30 pixels.....	57
Figure 3.12 : Résultat du DBC de la DWT db5 pour la 2 ^{ème} résolution et psi de 5 à 40 pixels.....	58
Figure 3.13 : Variation de la DF selon l'ondelette coif3 pour la 1 ^{ère} résolution et psi de 5 à 30 pixels.....	58
Figure 3.14 : Un exemple de texture ROI (CT-Scan), image originale et l'image amélioré (CE) et leurs histogrammes.....	63
Figure 3.15 : Un exemple de texture ROI avec et sans prétraitements : (a) la texture ROI sans prétraitements, (b): la texture ROI après prétraitements (CE), (c): la texture ROI après prétraitements (CE + DCT).....	64
Figure 3.16 : Les résultats de la DF en utilisant DBCM sans prétraitement et avec prétraitement (Contraste Enhancement (CE), (CE + DCT)).....	64
Figure 3.17 : La ROI G et leurs ROI tournées avec les angles de rotations de (90°, 180° et 270°).....	66
Figure 3.18 : Résultats du DBCM directionnel avec l'angle de rotation 270 °.....	67
Figure 3.19 : Variation de la FD directionnelle utilisant DBCM avec l'angle de rotation 270° (différence 0.1111 entre les 2 classes).....	67
Figure 3.20 : L'algorithme proposé de l'estimation de DF directionnelle.....	69
Figure 3.21 : Résultats du DBCM directionnelle utilisant l'ondelette DWT <i>coif3</i> avec l'angle de rotation 180°.....	70
Figure 3.22 : Variation de FD directionnelle en utilisant DBCM avec (coif3) avec l'angle de rotation 180 ° (différence 0.0568 entre les deux classes).....	70
Figure 3.23 : L'organigramme proposé pour la classification de texture.....	72
Figure 3.24 : La ROI G filtrée (Gaussien) et tournée avec les angles de 45° et 120°.....	73
Figure 3.25 : Représentation polaire de la variation de FD directionnelle pour db4.....	73
Figure 3.26 : Représentation polaire de la moyenne directionnelle de DF pour db4.....	74

Figure 3.27 : Représentation cartésienne de la moyenne de la DF directionnelle pour db4 pour tous les angles de rotations (0°:15°:180°).....	74
Figure 3.28 : Variation de la DF directionnelle utilisant DBCM avec (db4) de la rotation 15° (différence 0.0403 entre les deux classes).....	74
Figure 3.29 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G (saine) pour toutes les dbn choisis et tous les angles de rotations.....	75
Figure 3.30 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI C (pathologique) pour tous les dbn choisis et tous les angles de rotations.....	75
Figure 3.31 : Variation de la DF directionnelle pour l'angle de rotation 45° pour toutes les dbn utilisées pour les ROI G et C.....	74
Figure 3.32 : Exemple de texture Brodatz (sous-image) prétraitée et tournée avec des angles 30° et 120°.....	79
Figure 3.33 : Architecture du réseau de neurones propose.....	79
Figure 3.34 : Matrice de Confusion.	80
Figure 3.35 : Courbe ROC pour l'apprentissage, validation et test.	80
Figure 3.36 : Variation de la fonction de performance pour l'apprentissage, validation et le test.....	81
Figure 3.37 : La ROI G, ROI G prétraitée par égalisation histogramme et leurs histogrammes correspondant.....	84
Figure 3.38 : L'organigramme proposé pour l'analyse de l'anisotropie de texture.....	84
Figure 3.39 : La ROI C (IRM) et son image prétraitée et tournée avec l'angle 45°.....	86
Figure 3.40 : La texture D9 de Brodatz et son image prétraitée et tournée avec l'angle 60°.....	86
Figure 3.41 : La ROI V (CT-Scan) et son image prétraitée et tournée d'angle 30°.....	87
Figure 3.42 : La variation de la DF directionnelle représentée sur une courbe polaire pour la ROI C (IRM) utilisant DWT db5.....	87
Figure 3.43 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI C utilisant DWT db5 pour toutes les angles de rotation (0°: 15°: 360°).....	88
Figure 3.44 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G utilisant DWT db4 pour toutes les angles de rotation (0°:15°:360°).....	88
Figure 3.45 : Variation de la DF directionnelle pour la texture Brodatz D9 utilisant DWT db2 pour toutes les angles de rotation (0°: 15°: 360°).....	89

Figure 3.46 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G selon le choix des ondelettes (dbn) et les angles de rotation (0° : 15° : 360°).....**89**

Figure 3.47 : Variation de la DF directionnelle pour les IRM ROI (K et U) (Osteoposis) et les IRM ROI (S et O) (saines) utilisant DWT db4, pour toutes les angles de rotations (0° : 15° : 360°).....**89**

Figure 3.48 : Variation de la DF directionnelle pour les CT-Scan ROI (V et F) (Osteoposis) et CT-Scan ROI (I et Z) (saines) utilisant DWT db4, pour toutes les angles de rotations (0° : 15° : 360°).....**89**

Introduction Générale

Introduction Générale

Le travail de cette thèse porte sur le développement d'outils d'analyse de textures en vue de la détection et la classification pour la prise de décision en imagerie médicale. L'application visée concerne l'analyse de textures du tissu osseux en vue de détection de différentes pathologies.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre générale à l'aide au diagnostic basé sur le traitement de textures complexes, hétérogènes et anisotropes. Ainsi l'objectif principal de cette thèse est la classification et le dépistage de l'ostéoporose à partir d'images IRM et CT-Scan, en se basant sur des textures osseuses de classifier ces images en classe saine (normale) ou pathologique (où la pathologie est l'ostéoporose). L'ostéoporose est caractérisé par une fragilité osseuse dû à un aminuement des lamelles osseuses, donnons aux tissus osseux un caractère poreux et a causé une fracture toutes les 20 secondes à l'échelle mondiale. La texture trabéculaire osseuse est la partie de l'os qui est mise à l'épreuve dans l'étape de classification.

Le tissu osseux (l'os) est un tissu vivant c'est-à-dire en remodelage permanent. Il voit ces propriétés morphologiques se modifier au cours du temps. Ainsi, des corrélations entre la morphologie du l'os et ces propriétés mécaniques pourront prédire la qualité osseuse. Notons que la qualité de l'os varie d'une personne à une autre suivant ses antécédents et sa sédentarité.

L'ostéoporose est un problème de santé publique commune qui affaiblit les os, ce qui augmente le risque de fracture, en raison de la microarchitecture trabéculaire poreuse. Dans la routine clinique, le dépistage de l'ostéoporose se fait par mesure de la densité minérale osseuse (DMO), est une procédure non invasive. Cependant, la microarchitecture trabéculaire ne peut pas être évaluée sans une procédure invasive. Par conséquent, les méthodes automatiques qui caractérisent potentiellement la texture trabéculaire osseuse en utilisant une analyse de texture sont considérées comme très pertinentes. A cet effet, l'analyse de texture et la classification ont été largement utilisées.

Les propriétés principales des textures osseuses sont le motif répétitif de la texture à différentes échelles, et les travées osseuses qui représentent une certaine directionnalité (orientation). La texture osseuse est une texture complexe, hétérogène et anisotrope, elle est

classée dans les textures aléatoires et irrégulières. Par conséquent, elle sera décrite par l'analyse statistique. Parmi les méthodes statistiques, on distingue l'intérêt croissant de l'analyse fractale, en particulier dans les applications médicales, ainsi nous sommes orientés vers l'analyse fractale.

La géométrie fractale, comprenant les analyses fractales et multifractales, est un outil en émergence dans de nombreux domaines d'applications et notamment en imagerie médicale. Elle consiste à formuler une mesure de l'hétérogénéité globale ou locale du signal ou image. En imagerie médicale, ses domaines d'applications restreints à la discrimination entre deux états (sains/pathologiques) grâce à une analyse globale du signal ou image. L'analyse fractale est une méthode fiable et reproductible comme en témoignent diverses études. En outre, une fractale présente généralement des formes irrégulières qui ne peuvent pas simplement être décrits par la dimension euclidienne (ED), mais plutôt l'indice fractale (dimension fractale FD). En raison de ses propriétés intrinsèques et attrayantes, l'analyse fractale et multifractale sont fréquemment employées dans le traitement des signaux et des images biomédicaux.

Le prétraitement est une phase indispensable avant toute analyse des données, c'est l'ensemble des opérations effectuées sur une image, soit pour l'améliorer, soit pour la restaurer, c'est-à-dire pour restituer aussi fidèlement que possible le signal d'origine. Il consiste à mettre en forme les images, et réduire les artefacts d'acquisition (bruits) afin d'améliorer la qualité d'images avant d'appliquer des traitements plus poussés.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'analyse de la texture d'images médicale et en particulier la texture osseuse pour le diagnostic et le dépistage de l'ostéoporose et la classification des textures saines des textures pathologiques. Dans le cadre de cette thèse, nous allons faire une étude sur les thèmes suivants :

- Une étude préalable de texture, les différentes méthodes d'analyse de textures et la texture osseuse comme un type irrégulier.
- Acquérir une connaissance fondamentale des tissus osseux, et l'ostéoporose comme un grand problème de santé à l'échelle mondiale.
- La géométrie et l'analyse fractale comme meilleur méthode d'analyse de texture de type irrégulière.

Les sites utilisés pour caractériser le tissu osseux (trabéculaire) sont extraits du radius humain, nous avons utilisé les images de la base de données de l'INSERM U 703 de Lille qui

contient un ensemble d'IRM et de CT-Scan de texture ROI (Région d'Intérêt) de l'os trabéculaire sain et pathologique. Et pour comparer, nous avons utilisé deux classes de texture de la base données de Brodatz (grain d'herbe et le bois) qui ont des propriétés communes avec les textures osseuses.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons été en mesure de proposer plusieurs outils ou contributions pour l'analyse et la classification des textures trabéculaire osseuses :

- Nous avons proposés des nouvelles méthodes de prétraitement des textures osseuse afin d'améliorer la qualité des textures en réduisant le bruit, en améliorant le contraste et en évitant la redondance des informations à traiter.
- Et nous avons proposés l'application de l'analyse fractale dans le domaine fréquentiel utilisant la transformation d'ondelettes discrètes (DWT) ou la transformation en cosinus discrète (DCT).
- Nous avons proposés des contributions pour l'analyse de texture directionnelle dans le domaine spatial et fréquentiel.

Cette thèse est composée des chapitres suivants :

Dans le chapitre 1, nous présentons la définition de la texture en générale et leur différences classes, puis l'étude en détail de l'os sa composition et ces propriétés puis la texture osseuse et son état de l'art.

Le chapitre 2, est consacré sur l'analyse de texture en générale, des outils de prétraitement on était mise en œuvre et en particulier l'analyse de texture par ondelettes et par transformée en cosinus discrète (DCT) puis l'analyse fractale de texture et son état de l'art et enfin la classification des textures par les réseaux de neurones artificielles (RNA).

Dans le chapitre 3, nous présentons notre application. Les résultats de nos contributions proposées à notre cas d'étude sur la texture trabéculaire osseuse et la texture de Brodatz.

Et enfin une conclusion générale avec des perspectives.

Texture et Texture Osseuse **1**

Sommaire du Chapitre

	Page
1. Introduction.....	6
2. La texture	6
2.1.Définition de la texture.....	6
2.2. Classification de la texture.....	7
2.3. Les bases de données textures	9
3. L'os	10
3.1. Définition de l'os.....	10
3.2. Classification des différents types d'os	11
3.3. Fonction du tissu osseux	12
3.4. Composition de l'os.....	12
3.5. Structure osseuse.....	12
3.5.1.L'os compact (cortical).....	12
3.5.2. L'os spongieux (trabéculaire).....	13
3.6. Le cycle de renouvellement de l'os (remodelage osseux).....	14
3.7. La microarchitecture osseuse.....	15
3.8. La qualité du tissu osseux.....	16
4. Maladie osseuse.....	16
4.1. L'ostéoporose.....	16
4.2. Définition de l'ostéoporose selon OMS	17
4.3. Bilan osseux.....	19
4.4. L'ostéodensitometrie (DMO).....	19
5. Texture osseuse.....	20
5.1. Etat de l'art de la texture osseuse.....	21
6. Conclusion.....	22
7. Références	22

1. Introduction

La texture est en réalité un concept très nébuleux, souvent attribué à la perception humaine. La texture est une des importantes caractéristiques des images, elle est connue sous le nom des formes complexes, elle nous informe sur la distribution spatiale de la variation du niveau du gris des pixels. Il existe différentes variétés ou formes des textures dans différents domaines d'applications.

Ce chapitre dresse une introduction à la texture ; sa définition et sa classification puis on s'intéresse en une application particulière, la texture osseuse, avant cela on fait un aperçu sur l'anatomie de l'os, son composition et sa structure.

2. La texture

2.1. Définitions de la texture

La texture est une riche source d'informations visuelles est une composante clé dans l'analyse des images et la compréhension humaine. La définition littéraire de la texture est la suivante : "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. Il n'existe pas de définition universelle dans le domaine de traitement d'images et la vision par ordinateur. On peut la caractériser par un concept qui traduit un aspect homogène local de la surface d'un objet. C'est une représentation très importante et largement utilisée dans la plupart des domaines de traitement d'images.

Dans le domaine de traitement de l'image et la vision, la texture est une mesure très importante des caractéristiques de l'image permettant de décrire une information qualitative : grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière. Les éléments d'une telle texture sont appelés textons ou texels. La notion de texture est difficile à définir, celle-ci n'a pas de définition précise, il n'existe pas de définition mathématique satisfaisante de la texture, elle a plusieurs définitions selon les auteurs, qu'on peut citer quelques-unes :

Haralick [1] a défini la texture comme « un phénomène à deux dimensions : la première concernant la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels est formée la texture ; la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives ».

Bernard Jähne [2] a défini la texture comme : « Un motif arbitraire qui se prolonge sur une grande surface dans une image est certainement reconnue comme une texture. Ainsi, la propriété de base d'une texture est un petit motif élémentaire, qui se répète périodiquement ou

quasi-périodique dans l'espace comme un motif sur un papier peint. Ainsi, il suffit de décrire le petit motif élémentaire et les règles de répétition. Ces derniers donnent l'échelle caractéristique de la texture ».

Henri Maître [3] a proposé une définition de la texture : « une texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur. C'est cette propriété de cohérence de la texture placée dans son contexte d'être perçue comme un tout homogène par l'œil humain qui sera recherchée le plus souvent par le traicteur des images, dans le but d'isoler les textures, soit pour segmenter l'image, soit pour reconnaître des régions ».

2.2. Classification de la texture [3]

Une première constatation que l'on fait en examinant des textures naturelles est le rôle particulier que joue l'aléatoire dans la texture. On distingue assez naturellement deux modèles extrêmes de textures, entre lesquels se positionnent un peu toutes les textures :

- **Les textures régulières**, dans lesquelles la périodicité du motif est évidente : grilles, murs, tissus, etc.
- **Les textures aléatoires** pour lesquelles la distribution des intensités n'est l'objet d'aucune régularité apparente : sable, nuages, herbes, foule.

La première famille est souvent décrite par des approches fréquentielles ou des approches structurelles dans lesquelles on associera un motif et des règles de placement sur un pavage régulier.

La seconde approche est plutôt décrite par des lois statistiques, des moments, une description spectrale en termes de densité de puissance, des propriétés de corrélation ou d'isotropie.

Mais une texture n'est jamais strictement périodique ni totalement aléatoire et les deux modèles se complètent naturellement. L'une des difficultés est de les mêler dans des modèles capables de s'adapter à la variabilité des textures étudiées.

2.2.1. Première classification des textures

En pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception :

- **Les macrotextures** qui présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (exp: peau de lézard, mur de brique) donc une approche structurelle déterministe;
- **Les microtextures** présentant des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (exp: sable, laine tissée, herbe) d'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène.

2.2.2. Deuxième classification des textures

Il existe deux types de textures :

- **Les textures périodiques** définies par la répétition d'un motif de base.
- **Les textures aléatoires** qui ont un aspect anarchiques mais qui apparaissent homogènes vis-à-vis de leur environnement.

2.2.3. Troisième classification des textures

- **Textures structurelles**

On peut considérer les textures structurelles comme étant la répétition de motifs élémentaires. La répartition spatiale de ces motifs de base suit des règles de directions et de placement.



Figure 1.1 : Deux textures structurelles.

La figure (1.1) présente un exemple des textures structurelles ; l'image de gauche est composée d'un ensemble de briques (les éléments de base) disposés régulièrement de manière horizontale et l'image de droite est composée des éléments de base disposés d'une manière irrégulière. Cette catégorie de texture a engendré les méthodes d'analyses structurelles. Ces méthodes s'appuient donc sur le fait que les textures sont formées d'éléments structurants de base. L'idée générale sous-tendant ces méthodes est une recherche et une description de primitives (qui peuvent être paramétrées) suivie d'une définition de la structure, c'est-à-dire d'un ensemble de règles (syntaxiques ou autres) sur ces primitives. Il n'est pas toujours possible de caractériser la texture par des primitives, l'effet textuel est alors associé à une impression visuelle.

- **Textures aléatoires**

Un exemple sur cette classe de texture est présenté dans (figure (1.2) Image D9). Les textures aléatoires ont un aspect anarchique tout en apparaissant globalement homogènes. De nombreux travaux de recherches basés sur des méthodes d'analyse statistique ont été proposés pour la classification de cette famille de texture. Pour ce genre d'analyse, l'image est considérée comme étant associée à un processus aléatoire bidimensionnel

- **Textures directionnelles**

Les textures directionnelles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent principalement par certaines orientations privilégiées. Un exemple de cette catégorie de texture est exposé sur (figure (1.2) Image D37, D68 et D18). La texture (D68) laisse apparaître des lignes verticales, tandis (D37 et D 18) laissent apparaître des lignes inclinés. Ces différentes catégories de textures montrent qu'il est difficile de donner une définition précise de ce genre de texture. Nous avons d'un côté une information structurale et constructive, et d'un autre coté une information désordonnée et plus difficile à décrire même visuellement.

2.3. Les bases de données de textures

Il existe différentes bases de données de texture appliqué dans les différents domaines d'applications et test des algorithmes. Brodatz a établi un catalogue de texture à des fins de synthèse d'images texturées (Brodatz, 1966). Ce catalogue est le plus connue et le plus utilisé comme une référence en matière de base de test pour les chercheurs travaillant sur la texture. Il s'agit de 112 images de textures distribuées sur 13 classes (sable, herbe, bulles, eau, bois, etc.) ayant chacune seize variantes différentes. Ces images sont classiquement utilisées pour valider les différentes méthodes d'analyse de texture. La figure suivante donne un exemple de six images de textures tirées de l'album de Brodatz représentés dans l'ordre de gauche à droite et de haut en bas: gazon (D9), tissu de laine (D19), cailloux (D23), l'eau (D38), grain de bois (D68) et raphia (D84).

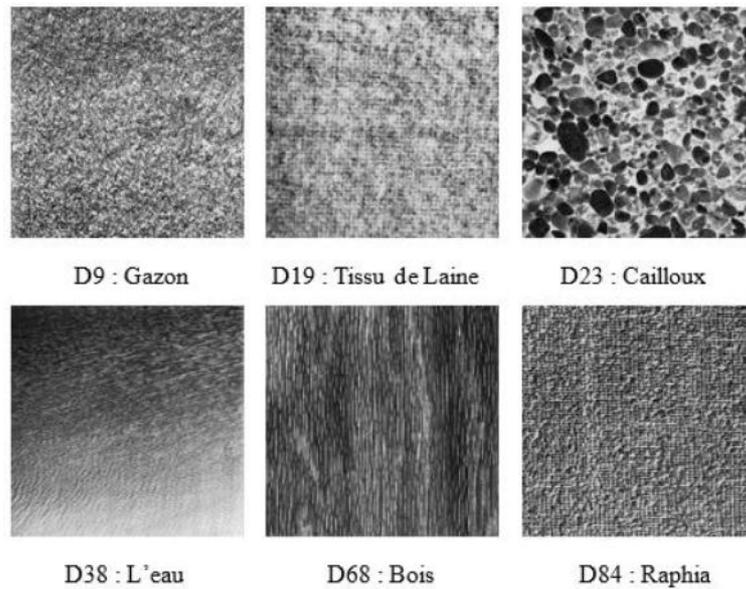


Figure 1.2 : Exemples de textures issues de l'album de Brodatz, de gauche à droite et de haut en bas : D9 (Gazon), D19 (Tissu de Laine), D23 (Cailloux), D38 (L'eau), D68 (Bois) et D84 (Raphia).

3. L'os

3.1. Définition de l'os [4, 5]

Le squelette humain adulte est composé de 206 os. L'os est un ensemble de tissus. Un tissu est un ensemble de cellules semblables et de même origine, regroupées en amas, réseau ou faisceau (fibre). Un tissu forme un ensemble fonctionnel, c'est-à-dire que ses cellules concourent à une même fonction.

L'os est un tissu dur, rigide et fortement minéralisé (calcifié) entrant naturellement dans la composition du squelette du corps humain et lui donne sa structure. Sa rigidité garantit le soutien de poids du corps et de protéger les parties molles, et renferme la moelle, qui produit les cellules sanguines. Leurs formes variables aux différentes articulations assurant le mouvement du corps.

Le tissu osseux est constitué d'eau (environ 1/4 du poids de l'os), de matières organiques (environ 1/3 du poids de l'os, dont la majeure partie est représentée par une protéine, l'osséine) et de sels minéraux inorganiques (le calcium, le phosphore, et le magnésium prédominant, bien que l'on trouve également du fer, du sodium, du potassium, du chlore, et du fluor en petites quantités).

L'os est un tissu minéralisé (de collagène, d'hydroxyapatite, d'eau et de protéines) en perpétuelle reconstitution. Ce modelage, rapide durant l'enfance et diminuant en fonction de l'âge, est assuré par trois types cellulaires : les ostéoblastes qui construisent le tissu osseux, les ostéoclastes qui le détruisent et les ostéocytes qui en assurent la maintenance. Cette structure et cette capacité de renouvellement confèrent à l'os une grande partie de sa résistance mécanique permettant ainsi le maintien des fonctions mécaniques et métaboliques.

3.2. Classification des différents types d'os

Les os ont des formes irrégulières, ainsi ils peuvent être classifiés en trois groupes ou catégories : des os longs, des os plats, des os courts, d'après les rapports leur longueur, largeur et épaisseur :

- **Les os plats** (omoplates, os de la voûte crânienne, côtes, etc.) qui ont une épaisseur réduite alors que la longueur et la largeur sont variables.
- **Les os courts** (vertèbre, carpes, tarses, calcaneum, les os de la main et du pied, etc.) qui ont presque tous une forme cubique ou proche, certains sont très petits, d'autres plus volumineux, ayant tous leurs dimensions (largeur, longueur, hauteur) à peu près égales.
- **Les os longs** (les os des membres : humérus, radius, cubitus (ulna), fémur, tibia, péroné) présentent une partie moyenne (corps cylindrique), la diaphyse et deux extrémités (deux têtes), les épiphyses qui forment les surfaces articulaires cartilagineuses. La métaphyse est la zone de transition entre la diaphyse et l'épiphyse. C'est entre la métaphyse et l'épiphyse que se trouve le cartilage de conjugaison, responsable de la croissance en longueur de ces os ; il n'existe que chez l'enfant [4].

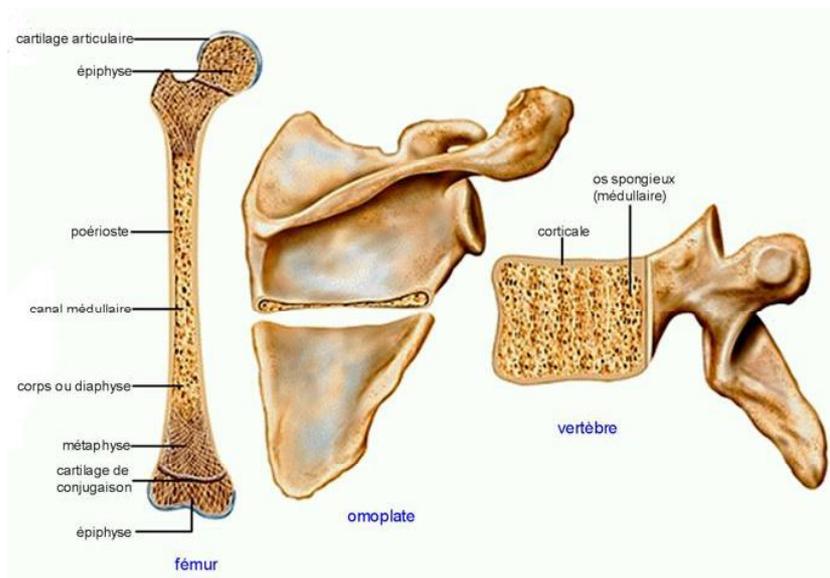


Figure 1.3 : Les trois variétés d'os : os long, os plat, os court [4].

3.3. Fonctions du tissu osseux

Le tissu et système osseux assurent plusieurs fonctions fondamentales :

1. Sert de soutien aux tissus mous et de point d'attache aux muscles squelettiques.
2. Protège des organes internes.
3. Permet le mouvement, de concert avec les muscles squelettiques.
4. Emmagasine et libère de minéraux ; réservoir à plusieurs minéraux (en particulier le calcium et le phosphore).
5. Contient de la moelle osseuse rouge qui produit les cellules sanguines.
6. Contient de la moelle osseuse jaune, qui emmagasine les graisses.

3.4. Composition de l'os

Le tissu osseux est composé de cellules (ostéoblastes, ostéocytes, ostéoclastes) et d'une matrice extracellulaire. La matrice extracellulaire occupe 95% du volume tissulaire et peut être subdivisée en matrice organique (22%) composée de collagène type I (90% de la matrice organique osseuse), de matrice inorganique ou minérale (69%) constituée de cristaux d'hydroxyapatite et de carbonate de calcium. L'os représente un réservoir de calcium (98% du calcium de l'organisme). De ce fait, il confère à l'os sa rigidité et sa force mécanique. Et enfin, la teneur en eau d'environ 9% est variable en fonction de l'âge et de degré de minéralisation [6].

3.5. Structure osseuse

Le tissu osseux est composé de deux types de structure :

- L'os cortical ou compact,
- L'os spongieux ou trabéculaire.

On distingue aisément deux types de structures osseuses : l'os compact (ou cortical) et l'os spongieux (ou trabéculaire). Le premier se trouve à la périphérie. Le second, creusé de petites cavités, se trouve au centre. L'os cortical représente 80 % de la masse osseuse contre 20 % pour l'os spongieux [7].

3.5.1. L'os cortical appelé *os compact* se trouve à la périphérie de l'os, c'est la partie osseuse dense, dure et très résistante. Il est formé d'ostéons et des ensembles de lamelles osseuses cylindriques. Il résiste à la pression et aux chocs et protège la partie interne de l'os constitué de l'os spongieux. Bien que le tissu cortical constitue 80% de la masse osseuse, il représente 20% de la surface osseuse.

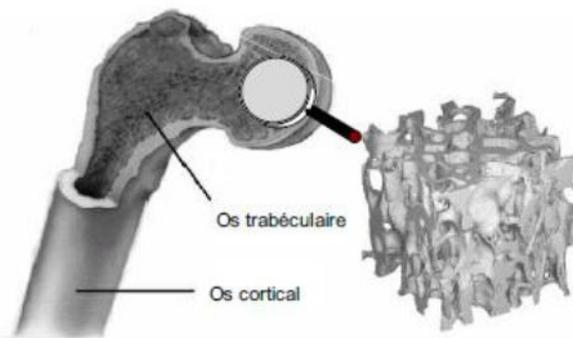


Figure 1.4 : Structure osseuse : os cortical et os trabéculaire.

Le tissu osseux compact forme la corticale externe de l'os et protège la partie interne constituée de tissu spongieux (parcouru de trabécules). Cette coque d'os compact est particulièrement épaisse dans la portion moyenne du corps des os longs, ce qui leur donne la rigidité nécessaire. L'os compact est recouvert par le périoste [7].

3.5.2. L'os spongieux appelé *os trabéculaire* formé de tiges, plaques et travées de soutien (présente une structure en éponge). Il est constitué d'un maillage de travées dont l'épaisseur est de l'ordre de 50 à 150 μm , avec un espacement entre travées de 500 à 1000 μm . Les espaces situés entre les trabécules sont occupés par la moelle osseuse. Ces travées forment un réseau de lamelles entrecroisées et disposées de façon irrégulière. Il est présent dans les os courts, plats et dans les épiphyses des os longs. Bien que le tissu trabéculaire constitué 20% de la masse osseuse, présente une grande surface osseuse (80%) et est sensible aux variations métaboliques.

Le tissu osseux spongieux (ou trabéculaire) est la partie interne poreuse de l'os, située sous la corticale de tissu compact. Ainsi appelée en raison de sa structure en éponge, faite de travées osseuses, la couche spongieuse offre en réalité une très grande résistance à l'écrasement. Le tissu spongieux est surtout présent au niveau des épiphyses des os longs, sur lesquelles s'exercent les forces de compression les plus importantes [7].

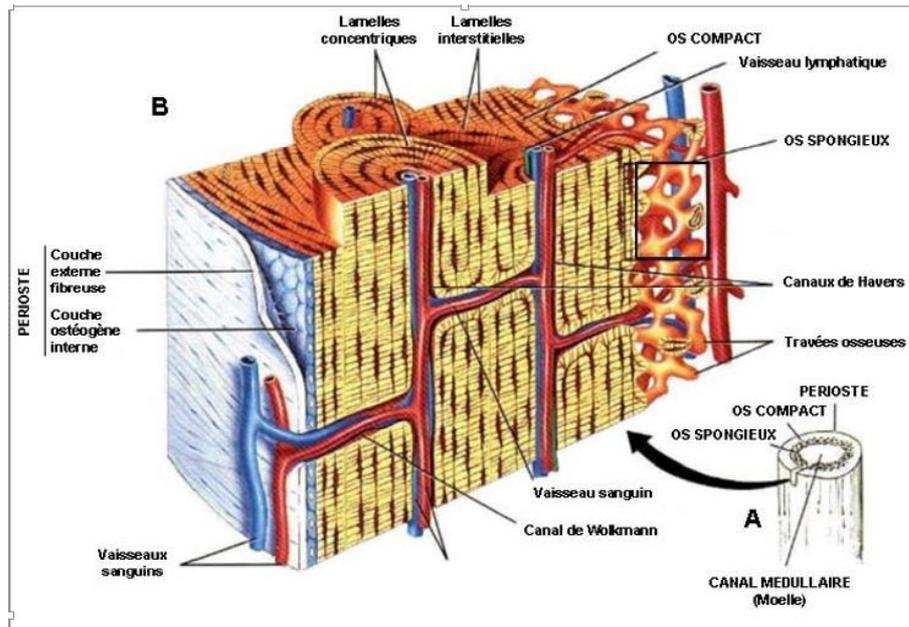


Figure 1.5 : Structure microscopique du tissu osseux [4].

3.6. Le cycle de renouvellement de l'os (remodelage osseux) [7, 8]

Le capital osseux se constitue au cours de la vie par les mécanismes de modelage et de remodelage. Le tissu trabéculaire est constitué par un ensemble de travées (plaques et piliers) dont la répartition est hautement anisotrope : les travées se disposent parallèlement à la résultante des lignes de contraintes. La microarchitecture trabéculaire apparaît conditionnée par les contraintes mécaniques qui s'exercent sur les pièces squelettiques.

Les os sont vivants et se renouvellent toujours avec un pourcentage de 10% chaque année. Ce "remodelage osseux" est indispensable au maintien des fonctions mécaniques et métaboliques de notre squelette. Ce processus est assuré par quatre variétés de cellules :

- Les **ostéogéniques** sont des cellules souches capable de se divisé et leur cellule fille se transforme en ostéoblaste. Elles sont présentes à la partie interne du périoste.
- Les **ostéoblastes** chargés de fabriquer l'os nouveau en partie grâce au calcium en comblant les trous (formation) "creusés" par les ostéoclastes.
- Les **ostéocytes** qui sont d'anciens ostéoblastes (à l'état de repos). Chargés d'entretenir la matrice osseuse, ils sont logés dans une lacune appelée ostéoplaste.
- Les **ostéoclastes** chargés de détruire l'os ancien en y creusant des trous (résorption) ;

Les ostéoblastes et les ostéoclastes travaillent ensemble pour remplacer le cartilage calcifié par le tissu osseux. L'os subit ainsi un remaniement constant (l'os est continuellement

résorbé et reconstruit). Bien que ce phénomène de remaniement soit le propre de tout os sain, la reconstruction de l'os est quelque peu ralentie avec l'âge, ce qui explique pourquoi les fractures se réparent beaucoup plus lentement chez les personnes âgées. Dans le cas de la ménopause, un déséquilibre apparaît entre les phénomènes de reconstruction et de résorption au profit du dernier, les os sont ainsi fragilisés [7].

Par la contribution de ces différentes cellules, on peut dire que le tissu osseux est un tissu en remodelage permanent [8].

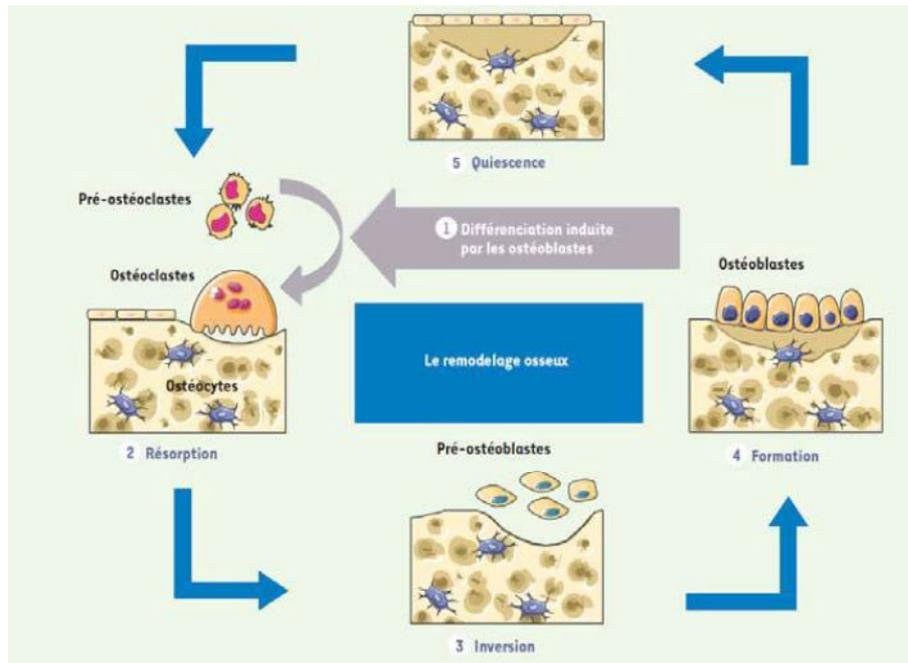


Figure 1.6 : le processus de remodelage osseux [9].

Chez l'adulte en général, la phase de résorption dure 5 à 10 jours. La phase d'inversion dure 30 à 35 jours et alors que la phase de formation peut prendre de 50 à 100 jours. Un cycle de remodelage osseux peut donc prendre de 3 à 6 mois. On estime que 5 à 10% du squelette est renouvelé chaque année du fait du remodelage osseux [9].

3.7. La microarchitecture osseuse

La microarchitecture osseuse est la répartition non homogène (irrégulière) des travées, des plaques et des tubes dans l'espace (anisotropie). Dans le tissu osseux compact, les ostéons sont assemblés de telle sorte que l'axe du canal de Havers est parallèle à la contrainte qui s'exerce sur la pièce squelettique. Dans le tissu trabéculaire, les plaques sont disposées parallèlement aux contraintes, les piliers transverses assurent la cohésion de l'ensemble du système.

La microarchitecture osseuse de l'os trabéculaire est formée d'un réseau complexe constitué de tubes, de plaques et de jonctions. La figure (1.7) donne un aperçu du type de structures rencontrées.

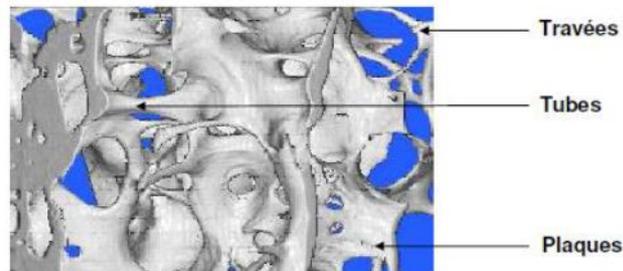


Figure 1.7 : L'architecture trabéculaire osseuse.

La microarchitecture osseuse de l'os trabéculaire est un facteur important dans l'appréciation de la qualité du tissu osseux. La qualité osseuse est comprise actuellement comme un ensemble de nombreux facteurs interagissant entre eux pour donner à l'os sa compétence biomécanique. La valeur biomécanique du matériau dépend d'une part de son volume mais aussi de sa répartition spatiale, c'est à dire de sa microarchitecture.

3.8. Qualité du tissu osseux

La qualité osseuse est un concept global qui fait maintenant partie intégrante de la définition de l'ostéoporose. Les composants de la qualité osseuse (matrice, minéral et activité de remodelage) sont étroitement contrôlés par l'activité des cellules osseuses (ostéoclastes, ostéoblaste et ostéocytes). Ainsi les ostéoblastes régulent la résorption osseuse. Les ostéocytes longtemps oubliés contribuent également à réguler la qualité osseuse.

4. Maladie osseuse

4.1. L'ostéoporose

Le terme **ostéoporose** (poros=pore ; ose=affection chronique), désigne littéralement la porosité des os (figure 1.8), le problème majeur est que la résorption osseuse s'effectue plus rapidement que le dépôt de matière osseuse. Ce trouble est causé en grande partie par une déplétion de l'organisme en calcium. La masse osseuse diminue à un point tel que les os se fracturent, souvent. L'ostéoporose est responsable des fractures, principalement les fractures

des hanches, du poignet et aux vertèbres. L'ostéoporose atteint tous le système osseux. La maladie frappe surtout les adultes d'âge moyen et les personnes âgées, dont 80% sont des femmes. Les femmes âgées sont atteintes de l'ostéoporose plus souvent que les hommes, surtout dans la période de la ménopause où la production d'œstrogènes diminue considérablement et brusquement [10].

4.2. Définition de l'ostéoporose selon OMS

Selon l'OMS (l'Organisation Mondiale de la Santé) en 1992, l'ostéoporose est une « Affection généralisée du squelette caractérisée par une masse osseuse basse et une altération de la microarchitecture du tissu osseux responsable d'une augmentation de la fragilité, et par conséquent, du risque de fracture ». La baisse de la masse osseuse, la détérioration de la microarchitecture osseuse et le déséquilibre entre les différentes variétés cellules osseuses engendrent une perte progressive de la densité osseuse. Ces variations sont à l'origine d'une plus grande porosité osseuse. De tels os sont plus poreux, donc plus vulnérables à la rupture, ce qui explique le risque élevé de fracture. Ainsi, les fractures de la hanche, des vertèbres, et du radius distal sont plus fréquentes. L'ostéoporose est une des maladies chroniques les plus coûteuses.

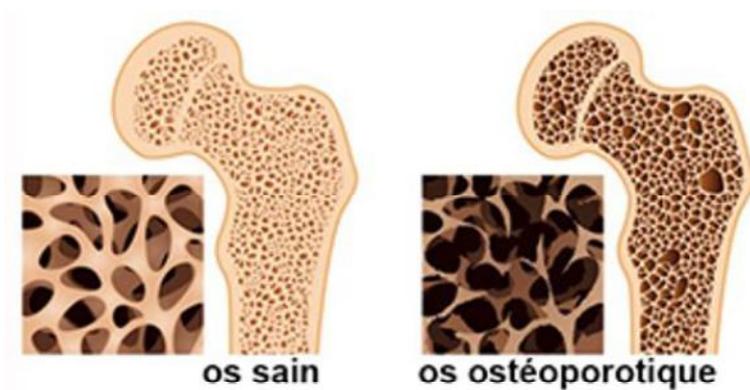


Figure 1.8 : Os sain et os ostéoporotique

Selon des critères densitométriques : les résultats de l'absorptiométrie à rayon X sont alors exprimés en T-Score (voir tableau 1.1) (différence en écart-types, entre la densité osseuse mesurée et la densité osseuse théorique de l'adulte jeune de même sexe possédant une masse osseuse maximale, au même site osseux et de la même origine technique) :

- T-Score supérieur à -1, déviation standard (DS) : normal ;
- T-Score compris entre -1 et -2,5 DS : ostéopénie ;

- T-Score inférieur à -2,5 DS : ostéoporose.

Tableau 1.1 : Critère définis par l’OMS pour la classification des patients par la densité minérale osseuse (DMO) mesuré par Absorptiométrie Bi-photonique à rayon X.

Classification	T-Score
Densité osseuse normale	$T - Score > -1$
Densité osseuse faible (Ostéopénie)	$-1 < T - Score \leq -2,5$
Ostéoporose	$T - Score \leq -2,5$
Ostéoporose sévère	$T - Score \leq -2,5 + 1$

L’examen actuel pratiqué posant le diagnostic de l’ostéoporose est la densitométrie par absorptiométrie biphotonique ; le seuil retenu par l’Organisation Mondiale de la Santé (OMS) signant une ostéoporose à risque fracturaire est un T-score inférieur à -2.5 écart-type, en comparaison à la valeur moyenne de la densité minérale osseuse (DMO) d’une population de jeune de même sexe.

Les causes de l’ostéoporose sont multiples, on peut citer :

- Manque d’activités physiques, ce qui fragilise la structure de l’os.
- La malnutrition dans la mesure où l’insuffisance des protéines entraîne la malformation de la matrice osseuse.
- Le manque de vitamine C, qui est nécessaire pour la sécrétion de substances intercellulaires, y compris la formation du tissu stéroïdes par les ostéoblastes.
- Post-ménopause : qui correspond au déficit en œstrogènes, donc manque de sécrétion d’œstrogènes nécessaires pour diminuer le nombre et l’activité des ostéoclastes.
- La vieillesse, dans laquelle l’hormone de croissance et d’autres facteurs de croissance diminuent considérablement.
- Alcool et tabagisme.

La mesure de la densité minérale osseuse (DMO) par absorptiométrie biphotonique à rayon X constitue actuellement la technique de référence pour la mesure de la densité osseuse. Cette technique permet d’obtenir une masse surfacique couramment appelé densité minérale osseuse (DMO) en (g/cm²).

Parmi les méthodes de dépistage de l’ostéoporose, nous citons :

- La biopsie osseuse : fortement invasive, elle est exclue des investigations cliniques de routine.

- La mesure de la Densité Minérale Osseuse (DMO) ou ostéodensitométrie ou encore absorptiométrie bi-photonique (DXA :Dual energy X-ray Absorptiometry) : elle repose sur la mesure de l'atténuation des photons (rayons X) par les tissus osseux. C'est actuellement l'examen clinique de référence.
- L'ultrasonographie quantitative mesure la vitesse et l'atténuation d'une onde ultrasonore transmise à travers le talon.
- L'imagerie médicale, depuis la radiologie conventionnelle jusqu'aux modalités les plus récentes de la tomодensitométrie (CT scanner) et de l'IRM, apporte des informations nouvelles sur la microarchitecture osseuse.

4.3. Bilan osseux

Lors de la croissance, le bilan entre formation et résorption osseuse est positif, puis après un pic de masse osseuse généralement atteint autour de 20 à 35 ans, le bilan devient discrètement négatif avec une perte minérale osseuse en rapport avec une ostéogénèse ne composant pas tout à fait la perte liée à l'activité ostéoclastique.

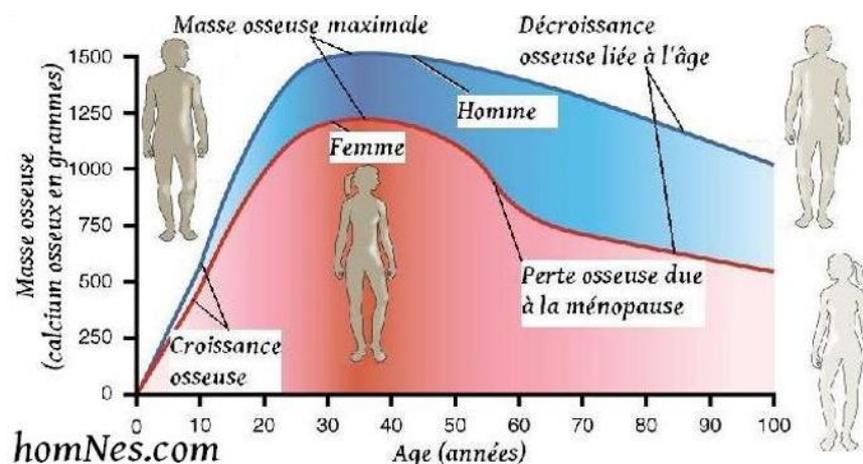


Figure 1.9 : Evolution de la masse osseuse avec l'âge.

4.4. L'Ostéodensitométrie (DMO)

Le diagnostic actuel de l'ostéoporose repose sur une mesure de Densité Minérale Osseuse (DMO). Cette technique consiste à mesurer l'atténuation des rayons X à travers une région osseuse. La méthode de mesure de référence actuelle appelée DXA (Dual energy X-ray Absorptiometry) consiste à utiliser un faisceau de rayons X avec 2 énergies différentes.

La méthode de référence pour apprécier la qualité de l'os est aujourd'hui l'absorptiométrie biphotonique à rayons X. Elle consiste à émettre des photons en direction d'un os, que celui-ci absorbe en partie. Un détecteur de photons est installé de l'autre côté de l'os. Plus l'os est dense, moins nombreux sont les photons qui atteignent le détecteur. On mesure alors ce qui reste du rayonnement après sa traversé de l'os, ce qui renseigne sur sa densité.

Les résultats sont exprimés en pratique par la mesure de la densité minérale osseuse (DMO) et par l'écart T-Score déjà vus en tableau (1.1) mesuré sur les sites d'analyse (rachis lombaire, fémur, et parfois poignet) vis-à-vis d'une population témoin d'adultes jeunes (20 à 30 ans présentant le maximum de masse osseuse) de même sexe et de même ethnie. Ces mesures sont indispensables à la prise en charge de l'ostéoporose mais ne sont pas le seul élément à prendre en compte pour la décision thérapeutique qui revient au médecin traitant et au rhumatologue [11].

Bien que l'examen d'évaluation de la densité minérale osseuse par DEXA soit actuellement la seule technique reconnue en clinique pour diagnostiquer l'ostéoporose, la DMO seule ne suffit pas pour prédire le risque de fracture, ainsi elle permet d'obtenir une projection de la répartition de la densité minérale osseuse globale moyenne de l'os cortical et spongieux [12].

Limitations

La DMO reste insuffisante pour la prédiction du risque de fracture. Une DMO normale ne renseigne pas toujours sur une absence de perte osseuse locale et inversement une faible DMO n'est pas toujours révélatrice d'une forte résorption. D'autres techniques plus exploratoires sont en cours de validation ou de recherche afin de compléter le diagnostic.

La différence entre le tissu osseux sain et le tissu osseux ostéoporotique n'est pas d'ordre quantitatif mais qualitatif. L'os ostéoporotique se caractérise par une réduction de volume avec élargissement des mailles du réseau osseux.

5. Texture osseuse

La texture osseuse est une image de l'os qui représente sa microarchitecture que soit texture osseuse trabéculaire ou compact selon l'application visée. Dans notre application, on s'intéresse à l'étude et l'analyse de la texture osseuse trabéculaire pour le dépistage de l'ostéoporose. Ces dernières années, les recherches, concernant la caractérisation et la classification de la texture osseuse basée sur l'analyse fractale et multifractales.

5.1. Etat de l'art de la texture osseuse

L'imagerie médicale constitue un moyen d'apprécier in vivo l'état de la trame osseuse, ce qui est particulièrement important dans le dépistage de l'ostéoporose. Bien que la mesure de la Densité Minérale Osseuse constitue un des principaux indicateurs cliniques de l'ostéoporose, le risque de fragilité osseuse est également lié aux altérations de l'architecture osseuse. Certains sites à risque comme la vertèbre, le talon et le poignet, constituent des zones dont l'étude peut révéler des altérations de la texture trabéculaire, et permet le dépistage précoce de l'ostéoporose. Ce qui explique le fait que de nombreux travaux ont été consacrés ces dernières années à la caractérisation et la classification de la texture osseuse, et notamment par des méthodes d'analyse fractale et multifractale.

Le caractère fractal de l'os trabéculaire a été étudié dans plusieurs applications. Cette propriété, démontrée pour la première fois par Benhamou et al. en 1994 [13], a permis de montrer la validité du formalisme fractal dans ces applications. Ensuite, à partir de cela, plusieurs travaux ont été réalisés, en particulier concernant la comparaison entre les sujets sains et les sujets pathologiques et l'anisotropie de la texture osseuse.

Geoffrey Dougherty et Geoffrey M. Henebry (2001) [14] ont utilisé la signature fractale et la lacunarité fractale pour caractériser la texture de l'os trabéculaire ; ils l'ont appliqué sur les images fractales synthétiques, les images texture de l'album Brodatz et la texture osseuse des vertèbres.

Taleb-Ahmed et al (2003) [15] ont suggéré une manière de caractériser la texture osseuse sur des images de CT-Scan.

Khider et al. (2007) [16] ont proposé une analyse multi résolution pour la classification des textures osseuse trabéculaire pour des images en CT-Scan et en IRM. Ils ont utilisés trois attributs de texture pour la classification ; la moyenne de l'exposant de Holder, la densité du squelette et la variation de direction des gradients.

R. Lopez et al (2009) [17] a présenté un aperçu des différentes méthodes pour l'estimation de la dimension fractale et leur application dans le domaine de l'analyse des signaux médicaux (1D, 2D et 3D) (ECG, EEG, texture trabéculaire osseuse, IRM cérébrale, et des images de mammographies).

K. Harrar et al (2012) [18], ont utilisé les réseaux de neurones, le Perceptron Multicouches (PMC), pour classer les images saines des images pathologiques (ostéoporose) au moyen d'un ensemble de cinq paramètres caractérisant la qualité de la structure osseuse (Age,

le contenu minérale osseux (BMC), la densité osseuse minérale (BMD), l'exposant de Hurst (Hmean) et les paramètres de cooccurrence de texture (COEN). Ils ont validé leur classificateur en utilisant le k-fold Cross validation (CV).

K. Harrar et al (2013) [19], ont proposé une nouvelle méthode pour la microarchitecture osseuse sur les radiographies en fonction de l'estimateur de Whittle piecewise pour la caractérisation de la radiographie osseuse trabéculaire. Un model fractal approprié (par morceaux de mouvement brownien fractionnaire) est utilisé pour caractériser le réseau de l'os trabéculaire et une nouvelle méthode de calcul de l'exposant de Hurst H basée sur l'estimateur Whittle est développé et ensuite comparer les différents estimateurs existants.

L. Houam et al (2014) [12] ont proposé la combinaison de l'information globale et locale afin de mieux saisir les caractéristiques de l'image en utilisant un motif binaire locale (Local Binary Patterns LBP 1D) à une dimension pour la classification de la texture osseuse basé sur des modèles binaires locales (LBP).

6. Conclusion

Pour faire l'analyse des images textures et en particulier l'imagerie médicale ; nous avons fait une étude générale de l'image texture, sa définition, les différentes classifications des textures. Puis une étude générale du tissu osseux, la définition de l'os, sa composition, sa structure et le remodelage osseux. Et nous sommes intéressés à l'étude de l'ostéoporose comme maladie osseuse qui présente un problème de santé mondiale. Mais aussi étudier de la texture osseuse et enfin réaliser un état de l'art sur la l'analyse et la classification de la texture osseuse.

7. Références

- [1] R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. H. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, 1973.
- [2] Bernd Jähne, "Digital image processing", 5th revised and extended edition, Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York 2002.
- [3] Henri Maitre, « Le traitement des images », Edition Hermès, Lavoisier, 2003.
- [4] Larousse médical 2012.
- [5] S. Zehani, M. Khider, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi. "Analyse Fractale de la Texture : Application à l'Image IRM et CT-Scan de l'Os Trabéculaire", *Revue : Courrier du Savoir – N°12*, Octobre 2011, pp.57-61, Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie, 2011.
- [6] Sara Laurencin-Dalieux, « Rôle de l'acide lysophosphatidique et de son récepteur LPA₁ dans le développement osseux et dentaire : effet paracrine dans le contrôle de

- l'ostéogénèse et la cémentogénèse », Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, 03 Nov. 2010.
- [7] <http://www.doctissimo.fr/html/sante/atlas/fiches-corps-humain/squelette-tissu-osseux.htm>
- [8] Sabine Bensamoun, « Détermination des propriétés mécaniques et morphologiques du tissu musculo-squelettique », Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Compiègne (U.T.C), 09 Dec. 2003.
- [9] <http://tetudiant.blogspot.com/2012/10/le-tissu-osseux.html>
- [10] G. Tortora & S. Grabowski, « Principe d'Anatomie et de Physiologie », 3^{ème} Edition, Vol. 1, 2000.
- [11] <http://www.rim-radiologie.fr/osteodensitometrie.php>
- [12] L. Houam, « contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose », Thèse de Doctorat, Université d'Orléans & Université de Guelma, 2013.
- [13] C. L. Benhamou, E. Lespessailles, G. Jacquet, R. Harba, R. Jennane, T. Loussot, D. Tourliere and W. Ohley, "Fractal organization of trabecular bone images on calcaneus radiographs," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 9, no. 12, pp. 1909-1918, 1994.
- [14] G. Dougherty and G. M. Henebry, "Fractal signature and lacunarity in the measurement of the texture of trabecular bone in clinical CT images," *Medical Engineering & Physics*, vol. 23, no. 6, pp. 369-380, 2001.
- [15] A. Taleb-Ahmed, P. Dubois, and E. Duquenoy, "Analysis methods of CT-scan images for the characterization of the bone texture: First results," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 12, pp. 1971-1982, 2003.
- [16] M. Khider, A. Taleb-Ahmed, P. Dubois and B. Haddad, "Classification of trabecular bone texture from MRI and CT-scan images by multiresolution analysis," in *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, (EMBS 2007), Lyon, France, pp. 5589-5592.
- [17] R. Lopes and N. Betrouni, "Fractal and multifractal analysis: a review," *Medical Image Analysis*, vol. 13, no. 4, pp. 634-649, 2009.
- [18] K. Harrar, L. Hamami, S. Akkoul, E. Lespessailles and R. Jennane, "Osteoporosis assessment using Multilayer Perceptron neural networks," in *Proc. 3rd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*, (IPTA 2012), Istanbul, Turkey, pp. 217-221.
- [19] K. Harrar, L. Hamami, E. Lespessailles and R. Jennane, "Piecewise Whittle estimator for trabecular bone radiograph characterization," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 657-666, 2013.

Analyse de Texture

2

Sommaire du Chapitre

	Page
1. Introduction.....	25
2. Analyses de textures.....	25
3. Prétraitements	26
3.1.Méthodes de prétraitements utilisées	26
3.1.1. Filtre Gaussian.....	26
3.1.2. Filtre Médian	27
3.1.3. Egalisation d’histogramme	27
3.1.4. Réhaussement de contraste	27
4. Extraction des paramètres caractéristiques	28
5. Méthodes d’analyses de textures.....	28
5.1. Méthodes statistiques.....	28
5.1.1. Méthode de premier ordre	28
5.1.2. Méthode de deuxième ordre	30
5.2. Méthodes structurales.....	32
5.3. Analyse de texture par ondelettes	32
5.3.1. La transformée en ondelettes discrètes	33
5.3.2. Le choix de l’ondelette pour l’analyse de texture.....	34
5.4. Analyse de texture par DCT	34
5.5. L’analyse fractale	35
5.5.1. Paramètres fractales.....	36
5.5.2. Méthodes d’estimation de la dimension fractale.....	38
6. Classification des textures par RNA	42
7. Conclusion.....	43
8. Références.....	43

1. Introduction

L'analyse et la classification des textures demeurent l'un des plus grands défis dans le domaine de la vision par ordinateur et de la reconnaissance des formes. L'analyse est un domaine très important du traitement de l'image. Les principales informations dans l'interprétation du message visuel pour un observateur humain sont les contours et/ou les textures. L'analyse de texture, figure (1.1), consiste souvent à extraire un certain nombre de propriétés caractéristiques et à les exprimer sous forme paramétrique. L'étape d'extraction des paramètres précède souvent une étape de décision de manière à pouvoir répondre à des questions telles que : matériau normal ou défectueux ? Tissu biologique sain ou pathologique ? Types de défauts ? ... Les paramètres calculés permettent donc de décrire, de caractériser, de segmenter et d'analyser les images en question. Selon le cas, l'analyse peut être globale ou locale, la notion de localité prenant toute son importance avec la complexité de l'image. Il a une grande variété d'applications telles que médical, biologique, satellitaire ... Il est évident que le choix des paramètres dépend surtout de l'application considérée, par exemple de lier ces paramètres avec les propriétés physiques et biologiques réelles afin de les quantifier ou alors de trouver des similitudes avec des textures de référence afin de les identifier. L'interprétation des informations dans un environnement naturel n'est pas un problème simple. En effet, les textures naturelles sont très irrégulières et ne peuvent être modélisées précisément par les techniques mathématiques actuelles [1].

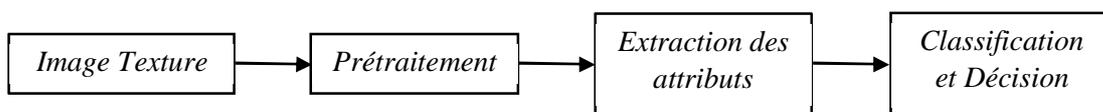


Figure 2.1 : Schéma bloc de l'analyse de texture.

2. Analyse de texture

Le but de l'analyse de texture est d'extraire des paramètres mathématiques de la texture qui serviraient à l'identifier. Dans ce sens, les critères visuels qui ont été retenues pour la texture sont : le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes ont été déjà proposées dans la littérature [1]; Comme les méthodes de filtrage, la morphologie mathématique et l'analyse fractale ; Qui peuvent être classés en deux classes, l'analyse structurale et l'analyse statistique. Dans l'analyse structurale, l'image est décrite en termes d'éléments de texture et de leurs relations spatiales. Et dans l'analyse statistique, la texture est quantifiée sur la base de la distribution spatiale locale des paramètres de valeurs de gris tels que les matrices de cooccurrence et les paramètres de Haralick [2-6]. L'anisotropie (contraire à isotrope) est la propriété d'être dépendant de la direction. Quelque chose d'anisotrope peut présenter des caractéristiques différentes selon son orientation [7].

3. Prétraitement

Le prétraitement est une phase indispensable avant toute analyse des images. C'est l'ensemble des opérations effectuées sur une image, soit pour l'améliorer, soit pour la restaurer. C'est-à-dire pour restituer aussi fidèlement que possible l'image d'origine. Il consiste à mettre en forme les images, et réduire les artefacts d'acquisition (bruits) afin d'améliorer la qualité de l'image avant d'appliquer les traitements nécessaires à l'analyse [8].

Les sources de bruit d'une image sont nombreuses et diverses :

Bruits liés aux conditions de prise de vue (bougé, éclairage de la scène, ...),

- Bruits liés aux capteurs (appareil numérique de bas de gamme),
- Bruits liés à l'échantillonnage,
- Bruits liés à la nature de la scène (poussière, rayure, ...).

Le filtrage est une des méthodes les plus courantes de réduction de bruit dans une image. Son but est de diminuer l'amplitude des perturbations liées au bruit, en préservant et en accentuant les zones de transitions. On peut définir le filtrage comme le processus de remplacement d'un pixel par une valeur qui est fonction des données à proximité du pixel. On distingue plusieurs types de filtres, parmi lesquels les filtres linéaires et les filtres non linéaires. Les filtres linéaires sont réalisés par la convolution de l'image avec un noyau également appelé masque.

3.1.Méthodes de prétraitement utilisées

3.1.1. Filtre Gaussien

C'est un filtre linéaire passe-bas de convolution couramment utilisé en traitement d'image pour le lissage et l'atténuation du bruit. Une gaussienne à deux dimensions est donnée par l'expression suivante :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.1)$$

Le paramètre σ permet de régler facilement le degré de filtrage. Ce filtre accorde une grande importance aux pixels proches du pixel central, et diminue cette importance au fur et à mesure que l'on s'éloigne de lui.

3.1.2. Filtre médian

C'est un filtre non linéaire, qui ne peut donc pas être réalisé avec une convolution de l'image. Il affecte à un pixel la valeur médiane des intensités dans son voisinage de fenêtre impaire (3×3 ou 5×5). Le filtre médian range par ordre croissant les intensités du voisinage, et affecte au pixel central l'intensité qui se trouve au milieu du rangement. Etant donnée une image I à niveaux de gris, le filtre médian transformera I en une image J à niveaux de gris, telle que pour tout pixel p , le niveau de gris $J(p)$ est la médiane des niveaux de gris $I(q)$ des pixels q dans la fenêtre de voisinage impaire.

3.1.3. Egalisation d'histogramme

L'égalisation de l'histogramme est une méthode d'ajustement du contraste d'une image numérique à l'aide de l'histogramme pour améliorer et améliorer la visibilité des caractéristiques significatives et la qualité de l'image. L'amélioration utilisée pour réduire le bruit d'image et augmenter le contraste pour former une étape de prétraitement pour une analyse automatisée ultérieure. L'égalisation d'histogramme consiste à appliquer une transformation de chaque pixel de l'image, et donc à obtenir une nouvelle image à partir d'une opération indépendante de chaque pixel. Cette transformation est construite à partir de l'histogramme cumulatif de l'image originale. La performance de l'amélioration mesurée en termes de moyenne et d'écart-type où la moyenne représente la luminosité moyenne de l'image, alors que l'écart-type décrit le contraste moyen.

3.1.4. Rehaussement de contraste

L'utilisation de rehaussement du contraste améliore la visibilité des paramètres significatifs et la qualité de l'image qui va réduire le bruit et augmente le contraste dans l'image donc facilite le processus du diagnostic. Différentes méthodes de rehaussement de contraste existent en littérature comme amélioration à base d'ondelettes, égalisation d'histogramme, étirement de contraste ... [20]. Pour sa simplicité, sa mise en œuvre facile et sa performance, l'approche d'ajustement de l'intensité telle que 1% des données est saturée à des intensités faibles et élevées de l'image originale, ce qui augmente le contraste et par conséquent la qualité de l'image brute. La fonction de base qui réalise l'amélioration du contraste est donnée par l'équation suivante :

$$G = \min G + (\max G - \min G) \left[\frac{I - \min I}{\max I - \min I} \right]^Y \quad (2.2)$$

Tel que : G est l'image améliorée, et I est l'image originale. $minI$, $maxI$, $minG$, $maxG$ sont respectivement les valeurs maximales et minimales pour chaque image I et G . γ est un facteur pour unifier la texture avec une valeur par défaut égal à 1 [20].

4. L'extraction des paramètres caractéristiques

La deuxième étape dans la classification des images après le prétraitement est l'extraction des paramètres caractéristiques à partir des images à étudier. Dans cette étape, plusieurs niveaux de traitements peuvent se compléter. Une optimisation de la sélection des paramètres peut être incluse dans ce processus, par laquelle le vecteur caractéristique est réduit en dimension, ne retenant que les caractéristiques les plus pertinentes nécessaires à la discrimination et parfois assisté par des connaissances a priori ou des règles. Le but d'une telle technique d'extraction de paramètres est de modifier correctement les données selon le contexte spécifique du problème aux fins de l'analyse automatisée. Puisque le contenu d'information d'un ensemble d'échantillons du signal qui constitue un vecteur modèle dépasse habituellement de loin ce qui est nécessaire pour l'analyse, les techniques d'extraction de paramètres réduisent la dimensionnalité des données en rapportant le vecteur de paramètres à N dimensions ($N < M$) dont les composants se nomment paramètres pertinents. Les paramètres pertinents des vecteurs à dimension réduite permettent une implémentation simple, efficace et un temps de calcul réduit. Le choix de la technique qui permet l'extraction des paramètres pertinents est très importante, puisque les paramètres extraits doivent conserver le maximum d'informations significatives. Ce choix est primordial car il influence vivement sur la tâche de classification.

5. Méthodes d'analyse de texture

Les méthodes statistiques étudient les relations entre un pixel et ses voisins. Dans ce cas la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Ces méthodes sont utilisées pour caractériser des structures fines, sans régularité apparente. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels (1 à n) mis en jeu est important. En imagerie médicale, l'étude se fait surtout sur des tissus mous ayant des structures tout à fait aléatoires et le plus souvent non homogènes, c'est pourquoi ce type de méthode sera préférentiellement utilisé. Vu que la texture est décrite par les statistiques de la distribution de ces niveaux de gris (ou intensité).

5.1. Méthodes statistiques

5.1.1. Méthodes du premier ordre

L'analyse par les méthodes de premier ordre se fait au niveau des pixels individuels d'une région de l'image (ROI). Les paramètres sont calculés à partir de l'histogramme des intensités (ou

histogramme du premier ordre). Celui-ci décrit, au niveau de la ROI choisie, la fréquence d'apparition de chaque niveau sur l'échelle des gris.

La moyenne, la variance, le "skewness" et le "kurtosis" sont les paramètres le plus souvent utilisés pour caractériser une texture.

La moyenne donne la valeur moyenne (ou intensité moyenne) des niveaux de gris appartenant à tous les pixels de la ROI. Ce paramètre représente l'emplacement de l'histogramme sur l'échelle des niveaux de gris.

$$MOY = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M I(x, y) \quad (2.3)$$

où $I(x, y)$ représente la valeur du niveau de gris du pixel (x, y) .

$M \times N$ est un facteur de normalisation qui correspond au nombre total de pixels.

1- La variance correspond au moment d'ordre 2. Elle mesure la répartition des niveaux de gris autour de la valeur moyenne.

$$VAR = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (I(x, y) - MOY)^2 \quad (2.4)$$

2- Le "skewness" (dissymétrie) correspond au moment d'ordre 3 centré autour de la moyenne. Ce paramètre mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique.

$$SKEW = \frac{1}{M \times N} \sum_{x,y} (I(x, y) - MOY)^3 \quad (2.5)$$

Le « kurtosis » (l'aplatissement) correspond au moment d'ordre 4 centré autour de la moyenne. Il caractérise la forme du sommet de l'histogramme : plus le kurtosis est faible et plus le sommet de l'histogramme est arrondi.

$$KURT = \frac{1}{M \times N} \sum_{x,y} (I(x, y) - MOY)^4 \quad (2.6)$$

5-Le rapport "signal-sur-bruit"

En imagerie le SNR peut être défini de la façon suivante :

$$SNR = \frac{MOY}{\sqrt{VAR}} \quad (2.7)$$

Il correspond au rapport de la moyenne sur l'écart type. Ce paramètre permet de rendre compte de l'hétérogénéité d'une texture. Une texture hétérogène possèdera un signal sur bruit faible car la variance sera élevée.

6- Les percentiles p_i

Ils sont déterminés par extrapolation sur l'histogramme cumulé. Celui-ci correspond à la fréquence cumulée d'apparition d'un niveau de gris. p_i correspond à la proportion (en %) de pixels ayant une valeur de niveaux de gris inférieure à la valeur correspondant à p_i .

5.1.2. Les méthodes de second ordre

Dans les méthodes de premier ordre, qui correspondent à une description de l'histogramme des niveaux de gris, il n'y a pas d'informations sur la localisation du pixel. Il est donc nécessaire d'utiliser des méthodes d'ordres supérieurs pour une analyse plus précise.

L'ordre de la méthode est donnée par le nombre des pixels mis en jeu dans le calcul des paramètres, c'est la probabilité d'ordre deux $P(x, y)$.

La matrice de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence ont été introduites par Haralick et al. en 1973 [3], c'est une méthode très utilisée dans l'analyse de textures. Cette matrice contient une masse très importante d'informations difficilement manipulables. C'est pour cela qu'elle n'est pas utilisée directement mais à travers des mesures dites indices de texture (les quatorze coefficients d'Haralick [3]). Bien qu'ils ont corrélés entre eux, ils réduisent l'information contenue dans la matrice de cooccurrence et permettent une meilleure discrimination entre les différents types de textures. Le choix du vecteur de déplacement et l'angle d'orientation donne différentes matrices de cooccurrence et par conséquent différents coefficients d'Haralick [9].

La matrice de cooccurrence permet de déterminer la fréquence d'apparition des paires de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de probabilité $P(N_i, N_j, d, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris N_i apparaît à une distance relative (d) d'un pixel de niveau de gris N_j et selon l'orientation de la droite reliant ces deux pixels par rapport à l'horizontal θ . On prend généralement pour valeurs $d = 1$, et $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, \text{ et } 135^\circ$. La taille de la matrice est $N_g \times N_g$, où N_g correspond au maximum de niveau de gris de l'image. Pour réduire la taille de la matrice et minimiser les calculs, on choisit le plus souvent $N_g = 8, 16$ ou 32 . La figure (2.2), présente les relations de voisinage entre pixels par rapport à l'orientation nécessaire au calcul des matrices de cooccurrence [9].

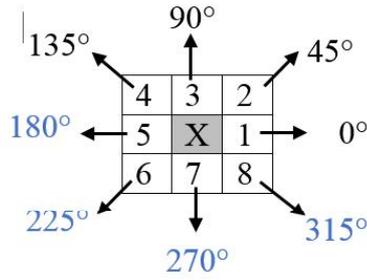


Figure 2.2: Les pixels les plus proches voisins du pixel 'X' selon les différentes directions.

On définit généralement les matrices symétriques de cooccurrence qui sont construites selon les relations suivantes :

$$\begin{aligned}
 M(d, 0^\circ) &= M^t(d, 180^\circ) \\
 M(d, 45^\circ) &= M^t(d, 225^\circ) \\
 M(d, 90^\circ) &= M^t(d, 270^\circ) \\
 M(d, 135^\circ) &= M^t(d, 315^\circ)
 \end{aligned}
 \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} M(d, 0^\circ) &= M^t(d, 180^\circ) \\ M(d, 45^\circ) &= M^t(d, 225^\circ) \\ M(d, 90^\circ) &= M^t(d, 270^\circ) \\ M(d, 135^\circ) &= M^t(d, 315^\circ) \end{aligned}} \right\} (2.8)$$

Par exemple, la matrice symétrique associée à la direction 0° sera de la forme :

$$S_0(d) = \frac{1}{2} [M(d, 0^\circ) + M(d, 180^\circ)] \quad (2.9)$$

Une fois la matrice symétrique est réalisée, il est possible d'extraire les paramètres de la statistique d'ordre 2 (Haralik 73). Parmi les paramètres de la texture les plus utilisés et les plus pertinents extrait de la matrice de cooccurrence, on peut citer les six paramètres : l'énergie, le contraste, l'entropie, la variance, la corrélation, moment de différence inverse (ou l'homogénéité) [9].

L'énergie :

$$ENE = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta)^2] \quad (2.10)$$

Le contraste : CST, sa valeur est d'autant plus élevée que la texture présente des passages d'un pixel très clair à un autre très foncé dans l'image (fort contraste). Ce paramètre est fortement non corrélé à l'énergie.

$$CST = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [(N_i - N_j)^2 \times P_{N_i, N_j}(d, \theta)] \quad (2.11)$$

L'entropie : ENT, mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs pour les textures complètement aléatoires.

$$ENT = - \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta) \times \log_2(P_{N_i, N_j}(d, \theta))] \quad (2.12)$$

La variance : VAR, la variance mesure l'hétérogénéité de la texture. Sa valeur augmente lorsque les niveaux de gris diffèrent par rapport à leur moyenne. Ce paramètre est indépendant du contraste.

$$VAR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [(N_i - \mu)^2 \times P_{N_i N_j}(d, \theta)] \quad (2.13)$$

La corrélation : COR, ce paramètre mesure la dépendance linéaire relative au déplacement "d" des niveaux de gris dans l'image. Ce paramètre n'est corrélé ni à l'énergie, ni à l'entropie.

$$COR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{(N_i - \mu)(N_j - \mu) \times P_{N_i N_j}(d, \theta)}{\sigma^2} \right] \quad (2.14)$$

Le moment de différence inverse : IDM (pour *Inverse Difference Moment*), à l'inverse de la variance ce paramètre, mesure l'homogénéité de la texture de l'image. Il est corrélé à une combinaison linéaire des paramètres *ENE* et *CST*.

$$IDM = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{P_{N_i N_j}(d, \theta)}{1 + (N_i - \mu)^2} \right] \quad (2.15)$$

Tous ces attributs sont définis pour une valeur de déplacement "d", donc, le choix de ce paramètre est déterminant pour l'obtention d'un résultat de qualité, cependant, il n'existe pas de règles pour choisir la bonne valeur de déplacement. De nombreuses études ont été menées afin de caractériser et classifier des textures osseuses à l'aide de ces paramètres.

5.2. Méthodes structurelles

Les méthodes structurelles tiennent compte de l'information structurelle et contextuelle d'une forme. Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les "règles" d'arrangement qui les relient. Et sont particulièrement bien adaptées aux textures macroscopiques (ordonnées) possédant des primitives qui se répètent dans les images en des positions suivant une certaine loi.

Les étapes d'analyse sont d'abord l'identification des éléments constitutifs, puis la définition des règles de placement. Les deux structures les plus importantes sont les structures de graphe et les structures syntaxiques.

A la différence des méthodes précédentes, les méthodes structurelles permettent de synthétiser des textures en modifiant ces règles d'arrangement. De telles méthodes semblent plus adaptées à l'étude de textures périodiques ou régulières.

5.3. Analyse de texture par ondelettes

Ces dernières années, des travaux menés en traitement d'images ont démontré que la décomposition en ondelettes permet de caractériser efficacement le contenu textural des images (Mallat, 1989) [10]. En effet, plutôt que de chercher à représenter la texture directement

dans le domaine spatial, l'espace de la transformée en ondelettes permet d'analyser indépendamment chaque sous bande issue de la décomposition dans un schéma de représentation multi-échelles et multi-orientations de la texture [11].

L'analyse statistique d'une transformation linéaire d'image, permet de distinguer les textures. L'ondelette est une telle transformée, et permet de discriminer différentes textures dont les statistiques de premier ordre sont identiques. Dans la plupart des articles traitant de l'analyse de la texture par ondelettes, l'algorithme de Mallat [10] est le plus utilisé [12].

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique capable de transformé un signal d'énergie finie dans l'espace spatial, en un autre signal d'énergie finie dans le domaine spatio-fréquentiel. Les composantes de ce nouveau signal sont appelées les coefficients d'ondelettes. Ces coefficients renseignent sur la variation locale des niveaux de gris autour d'un pixel donné de l'image. L'analyse par ondelettes est localisée en espace et en fréquence.

S. Mallat [10] a proposé un algorithme de décomposition multi-résolution basé sur la transformée en ondelettes. L'algorithme décompose une image en entrée en un ensemble des images en détails (détail horizontal, détail vertical et détail diagonal) et une image d'approximation.

5.3.1. La transformée en ondelettes discrète DWT

La transformée en ondelettes est un outil qui a trouvé d'innombrables applications en traitement du signal, et plus particulièrement en traitement d'images. L'ondelette par sa translation et dilatation s'adapte avec la forme du signal, et par ses propriétés d'autosimilarité, elle est devenue un excellent moyen de mesure de la corrélation dans les objets fractals. Suivant la théorie de l'analyse multi-résolutions, l'espace est décomposé en sous-espaces d'approximations et de détails, à travers les coefficients d'échelles et d'ondelettes respectivement. Les coefficients d'échelles sauvegardent l'information relative à la texture avec le filtrage passe-bas. Les fonctions d'ondelettes peuvent être interprétées comme un filtre passe-haut qui détecte les variations les plus brusques du signal. En traitement d'images, il s'agit de contours.

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions/multifréquences. L'image d'entrée est décomposée à chaque fois en quatre sous-images (image approximée A_i , détail horizontal DH , détail vertical DV et détail diagonal DD) avec différentes combinaisons de filtres passe-bas et passe-haut à savoir fonction d'échelle et ondelette

d'analyse, les échelles d'analyse sont dyadiques, ce qui introduit une décimation de $\frac{1}{2}$ à chaque résolution [10, 13-15].

La majorité de l'information (l'énergie de l'image) se trouve dans l'image approximée (les basses fréquences), alors que les images détails contiennent les détails de l'image ou les contours (les hautes fréquences).

5.3.2. Le choix de l'ondelette pour l'analyse de texture [12]

La transformée en ondelettes est une mesure de la variation des niveaux de gris d'une image à différentes échelles. On peut donc la considérer comme une mesure de texture. Un objet dans l'image sera détecté en fonction de son échelle. Plusieurs ondelettes existent, répondant aux critères d'une base orthonormée. En choisissant l'ondelette dont la forme est la plus proche de la signature étudiée, la transformée agit comme un corrélateur. Par exemple, pour la détection de formes Gaussiennes, on utilise des dérivées de la Gaussienne, tandis que pour la détection d'arêtes, on utilise plutôt des ondelettes assymétriques comme l'ondelette spline quadratique. Les résultats de classification par différents types d'ondelettes sont souvent contradictoires dans la littérature.

5.4. Analyse de texture par la DCT

L'utilisation d'une transformation dans le traitement du signal signifie qu'il faut décorréler un signal d'entrée, et donc diminuer l'information requise pour représenter ce dernier. La notion de « compaction d'énergie » est employée ici pour illustrer la distribution de la variance d'un signal entrant dans les coefficients résultant d'une transformée. Plus la variance d'un signal traité par la transformée se trouve distribuée dans un petit nombre de coefficients du domaine de la transformée, plus la compaction d'énergie est importante et plus l'entropie sera minimisée. La DCT est une transformée mathématique très utilisée dans le traitement d'image. Plusieurs raisons sont à l'origine de ce choix, notamment le fait qu'elle utilise une représentation réelle des nombres et qu'elle est non complexe, comme dans le cas de la transformée de Fourier Rapide (Fast Fourier Transform : FFT). Pour un ordre N élevé, elle est asymptotiquement équivalente à la transformée de Karhunen-Loeve (Karhunen-Loeve Transform : KLT) en terme de compaction d'énergie si, toutefois, le signal d'entrée peut être modélisé par une source de Markov ayant un grand coefficient de corrélation. La plupart des images naturelles peuvent être modélisées par une telle source car la valeur d'un pixel comporte un grand niveau de corrélation avec les pixels voisins. L'avantage premier d'utiliser la DCT est qu'elle demeure, contrairement à la KLT, statique peu importe les informations statistiques du signal. Le principal avantage de la DCT est l'élimination de la redondance entre pixels voisins, ce qui

donne des coefficients transformés non corrélés et réels, qui peuvent être codés séparément. En particulier, la DCT présente une excellente compacité énergétique pour des images fortement corrélées. C'est la raison pour laquelle la DCT est plus utilisée dans le traitement d'image.

5.5. Analyse Fractale

Dans les années 60, le mathématicien Benoit Mandelbrot définissait l'adjectif « fractal » pour désigner des objets dont la géométrie complexe ne peut plus être caractérisée par une dimension entière. Ce phénomène est souvent exprimé sous la forme de lois d'échelle statistique spatiale ou temporelle. Ce concept, fréquemment rencontré dans différents domaines tels que la géophysique, la biologie, la mécanique des fluides ..., permet de donner une interprétation géométrique simple. Mandelbrot a introduit à cet effet, la notion d'ensemble fractal (Mandelbrot, 1977), permettant de rendre compte du degré de régularité des organisations structurelles, liées au comportement du système physique. Il a ainsi utilisé la notion d'autosimilarité, qui permet des transformations impliquant des dilatations qui laissent l'objet invariant [4-6].

La géométrie fractale est largement utilisée dans les problèmes d'analyse d'images en général et notamment dans l'imagerie médicale, où elle trouve différentes applications. Lopes et al (2009) [16] a fait un état de l'art sur les méthodes utilisées sur cette géométrie fractale et leur applications en signaux et imagerie médicale (les signaux EEG et ECG, IRM cérébrale, la texture osseuse trabéculaire et la mammographie). Wen-Shiung Chen et Shang-Yuan Yuan (2002) [17] ont proposé une méthode de comptage de boîtes différentiel modifiée (DBC) à appliquer en 1D. En outre, deux autres algorithmes appelés 1D Shifting DBC (SDCB_1D) et 1D Scanning BC (SBC_1D) sont également proposées et appliquées à 1 D signaux biomédicaux (forme d'impulsion biomédicale et ECG). Wei-Yen et al (2007) [18] ont utilisés les fractals basés sur les ondelettes avec une sélection de segments actifs en utilisant la transformée en ondelettes continue pour extraire le vecteur des paramètres fractales multi-résolutions utilisant la dimension fractale modifiée de la transformée en ondelettes discrète pour la classification par LDA (analyse discriminante linéaire) du mouvement appliqué à un seul essai EEG. Alvaro et al (2014) [19] ont proposé une combinaison des ondelettes de Gabor avec la dimension fractale volumétrique (VFD) pour extraire le VFD pour chaque image Gabor et extraire le vecteur d'attributs, puis classés par un classificateur statistique simple naïve Bayes. Cet algorithme est appliqué sur différentes bases de données de texture (Brodatz, ...). Al-Momen et al (2015) [20] ont proposé la classification de la texture de Brodatz par minimum de distance, en utilisant la

spline cubique, la transformée en ondelettes Haar (HWT) deuxième résolution et la dimension fractale. Ils suggèrent deux ensembles de caractéristiques pour la classification des textures ; Le premier est un ensemble de fonctions fractales obtenues à partir de la sous-bande de huit ondes, tandis que la seconde est obtenue par l'application de la spline cubique pour décomposer l'image en image rugueuse et lisse ou en composants.

Le mot fractal est un terme proposé par Mandelbrot (1975) qui vient du latin "fractus" et qui veut dire se séparer, irrégulier. Elle caractérise toutes les formes géométriques irrégulières que nous pouvons imaginer faire de parties parmi lesquelles chacune est une maquette du tout. Un fractal est un objet constitué de plusieurs sous-objets. La caractéristique globale de l'objet est similaire à la caractéristique locale de chaque sous-objet. Nous disons qu'un objet est auto-similaire s'il est l'union des copies de lui-même dans diverses échelles où le processus est isotrope ou uniforme dans toutes les directions. Dans le cas de l'autosimilarité exacte, l'objet fractal est un objet mathématique qui provient d'un processus itératif et qui présente un caractère d'autosimilarité [4-6].

5.5.1. Paramètres fractales

5.5.1.1. Dimension Fractale (DF)

La Dimension fractale mesure le degré d'irrégularité et de fragmentation d'un ensemble géométrique mathématique ou représentant un objet naturel (Mandelbrot, 1975, 1982). C'est une valeur non entière, dite parfois dimension fractionnaire. La dimension fractale d'un objet est toujours supérieure à sa dimension topologique. La dimension fractale est une valeur unique attribuée à un objet représente son attribut.

La dimension fractale peut être définie comme l'exposant du nombre de pièces auto-similaires, N , avec facteur d'agrandissement, $1 / \varepsilon$, dans lequel une figure peut être brisée. L'équation pour FD est la suivante [4-5]:

$$FD = \frac{\log(\text{nombre de pièces auto-similaires})}{\log(\text{facteur d'agrandissement})} = \frac{\log(N(\varepsilon))}{\log(1/\varepsilon)} \quad (2.16)$$

Où $N(\varepsilon)$ est le nombre d'éléments de la taille de la boîte, ε , requis pour former une couverture de l'objet. La figure (2.3) présente un exemple d'estimation de la dimension fractale d'une texture de Brodatz (D9), la pente de la droite représente la dimension fractale DF.

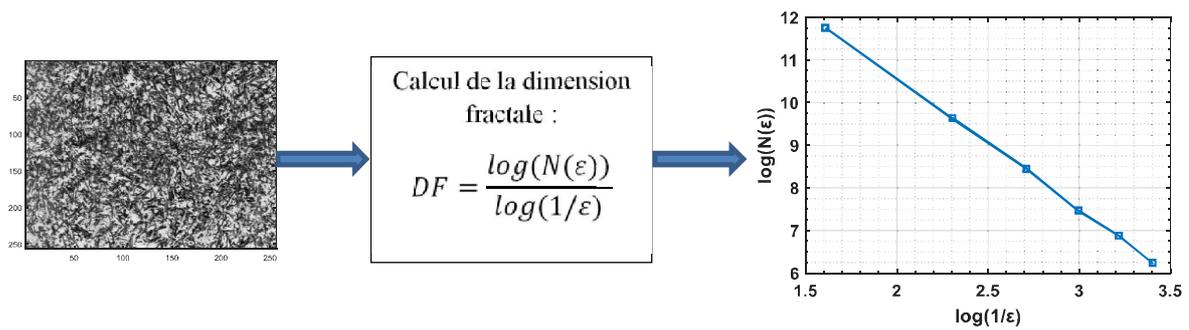


Figure 2.3 : La dimension fractale (DF) d'une texture (D9).

Le FD est une valeur non entière en contraste avec les objets qui se trouvent strictement dans l'espace euclidien. Une courbe fractale a une dimension fractale entre une droite et un plan ($1 < FD < 2$), alors qu'une surface fractale a une dimension entre un espace plan et tridimensionnel ($2 < FD < 3$). La dimension fractale caractérise un objet dont la dimension est supérieure à sa dimension topographique [4-5].

La dimension fractale est le premier paramètre de la géométrie fractale, et avant tout un paramètre permettant de quantifier la complexité d'une image. On peut par exemple utiliser ce paramètre pour classer des images en fonction de leurs complexités. Elle est utilisée dans divers domaines, tel que la biologie, la thermochimie, l'analyse d'écriture, l'imagerie médicale.

Le concept de la lacunarité fractale a été établi et développé du besoin scientifique d'analyser des modèles de texture de multi-gradation dans la nature (principalement dans la recherche médicale et biologique), comme une possibilité d'associer des modèles spatiaux à plusieurs diagnostics lié. La lacunarité peut être définie comme une mesure complémentaire de dimension fractale ou l'écart (trous) ou les déviations d'une structure géométrique. Les écarts dans une image peuvent être compris comme des pixels avec une valeur spécifique (par exemple pixels de premier plan dans les images binaires) ou un certain intervalle de valeurs (dans les images de niveau du gris) [21]. La lacunarité peut aussi décrire la distribution spatiale de l'ensemble de données réels. Ceci est un avantage sur la dimension fractale, cette dernière est généralement utilisée comme un descripteur de texture d'image qui utilise le plus souvent un exposant d'auto-similarité limitée [22].

5.5.1.2. Lacunarité Fractale [23-24]

Des textures de natures différentes donnent parfois une même dimension fractale. La dimension fractale mesure bien l'irrégularité d'un objet, mais elle ne tient pas en compte de l'agencement spatial de ses composants. B. Mandelbrot a défini la lacunarité en 1983, comme

un deuxième paramètre fractal, utilisé pour analyser la répartition spatiale des trous (vide) dans un objet fractal binaire. La mesure de la Lacunarité vient pallier l'insuffisance de la dimension de fractale pour caractériser seule les ensembles fractals. Le terme Lacunarité vient du mot latin « Lacunas » qui veut dire trous. Elle n'est pas exprimée avec un seul nombre comme la dimension fractale mais varie en fonction de l'échelle d'analyse.

Pour calculer la lacunarité fractale de taille r , on fait subdivisé l'image de carrées égaux de taille r . Pour chaque carré ou boîte, on calcul la moyenne ($moy(r)$) et la variance ($var(r)$) de la carré (boîte). La lacunarité fractale de la taille r est définie par le rapport entre la variance $var(r)$ sur le carré de la moyenne $moy(r)$ pour chaque carré de taille r . L'opération est répétée autant de fois que nécessaire pour déduire toutes les valeurs de la courbe de la lacunarité $L(r)$, sa formule est donnée par :

$$L(r) = \frac{var(r)}{moy^2(r)} \quad (2.17)$$

La lacunarité est une mesure de l'inhomogénéité d'une image. Elle évalue l'importance des trous dans un objet binaire. Plus ces trous sont nombreux, vastes et irréguliers et plus la lacunarité est élevée. Par rapport à la dimension fractale, qui mesure une irrégularité moyenne, la lacunarité équivaut à un coefficient de variation. Autrement dit ; La lacunarité est de valeur très petite lorsque l'objet fractal est invariant par translation, en présence des vides de taille relativement faible. Par contre, elle prend des valeurs significatives pour des vides de tailles importantes.

L'étude de lacunarité fractale nécessite la binarization de l'image. Plusieurs méthodes de binarization sont possibles. Ce qui se traduit par une segmentation de l'image en deux classes ou son codage avec 1 bit par pixel. Notre choix s'est porté sur la méthode de seuillage d'histogramme.

5.5.2. Méthodes d'estimations de la dimension fractale (DF)

Il existe différentes méthodes d'estimation de la dimension fractale, chaque une ayant ces propres bases théoriques. Ces diversités mènent souvent à l'obtention de dimensions différentes par des méthodes distinctes pour un même objet. Ces différences s'expliquent par le faite que dans la majorité des cas, la dimension d'Hausdorff-Besicovitch (équation (2.14)) ne peut pas être calculée sous cette forme. Ces méthodes existantes utilisent divers algorithmes pour estimer le paramètre N .

Bien que ces méthodes diffèrent dans leur estimation, mais elles ont tous le même principe de base qui est :

- Mesurer les quantités représentées par l'objet en utilisant différentes mesures.
- Tracer le logarithme des quantités mesurées en fonction du logarithme des tailles et approximer cette droite par régression linéaire.
- Estimer la dimension fractale DF comme la pente de la droite obtenue.

5.5.2.1.Méthode comptages de boîtes (Box-Counting BC)

Cette méthode a été définie par Russel et al. 1980, c'est la plus fréquemment utilisée dans les différentes applications pour déterminer la dimension fractale DF . Son principe général est relativement simple, elle fait un maillage ou quadrillage de l'image binaire par des « boîtes » carrés de taille $\varepsilon \times \varepsilon$, puis le calcul des nombres des boîtes nécessaire au recouvrement de l'image pour chaque taille des boîtes, et enfin l'estimation par régression linéaire de la dimension des boîtes qui est la dimension fractale DF donnée par [16]:

$$DF = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log(N(\varepsilon))}{\log(1/\varepsilon)} \quad (2.18)$$

Où $N(\varepsilon)$ est le nombre de boîtes nécessaire pour recouvrir complètement l'image. Tel que $N(\varepsilon)$ est donnée par la relation suivante :

$$N(\varepsilon) = \sum \left\lceil \frac{Z_{max}}{\varepsilon} \right\rceil + \left\lfloor \frac{Z_{min}}{\varepsilon} \right\rfloor \quad (2.19)$$

Avec Z_{max} et Z_{min} correspondent aux intensités maximal et minimal des pixels de la boîte, enfin le nombre nécessaire au pavage de l'image est obtenu par la sommation, avec le premier symbole indique l'entier supérieur le plus proche et le second l'entier inférieur le plus proche. Le principe de cette méthode est résumé dans l'algorithme suivant :

L'algorithme :

1. Quadrillage de l'image avec des fenêtres carrées (boîtes) égaux de taille $(\varepsilon \times \varepsilon)$ pixels,
2. Calcul de Z_{max} et Z_{min} qui correspondent aux intensités maximales et minimales des pixels considérés (de la boîte considérée),
3. Calcul du nombre des boîtes nécessaire au pavage de l'image par l'équation (2.19),
4. Calcul de la dimension des boîtes (la dimension fractale DF) par l'équation (2.18).

Le résultat du calcul est présenté dans un plan bi-logarithmique, et la pente de la droite donne une dimension de la boîte $dimB$ de la surface qui est la dimension fractale DF .

5.5.2.2.2. Méthode de Comptage différentiel de boîtes (DBCM)

Cette méthode a été formulée par Chaudhuri Sarkar [25] pour améliorer les performances de la méthode du comptage de boîtes conventionnelle qui nécessite la binarisation, elle a comme principale avantage de travailler sur des images codées en niveaux de gris.

Cette méthode nécessite un maillage de l'image par « boîtes » puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elle et par la suite l'estimation de la dimension des boîtes qui est donnée par la relation :

$$Dim_B(F) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left[\frac{\log(N(\varepsilon))}{-\log(\varepsilon)} \right] \quad (2.20)$$

Et enfin, le calcul de la dimension fractale DF qui est la dimension de boîte par l'utilisation de la régression linéaire dans un plan log-log.

Le principe de la DBCM est le suivant : Dans cette méthode, une image de niveau de gris est considérée comme une surface spatiale 3D où (x, y) correspond aux coordonnées spatiales des pixels, tandis que l'axe z quantifie le niveau de gris du pixel. La dimension fractale est calculée comme dans l'équation (2.20), mais le calcul des boîtes $N(\varepsilon)$ est effectué différemment. Tout d'abord, l'image de $N \times N$ pixels est partitionnée en grilles de boîtes de $s \times s$ pixels, ou de manière équivalente, réduite à un facteur $\varepsilon = s / N < 1$. Soit L le nombre total de niveaux de gris, et soit $s' = L \times \varepsilon$ le nombre d'unités de niveaux de gris dans la direction z de chaque boîte. Par conséquent, une grille dans la partition 3D donne une colonne de boîtes de tailles $s \times s \times s'$ (qui sont numérotées 1, 2, 3, ...). Laissez le niveau de gris minimum et maximum de l'image dans la grille $(i, j)^{th}$ tombe dans les numéros de bloc k et l , respectivement. Ensuite, le nombre de cases couvrant ce bloc est donné par :

$$n_\varepsilon(x, y) = l - k + 1 \quad (2.21)$$

En prenant la contribution de toutes les grilles, $N(\varepsilon)$ peut alors être estimé comme suit :

$$N_\varepsilon = \sum_{i,j} n_\varepsilon(i, j) \quad (2.22)$$

$N(\varepsilon)$ est compté pour différentes valeurs de ε et s . Ensuite, en utilisant (2.20), la dimension fractale DF peut être estimée en utilisant l'ajustement linéaire le moins carré de $\log(N(\varepsilon))$ contre $\log(1/\varepsilon)$. La figure (2.4) présente un exemple de quadrillage de l'image pour différentes tailles des boîtes $1/\varepsilon \times 1/\varepsilon$ pixels.

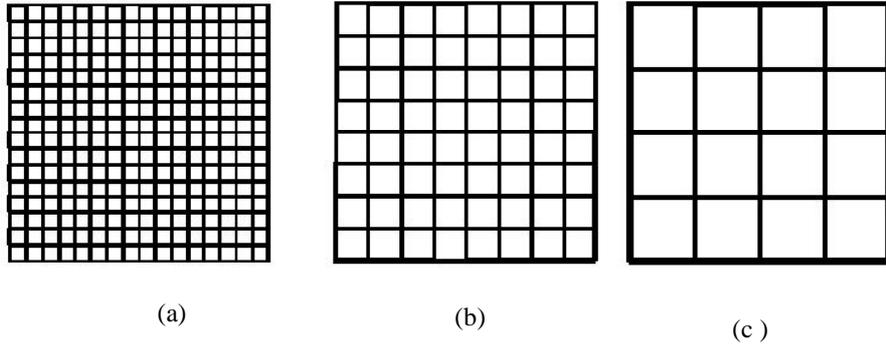


Figure 2.4: Quadrillage de l'image pour différentes tailles des boîtes $1/\varepsilon \times 1/\varepsilon$ pixels. (a): $\varepsilon = 1$, (b): $\varepsilon = 1/2$, (c): $\varepsilon = 1/4$

Le résultat du calcul est présenté dans un plan bi-logarithmique, et la pente de la droite donne une dimension de la boîte $Dim_B(F)$ de la surface qui est la dimension fractale DF de l'image. C'est l'une des méthodes les plus utilisées en pratique pour déterminer la dimension fractale.

5.5.2.3. Méthode des couvertures morphologiques [26]

Cette méthode est suggérée par Peleg (1984). Elle consiste à calculer la zone couvrant la surface à caractériser. Pour déterminer la surface de recouvrement, il faut définir une surface inférieure et une surface supérieure. Les deux surfaces font alors un recouvrement de la surface d'origine. L'érosion au niveau gris et la dilatation de l'image originale déterminent respectivement les surfaces inférieure et supérieure. Les différences (entre l'érosion et la dilatation) sont additionnées sur chaque pixel. Il donnera du volume $V(\varepsilon)$ couvrant la surface de l'image. Laissez D_ε et E_ε être les résultats de la dilatation et de l'érosion du point central (i, j) de la convolution de la fenêtre avec la taille ε , nous avons:

$$V(\varepsilon) = \sum_i \sum_j (D_\varepsilon(i, j) - E_\varepsilon(i, j)) \quad (2.23)$$

Dans ce volume, nous allons chercher une surface. Pour obtenir la surface de recouvrement de cette surface, on calcule le volume différentiel $dV(\varepsilon)$. Nous obtenons alors :

$$A(\varepsilon) = \frac{dV(\varepsilon)}{d\varepsilon} \quad (2.24)$$

Le volume différentiel dV doit être calculé sur une image de taille constante. Nous obtenons alors l'expression suivante :

$$A(\varepsilon) = \frac{V(\varepsilon_a) - V(\varepsilon_b)}{d\varepsilon}, \quad \text{tel que } \varepsilon_a > \varepsilon_b \quad (2.25)$$

Comme la taille de la fenêtre doit être impaire, la variation de ε entre les deux fenêtres successives sera égale à 2 :

$$A(\varepsilon) = \frac{V(\varepsilon) - V(\varepsilon - 2)}{2} \quad (2.26)$$

Et enfin, nous obtenons, la dimension fractale donnée par :

$$DF = 3 - \frac{\log(A(\varepsilon))}{\log(\varepsilon)} \quad (2.27)$$

6. Classification des textures par RNA

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est une structure de traitement d'informations distribué en parallèle constituée d'éléments de traitement (neurones) interconnectés via des connexions unidirectionnelles (voir figure 2.5). Les réseaux neuronaux artificiels (RNA) sont un outil d'analyse multivariée ; leur puissance réside dans leurs structures parallèles. Ils peuvent être utilisés pour une classification précise des données d'entrées dans leurs catégories. L'apprentissage du réseau peut être divisé en deux catégories ; soit en apprentissage supervisé ou non supervisé [27]

Le perceptron multicouches (PMC) est un RNA feedforward avec une couche cachée ou plus, suit un apprentissage supervisé tel que la sortie désirée est connue. Le PMC est très utilisé dans la classification et la reconnaissance des formes, et résoudre les problèmes qui sont linéairement non séparable [28].

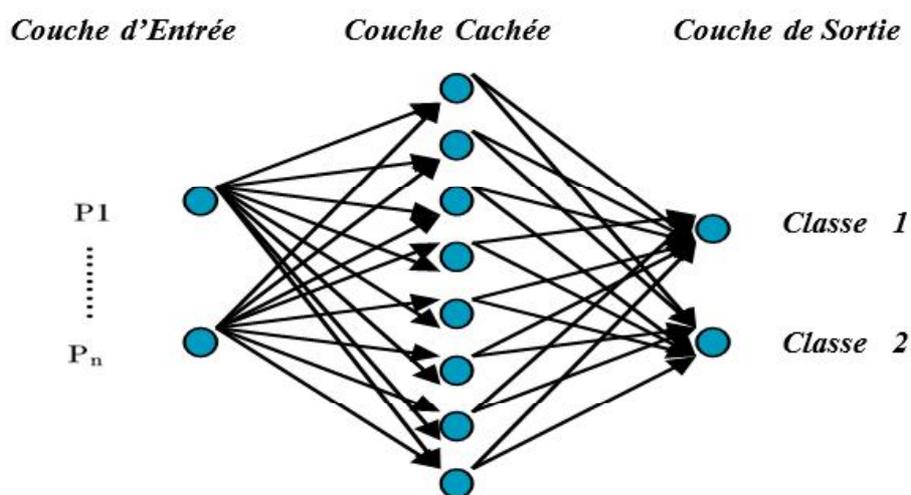


Figure 2.5 : Un Réseau de neurone artificiel PMC.

7. Conclusion

L'analyse de texture est un domaine très vaste qui a plusieurs applications. Dans ce chapitre on a fait une revue générale sur l'analyse de texture, les différentes étapes de l'analyse qui sont le prétraitement, l'extraction des paramètres et la classification. On a présenté les différentes méthodes d'extraction comme l'analyse en ondelettes, l'analyse en DCT, et en particulier l'analyse fractale, qui constitue notre méthode d'application qu'on va présenter dans le prochain chapitre, où on va s'intéresser à l'analyse de texture médicale osseuse.

8. Références

- [1] http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/mti/textures_Fourier/texture.html
- [2] M. Nixon, "Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision", Academic Press, 3rd Edition, NY, 2012.
- [3] Haralick, R.M., K. Shanmugam, and I.H. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, (6), pp. 610-621, Nov. 1973.
- [4] B.B. Mandelbrot, The fractal geometry of nature. W.H. Freeman & Co Ltd Publisher, Macmillan, 1983.
- [5] K.Falconer, Fractal geometry: mathematical foundations and applications. John Wiley & Sons, 2004.
- [6] S. S. Chen, J. M. Keller, and R. M. Crownover, "On the calculation of fractal features from images," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence TPAMI, vol. 15, no. 10, pp. 1087–1090, Oct. 1993.
- [7] S. Zehani, M. Mimi, S. Sbaa, A. Taleb-Ahmed & A. Toumi, "Hybrid Classification ANN, DWT and Fractal Analysis for Directional Textures", Courrier du Savoir, N° 22, pp. 53-60. Jan. 2017.
- [8] https://www2.dijon.inra.fr/pfsenso/tiges/analyse_images.php
- [9] L. Houam, « contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose », Thèse de Doctorat, Université d'Orléans & Université de Guelma, 2013.
- [10] S. Mallat, 1989a: A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Trans.Patt.Anal. Mach. Intell. 11(7). p. 674–693.
- [11] Olivier Regniers, « Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupation du sol par télédétection très haute résolution : application à la forêt, la vigne et les parcs ostréicoles », Thèse de Doctorat, Université Bordeaux, 2014.
- [12] Marc Simard, "Analyse de texture multiéchelle par transformée par ondelettes des images RSO : Application aux images ERS-1 de la forêt tropical », Thèse de philosophie Docteur (Ph. D.), Université de Laval, Québec, Fev. 1998.

- [13] Z.Baarir, N.Doghmane, A.Ouafi, N.Terki. “Compression d’Images Fixes Biomédicales par Transformée en Ondelettes, Quantification Vectorielle et Codage Entropique”, *Courrier du Savoir – N°02*, Juin 2002, p. 47-52
- [14] I. Daubechies, I., 1988: Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*. Vol. 41, No. 7. p. 909–996.
- [15] S. Mallat ,2000 : Une exploration des signaux en ondelettes. Editions de l’Ecole Polytechnique. 637 p.
- [16] R. Lopes and N. Betrouni, “Fractal and multifractal analysis: a review,” *Medical Image Analysis*, vol. 13, no. 4, pp. 634-649, 2009.
- [17] Wen-Shiung Chen et Shang-Yuan Yuan (2002),
- [18] W-Y. Hsu, C-C. Lin, M-S. Ju and Y-N. Sun, “Wavelet-based fractal features with active segment selection: Application to single-trial EEG data,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 163, no. 1, pp. 145-160, 2007.
- [19] A. G. Zuñiga, J. B. Florindo and O.M. Bruno, “Gabor wavelets combined with volumetric fractal dimension applied to texture analysis,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 36, pp. 135-143, 2014.
- [20] Saad AL-Momen, Loay E. George and Riad K. Naji ‘ Texture classification using spline, wavelet decomposition and fractal dimension’, *Applied and Computational Mathematics*, Vol. 4, No. 1, pp. 5-10, 2015.
- [21] M. N. Barros Filho & F. J. A. Sobreira, “Accuracy of lacunarity algorithms in texture classification of high spatial resolution images from urban areas”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII, Part B3b. Beijing 2008.
- [22] Nektarios A. Valous, Da-Wen Sun, Paul Allen and Fernando Mendoza, «The use of lacunarity for visual texture characterization of pre-sliced cooked pork ham surface intensities”, *Food Research International* 43(2010), pp. 387-395.
- [23] Mohamed Khider, “ Analyse multifractale par MMTO-2D : Evaluation sur des images radar et médicales”, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene USTHB, 2011.
- [24] André Dauphiné, ‘Géographie fractale’, *Hermès Science publications-Lavoisier*, 2011.
- [25] N. Sarkar and B. B. Chaudhuri, “An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image,” *IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics*, vol. 24, no. 1, pp. 115-120, 1994.
- [26] A. Taleb-Ahmed, P. Dubois, and E. Duquenoy, “Analysis methods of CT-scan images for the characterization of the bone texture: First results,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 12, pp. 1971-1982, 2003.
- [27] Ali H. Al-Timemy, Fawzi M. Al-Naima and Nebras H. Qaeb, “Probabilistic Neural Network for Breast Biopsy Classification” *MASAUM Journal of Computing*, 1 (2), Sep. 2009.
- [28] Harrar, K., et al. “Osteoporosis assessment using Multilayer Perceptron neural networks” Presented at the 3rd International Conference on Image Processing Theory, Tools & Applications (IPTA 2012).

*Résultats de Simulation***3***Sommaire du Chapitre*

	Page
1. Introduction.....	46
2. Base de données utilisée.....	46
2.1.Base de données texture trabéculaire	46
2.2.La base de données texture Brodatz	47
3. Environnement du travail	48
4. Choix de la méthode de classification	48
5. Analyse de textures	49
5.1.Analyse spatiale	49
5.1.1. Estimation de la dimension fractale par la méthode de comptage de boites (BC)	49
5.1.2. Estimation de la dimension fractale par la méthode des couvertures morphologiques	50
5.1.3. Calcul de Lacunarité Fractale.....	52
5.2.Analyse fréquentielle	55
5.2.1. Méthode de Comptage différentiel de boites (DBCM).....	56
5.2.1.1. Analyse par ondelettes	56
5.2.1.2. Analyse par DCT.....	60
5.3.Analyse directionnelle	66
5.3.1. Analyse spatiale	66
5.3.2. Analyse fréquentielle	68
5.3.2.1. Prétraitement avec filtre médian.....	68
5.3.2.2. Prétraitement par filtre Gaussien	72
5.3.2.3. Classification hybride	77
5.4. Analyse de l'anisotropie	83
6. Conclusion	91
7. Références.....	94

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes méthodes utilisées pour l'analyse et la classification des textures trabéculaire osseuses et des textures de Brodatz.

Pour valider les méthodes proposées, nous allons tester ces nouvelles contributions sur des images de radiographies IRM et CT-Scan du radius humain afin de mettre en évidence leur utilités pour la distinction entre les sujets sain des sujets pathologiques (ostéoporose). Nos approches sont comparées avec les méthodes classiques et appliquées sur des textures trabéculaire osseuses et des textures de Brodatz.

2. Bases de données utilisées

2.1. Base de données textures trabéculaires

Les patients ont été sélectionnés dans le département de rhumatologie de l'hôpital universitaire de Lille au CHRU INSERM U 703 pour construire une base de données locale. Cette base de données contient un ensemble de textures des os trabéculaire de type CT-SCAN et IRM en niveau de gris extrait du radius de 100 patientes.

Les images de la base de données ont été obtenues au moyen d'ElitePlusTM pour CT-SCAN avec les paramètres suivante : épaisseur de coupe 1 mm, champ de vision de 140 mm, les pixels matrice 512×512 et la résolution spatiale maximale d'environ 400 μm . Pour chaque patient, quatre coupes axiales consécutives et de quatre coupes coronales consécutives de l'avant-bras ont été sélectionnés.

La base de données pour l'imageur par résonnance magnétique (IRM) a été obtenue au moyen de Siemens Magnéton Open de 1.5 *Tesla*. Les caractéristiques de l'IRM sont les suivantes : champ de vue est de 360 mm, la résolution spatiale est de 512×512 , un seul plan latéral avec 12 coupes conjointes, la distance inter-coupe et l'épaisseur de coupe est de 4 mm, le côté du pixel est 0.7031mm et les paramètres de mesure de la séquence d'acquisition pondérée en T_1 sont: $T_R = 851\text{ms}$, $T_E = 30\text{ms}$.

Le choix de la ROI (région d'intérêt) est tel que sa forme soit carrée avec un rayon relativement grand. Ces ROIs sont extraits de la partie trabéculaire du radius (voir Figure 3.1) des patientes dont l'âge moyen avant la ménopause est de 35 ± 10 ans. Les femmes ménopausées sont âgées de 64 ± 10 ans. La base de données comprend des cas sains et des cas pathologiques (ostéoporose) de différentes tailles codés sur 8 bits.



Figure 3.1 Exemple d'une coupe axiale d'un radius et extraction (sélection) de la région d'intérêt (ROI).

2.2. La base de données textures Brodatz

Nous avons utilisé deux classes de la base de données Brodatz qui sont présentées dans la figure 3.2. Pour chaque classe, il y a trois textures images, deux avec la taille (512x512) pixels et la troisième avec la taille (1024x1024) pixels.

Pour chaque image, nous l'avons subdivisé en 16 sous-images (voir figure 3.3). Pour les deux images, ils deviennent de taille (128x128) pixels et pour la troisième de taille (256x256) pixels. Donc, pour chaque classe, nous avons 48 images. On prend 70% des images pour l'apprentissage, 15% pour le test et 15% pour la validation.

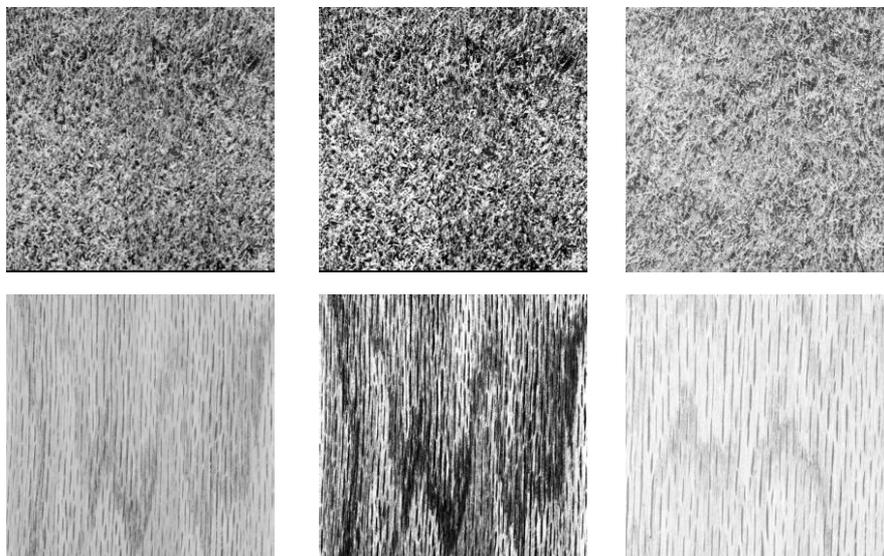


Figure 3.2 : Base de données textures Brodatz utilisées (deux classes).

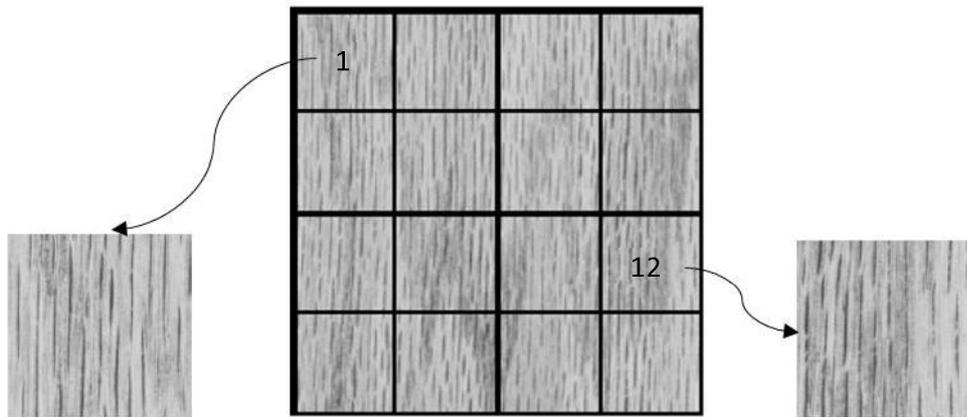


Figure 3.3 : Exemple de textures prises de la classe 2, subdivisée en 16 sous-images, et un exemple de deux sous-images.

3. Environnement de travail

L'environnement de programmation est Matlab R2015a (8.5) et les graphiques de la dimension fractale ont été automatiquement générés à partir du logiciel. La mise en œuvre réalisée dans la plate-forme Matlab nous permet de bénéficier de ses sous-programmes de traitements d'images très performants. Dans une telle configuration, le temps de fonctionnement nécessaire pour effectuer tous ces calculs a été de l'ordre de grandeur de millisecondes par image.

4. Choix de la méthode de classification

Pour rendre la classification des textures osseuses plus robuste, il est souhaitable de fusionner plusieurs méthodes de classification, afin de réaliser un système (ou un algorithme) adaptatif pour les images osseuses. Notre objectif de ce travail est donc, d'exploiter un modèle d'analyse fractal afin de mettre en évidence ses performances sur la classification des textures osseuses.

Les méthodes de classifications performantes varient largement selon l'application spécifique, la modalité de l'image et d'autres facteurs. Chaque modalité d'images a ses propres caractéristiques. Il n'y a actuellement aucune méthode de classification simple qui donne des résultats acceptables pour chaque image médicale. Les méthodes qui existent sont plus générales et peuvent être appliquées à une variété de données. Cependant, les méthodes qui sont spécialisées à des applications particulières (textures osseuses) peuvent souvent réaliser la meilleure performance en prenant en considération des connaissances déjà acquises. Le choix d'une analyse de texture par la dimension fractale est une mesure du degré d'irrégularité

d'une image qui peut résoudre le problème posé pour la classification des images osseuses. Cette dimension qui a connu un grand intérêt en imagerie médicale, a été appliquée aux radiologies de l'os pour la caractérisation de la microarchitecture osseuse et l'évolution du risque fracturaire lié à une pathologie dégénérative appelée 'l'ostéoporose'. Il est actuellement considéré comme un problème majeur de santé publique. L'approche fractale que nous proposons consiste à formuler une mesure de l'hétérogénéité globale ou locale d'une image médicale pour la discrimination entre deux états (sains/pathologiques).

5. Analyse de texture

Le but de cette analyse est d'utiliser les méthodes les plus performantes afin d'extraire les caractéristiques les plus significatives qui permettent de classifier notre base de données. Nous allons utiliser l'analyse fractale pour estimer la dimension fractale (DF) pour chaque image. L'analyse est effectuée dans le domaine spatial et fréquentiel avec certains prétraitements.

5.1. Analyse spatiale

Les méthodes sont directement appliquées à l'image de texture trabéculaire. Les paramètres extraits sont soit la dimension fractale DF ou bien la lacunarité fractale.

5.1.1. Estimation de la dimension fractale par la méthode de comptage de boîtes BCM

Nous avons utilisé la méthode de comptage de boîtes (Box-Counting Method BCM), et pour rendre la méthode plus robuste, on a effectué un prétraitement par filtre médian avant l'étape de l'analyse pour améliorer la qualité de l'image et par la suite d'extraire le paramètre (dimension fractale DF) le plus significatif de l'image traitée, *cela constitue notre contribution*.

Nous avons varié la taille des boîtes avec un pas fixe, et pour chaque variation, nous avons calculé le nombre des boîtes nécessaire au recouvrement complet de l'image, et par la suite l'estimation de la dimension fractale (DF). Le tableau (3.1) présente les résultats de cette méthode avec une variété des tailles des boîtes pour voir leurs effets sur la valeur de la dimension fractale. Après plusieurs essais, nous avons choisi trois variations des tailles des boîtes de 5 à 30 pixels, de 5 à 35 pixels et de 5 à 40 pixels avec un pas de 5 pixels pour tous les cas.

Tableau 3.1 : Résultats de la méthode de comptage de boites(BCM) selon la taille des boites.

Cas	ε	5 :5 :30	5 :5 :35	5 :5 :40
	ROI	<i>Dimension Fractale (DF)</i>		
Sain	G	2.7622	2.5091	2.1219
	S	2.6888	2.4376	2.0604
	O	2.6683	2.4218	2.0382
	B	2.5984	2.3511	1.9739
	T	2.7286	2.4708	2.0936
Pathologique	C	2.6466	2.3975	2.0204
	U	2.5998	2.3634	1.9785
	K	2.5823	2.3363	1.9601
	M	2.6613	2.4120	2.0362
	E	2.5992	2.3631	1.9793

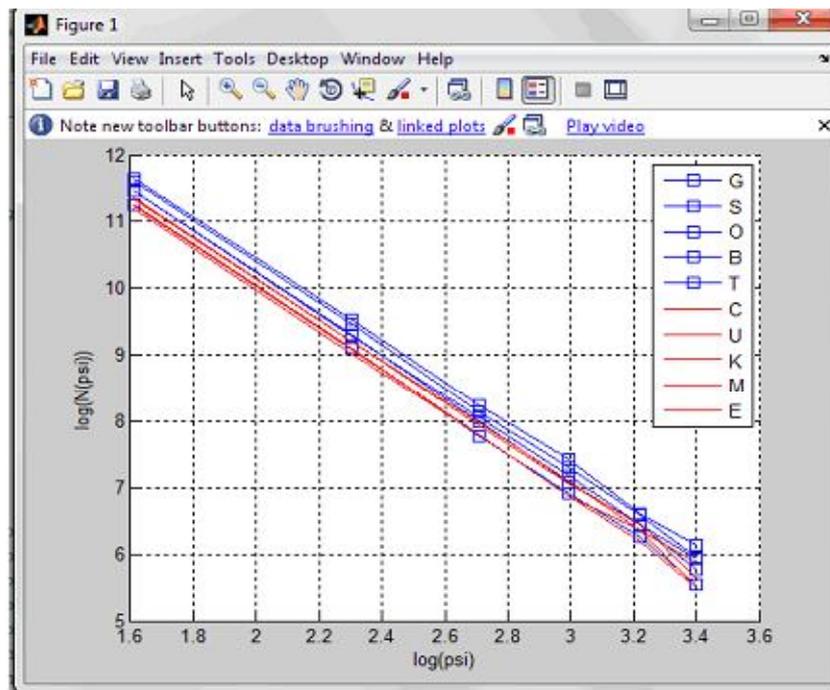


Figure 3.4 : Résultats de comptage de boites (BC) pour une taille des boites de 5 à 30 pixels.

5.1.2. Estimation de la dimension fractale par la méthode des couvertures morphologiques (CM)

D'après les résultats obtenus de BCM, nous ne pouvons pas faire une classification par cette méthode. Pour ce fait, nous avons utilisé la deuxième méthode qui est la méthode **des couvertures** morphologique, qui se base sur l'utilisation de la différence entre l'érosion et la

dilatation de chacune des carrées de l'image pour calculé la DF. Le tableau (3.2), présente les résultats de cette méthode comparé avec la méthode précédente. Après plusieurs essais, nous avons choisis la taille des bites de 5 pixels à 13 pixels avec un pas de 2 pixels.

Tableau 3.2 : Résultats de comptage de boîtes (BCM) et couverture morphologique (CM).

		<i>Dimension Fractale (DF)</i>	
<i>Cas</i>	<i>ε pixels</i>	5 :5 :30	5 :2 :13
	<i>Méthodes</i>	<i>(BCM)</i>	<i>(CM)</i>
<i>Saine</i>	G	2.7622	2.5521
	S	2.6888	2.5890
	O	2.6683	2.5571
	B	2.5984	2.3822
	T	2.7286	2.7276
<i>Pathologique</i>	C	2.6466	2.7399
	U	2.5998	2.6412
	K	2.5823	2.6029
	M	2.6613	2.6656
	E	2.5992	2.7028

Résultats et discussion

Nous avons utilisés la méthode de comptage de boites et la méthode morphologique qui sont présentées dans les tableaux (3.1) et (3.2). Nous avons varié la taille des boites, pour chaque cas mentionnée la valeur de DF.

Pour le premier cas, pour une variation de la taille de boites carrées de 5 à 30 pixels, la DF des textures osseuse saines varies entre 2.59 jusqu'à 2.76 et pour les images pathologiques varies de 2.58 jusqu'à 2.66.

De même pour les autres tailles des boites, la dimension fractale DF varie selon la taille des boites. D'après ces résultats, nous remarquons qu'il y a un chevauchement entre les valeurs des DF des images saines et celle des images pathologiques, et par conséquent, nous ne pouvons pas faire la distinction entre les images saine des images pathologiques. Par exemple, la figure (3.4), représente un cas de la méthode de comptage des boites, où les lignes en bleu représentent les cas des images saines et les lignes en rouge représentent les cas des images pathologiques.

Pour ce faire, nous avons utilisé la méthode morphologique, qui se base sur la différence entre l'érosion et la dilatation de chaqu'une des carrées de l'image pour calculer la DF, et nous avons trouvé la DF des images saines qui varient entre 2.38 et 2.58 et pour les images pathologiques varient entre 2.60 et 2.73. Nous remarquons qu'il y a une bonne séparation entre

les images saines des images pathologiques. Et nous avons classées 9 images dans leur vraie classe parmi les 10 images de test utilisées, alors le taux de classification est de 90%.

Conclusion

Dans un premier lieu, nous avons présenté une méthode de classification des images de la base de données de texture trabéculaire basée sur le calcul de la dimension fractale DF. Chaque image est une ROI caractérisée la partie trabéculaire. Nous avons utilisé la méthode de comptage des boîtes pour l'estimation de la dimension fractale qui n'a pas donné une bonne séparation entre les classes. Par contre, la méthode morphologique a donné une meilleure séparation par rapport à la méthode de comptage des boîtes.

5.1.3. Calcul de la lacunarité fractale

La lacunarité est utilisée pour analyser la répartition spatiale des trous (vide) dans un objet fractal binaire. La lacunarité peut être définie comme une mesure complémentaire de la dimension fractale ou l'écart (trous) ou les déviations d'une structure géométrique. Ceci est un avantage sur la dimension fractale, cette dernière est généralement utilisée comme un descripteur de texture d'image. C'est dans ce contexte que nous proposons la classification par lacunarité fractale des images textures trabéculaire en binaire et en niveau du gris de type IRM de la base de données d'INSERM U 703.

Elle n'est pas exprimée avec un seul nombre comme la dimension fractale mais varie en fonction de l'échelle d'analyse. Le rapport entre la variance $var(r)$ sur le carré de la moyenne $moy(r)$ des boîtes donne la lacunarité fractale de la taille r . L'opération est répétée autant de fois que nécessaire pour déduire toutes les valeurs de la courbe de la lacunarité $L(r)$, sa formule est donnée par :

$$L(r) = \frac{var(r)}{moy^2(r)} \quad (3.1)$$

La lacunarité a une valeur très petite lorsque l'objet fractal est invariant par translation, en présence des vides de tailles relativement faibles. Par contre, elle prend des valeurs significatives pour des vides de tailles importantes. L'étude de lacunarité fractale nécessite la binarisation de l'image, ce qui se traduit par une segmentation de l'image en deux classes ou son codage avec 1 bit par pixel. Notre choix s'est porté sur la méthode de seuillage d'histogramme.

Les résultats de notre méthode issue de l'analyse fractale appliquée dans un but de classifier par lacunarité fractale les textures trabéculaire de type IRM de la base de données d'INSERM U 703, tel que les ROI saines sont notés par les lettres {G, S, O, B et T} et les ROI pathologiques par les lettres {C, U, K, M et E}. Les résultats sont présentés dans les figures (3.5) à (3.9) et le tableau (3.3) présente les statistiques de la lacunarité fractale en binaire et en niveau de gris en terme de moyenne, minimum et maximum.

Tableau 3.3 : Statistique de la lacunarité en binaire et en niveau de gris.

Cas	ROI	Lacunarité en Niveau du Gris			Lacunarité en Binaire		
		Min	Max	Moyenne	Min	Max	Moyenne
Sain	G	0.0017	0.0248	0.0036	0.0007	0.0405	0.0028
	S	0.0027	0.0345	0.0056	0.0024	0.0893	0.0081
	O	0.0015	0.0288	0.0040	0.0008	0.0575	0.0042
	B	0.0023	0.0345	0.0050	0.0019	0.0897	0.0072
	T	0.0042	0.0336	0.0069	0.0042	0.0822	0.0094
Pathologique	C	0.0051	0.0629	0.0112	0.0166	0.4033	0.0440
	U	0.0046	0.0496	0.0088	0.0096	0.2633	0.0250
	K	0.0050	0.0524	0.0094	0.0124	0.2919	0.0302
	M	0.0027	0.0487	0.0072	0.0049	0.2517	0.0214
	E	0.0021	0.0511	0.0066	0.0047	0.2729	0.0223

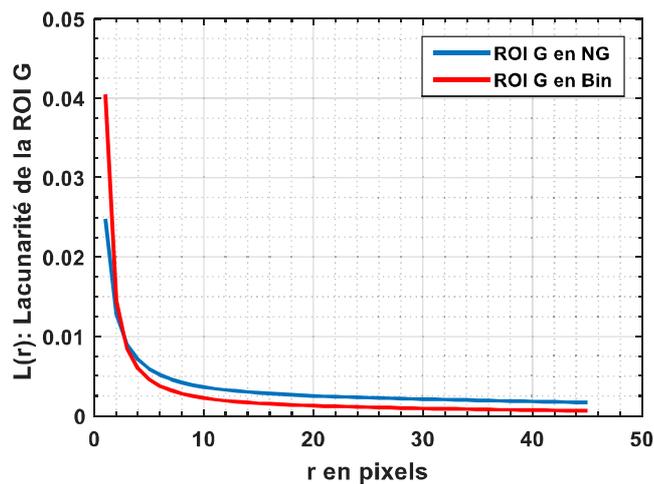


Figure 3.5 : Lacunarité de la ROI G en niveau du gris (bleu) et en binaire (rouge) Segmentée (ici la segmentation pour la binarization (2 classes = 2 régions).

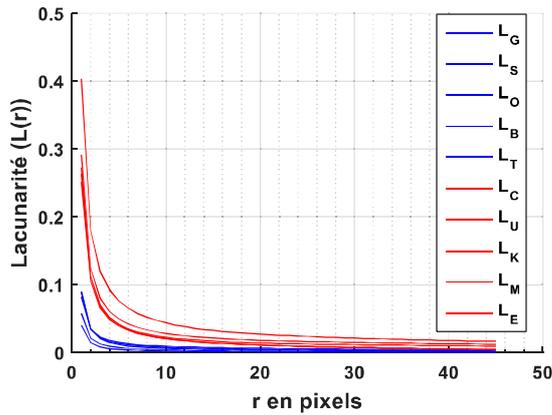


Figure 3.6 : Lacunarité de la base de test en binaire.

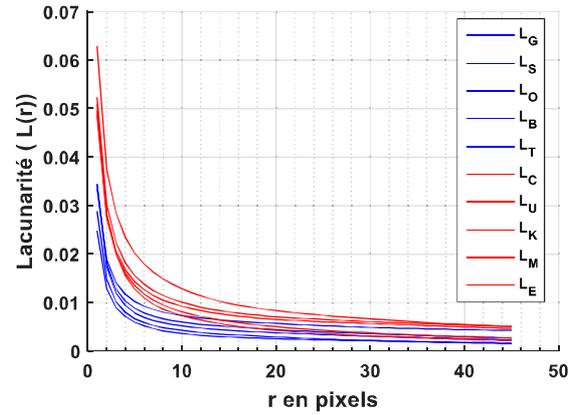


Figure 3.7 : Lacunarité de la base de test en niveaux du gris.

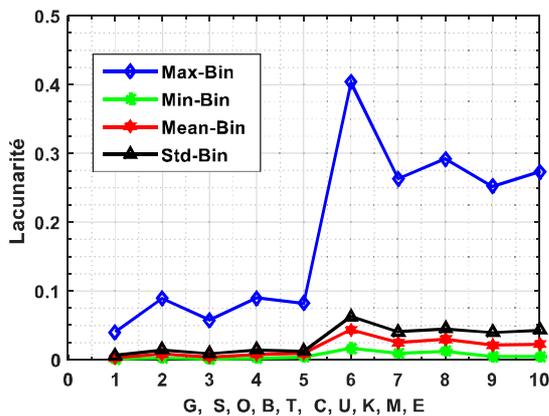


Figure 3.8 : Statistique de la lacunarité en binaire.

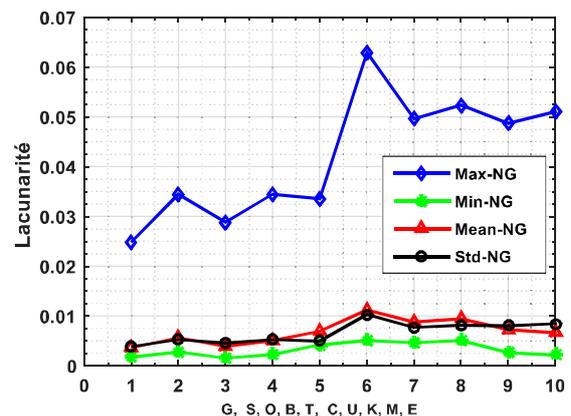


Figure 3.9 : Statistique de la lacunarité en niveaux du gris.

Discussion

Nous avons utilisé la classification par lacunarité fractale d'images ROI textures osseuse de type IRM de la base de données d'INSERM. Nous avons calculé la lacunarité des ROI en niveau du gris et en binaire, et nous avons obtenues des résultats proches que soit pour les images en niveaux de gris ou en binaire ; ce qui est illustré dans la figure 3.5 la lacunarité pour la ROI G en niveau du gris (en bleu) et en binaire (en rouge).

D'après la littérature, la lacunarité est calculée sur des images en binaire, ce qui nécessite la binarisation des images en niveaux du gris [1]. Dans notre cas, il n'a pas été nécessaire de binariser le gris pour obtenir les mêmes résultats. Ce que nous avons utilisées les images en niveau du gris qui ont abouties sensiblement aux mêmes résultats que les images en binaires

(vois figure 3.6 pour le cas binaire, et 3.7 pour le cas niveaux du gris), la seule différence dans ces deux figures c'est dans les valeurs de la lacunarité.

Le tableau 3.3 résume les résultats trouvés de la lacunarité ; la valeur maximal, minimal et la moyenne de chaque image ROI en binaire et en niveaux de gris, et les figures (3.8 et 3.9) illustrent les résultats de ce tableau en binaire et en niveaux de gris respectivement.

Et d'après ces résultats, nous pouvons classer les images saines des images pathologiques, ce qui est bien indiqué par les courbes de la lacunarité (figures 3.6 et 3.7) où les lignes en bleu représentent la variation de la lacunarité des images saines, alors que les lignes en rouge représentent les cas des images pathologiques,

Pour la lacunarité des images en binaire (figure 3.6), nous pouvons faire la séparation entre les images saines des images pathologique pour la variation de la taille de 1 pixel jusqu'à 20 à 25 pixels, alors que pour le cas de la lacunarité des images en niveaux de gris (figure 3.7), nous pouvons faire la séparation entre les images saines des images pathologiques pour la variation de la taille de 1 pixel jusqu'à 10 pixels.

D'après ces résultats, nous pouvons constater que la classification par lacunarité fractale est sensible au type d'images (en niveaux de gris ou en binaire), et à la taille en pixels, tel qu'elle a comme valeur maximal pour la petite taille choisie (très lacunaire) et comme valeur minimal pour des tailles grandes (moins lacunaire), mais dans les deux cas en binaire ou en niveaux de gris, nous avons bien classifié les images saines des images pathologiques.

Conclusion

La lacunarité comme une mesure de multi-échelles de texture fournit des informations sur la distribution des écarts (trous) et la complexité sous-jacente des images. La lacunarité est fréquemment appliquée aux images binaires obtenues par seuillage [9]. Cependant, elle peut être directement calculé on utilisant les valeurs de pixel d'image d'échelle de gris ce qui est bien indiqué par les courbes obtenues de la base de test en niveaux de gris et en binaire, les résultats sont proches (presque les mêmes), et dans les deux cas en binaire et en niveaux de gris, nous avons bien classifié notre base de test.

5.2. Analyse fréquentielle

Après la phase de prétraitement que soit l'utilisation du filtre médian, ou rehaussement de contraste, on a appliqué deux types de transformées (DWT ou DCT) selon leurs propriétés de regroupement d'énergies (dans le domaine de DWT, l'énergie est concentrée dans l'image

approximée, alors que dans le domaine de la DCT l'énergie est concentrée dans les basses fréquences où les coefficients les plus significatives), et enfin l'application de l'analyse fractale dans le domaine fréquentielle. Et comme méthode d'estimation de la dimension fractale DF , nous avons utilisé la méthode de comptage différentielle des boîtes (DBCM) sur l'image transformée et prétraitée.

5.2.1. Méthode de Comptage différentiel de boîtes (DBCM)

Cette méthode a été formulée par Chaudhuri Sarkar [2] pour améliorer les performances de la méthode du comptage de boîtes conventionnelle qui nécessite la binarisation. Elle a comme principale avantage de travailler sur des images codée en niveaux de gris. Cette méthode nécessite un maillage de l'image par « boîtes » puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elle et par la suite l'estimation de la dimension des boîtes qui est la dimension fractale DF donnée par la relation [3] :

$$DF = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left[\frac{\log(N_{\varepsilon}(F))}{\log(1/\varepsilon)} \right] \quad (3.2)$$

Le résultat du calcul est présenté dans un plan bi-logarithmique, et la pente de la droite donne une dimension de la boîte $dimB$ de la surface qui est la dimension fractale DF . C'est l'une des méthodes les plus utilisées en pratique pour déterminer la dimension fractale DF .

5.2.1.1. Analyse par ondelettes

Dans une image, il existe souvent une corrélation entre les pixels, d'où l'existence d'une redondance de l'information. Pour décorrélérer ces informations et comme nous savons que l'énergie (l'information) d'une image est dans les basses fréquences, nous avons proposé d'utiliser un prétraitement sur la texture avant d'estimer la dimension fractale en utilisant des transformations. Dans le premier temps nous avons utilisé la transformée en ondelettes discrète (DWT) avec différentes ondelettes. L'application de la transformée en ondelettes (représentation fréquence-échelle), n'est rien d'autre qu'une convolution (produit) de l'image avec des filtres passe bas et passe haut. La majorité de l'information se trouve dans les basses fréquences (l'image approximée), et le reste de l'information dans les détails des images (les contours de l'image), puis l'application de la méthode de comptage différentiel des boîtes (DBCM) sur l'image approximée, donne des meilleurs résultats que l'utilisation de DBCM toute seule sur toute l'image dans le domaine spatial.

Nous avons utilisé la méthode de comptage différentiel des boîtes (DBCM) sur l'image approximée après l'application de la transformée en ondelettes avec différents types d'ondelettes (Daubechies (db1 et db5), biorthogonal (bior3.7) et coiflet (coif3)) sur notre base de textures trabéculaire osseuses. Nous avons implémenté la méthode à différentes échelles d'analyse de la transformée en ondelettes et pour chaque cas, estimé la valeur de la dimension fractale de boîtes (DF). Les résultats sont illustrés dans le tableau (3.4) pour la première résolution (échelle d'analyse 2^0 pixel) et pour la deuxième résolution (échelle d'analyse 2^1 pixel), les résultats sont mentionnés dans le tableau (3.5). Le tableau (3.6) contient la moyenne et l'écart-type de la DF .

Tableau 3.4 : Résultats de la DF utilisant (DWT+DBCM) 1^{ère} résolution selon la taille des boîtes.

ϵ	5 : 5 : 30 pixels				5 : 5 : 40 pixels			
DWT	Db1	Db5	Bior3.7	Coif3	db1	Db5	Bior3.7	Coif3
G	2.7279	2.7244	2.7839	2.7836	2.2634	2.2513	2.3205	2.3198
C	2.6031	2.6526	2.6915	2.6969	2.1661	2.1907	2.2318	2.2359
S	2.7136	2.7361	2.7710	2.7709	2.2489	2.2702	2.3088	2.3075
U	2.6145	2.6629	2.6964	2.6950	2.1768	2.1990	2.2351	2.2326
O	2.6624	2.7054	2.7416	2.7487	2.2188	2.2369	2.2749	2.2820
K	2.5804	2.6331	2.6596	2.6613	2.1318	2.1798	2.1926	2.1930
B	2.6037	2.6194	2.6793	2.6847	2.1560	2.1710	2.2119	2.2154
M	2.6792	2.7052	2.7411	2.7402	2.2196	2.2448	2.2837	2.2819
T	2.7384	2.7818	2.8029	2.8185	2.2668	2.3197	2.3364	2.3458
E	2.6141	2.6622	2.6980	2.7017	2.1764	2.1985	2.2372	2.2397
Moy_Df_S	2.6892	2.7134	2.7557	2.7613	2.2308	2.2498	2.2905	2.2941
Moy_Df_P	2.6183	2.6632	2.6973	2.6990	2.1741	2.2025	2.2361	2.2366

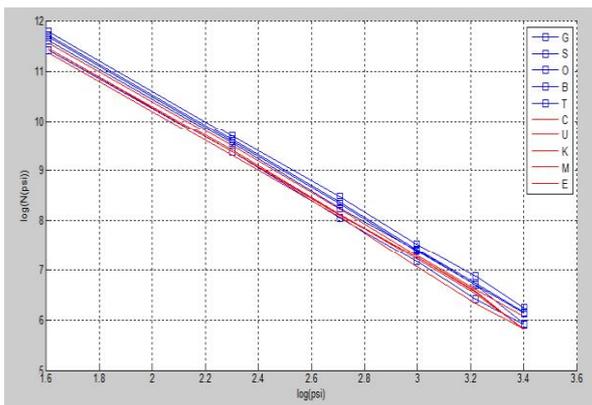


Figure 3.10 : Résultat du DBCM de la DWT *Coif3* pour la 1^{ère} résolution et ϵ de 5 à 30 pixels.

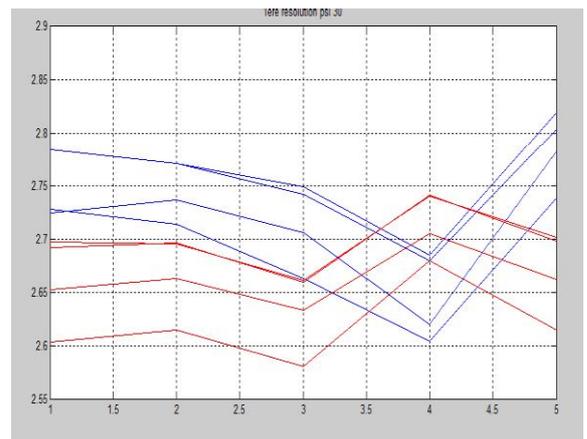


Figure 3.11 : Variation de la DF selon les types de DWT pour la 1^{ère} résolution et ϵ de 5 à 30 pixels.

Tableau 3.5 : Résultats de la DF utilisant (DWT+DBCM) 2^{ème} résolution, $\varepsilon = 5:5:40$ pixels.

DWT	db1	Db5	Bior3.7	Coif3
ROI	Dimension Fractale (DF)			
G	2.2660	2.3625	2.4452	2.4606
C	2.1667	2.2902	2.3780	2.3990
S	2.2539	2.3526	2.4266	2.4709
U	2.1751	2.2835	2.3796	2.3926
O	2.2225	2.3841	2.4234	2.4448
K	2.1325	2.2528	2.3593	2.3633
B	2.1600	2.2832	2.3760	2.3944
M	2.2159	2.3214	2.3996	2.4462
T	2.2700	2.3882	2.4836	2.4883
E	2.1763	2.2900	2.3790	2.4053
Moy_Df_S	2.2345	2.3540	2.4309	2.4518
Moy_Df_P	2.1733	2.2876	2.3791	2.4013

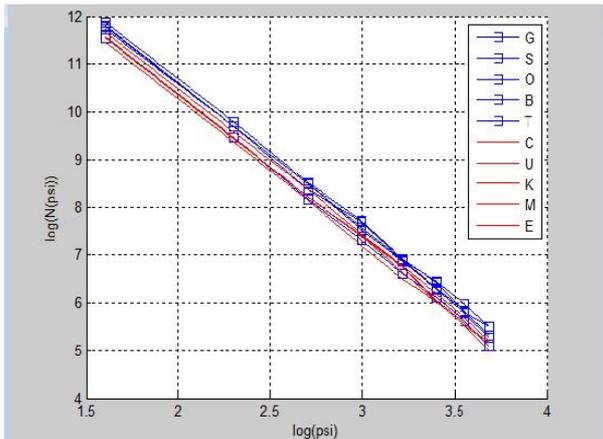


Figure 3.12 : Résultat du DBC de la DWT *db5* pour la 2^{ème} résolution et ε de 5 à 40 pixels.

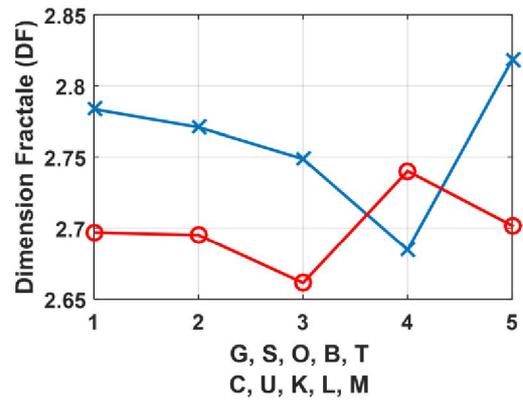


Figure 3.13 : Variation de la DF selon l'ondelette *coif3* pour la 1^{ère} résolution et ε de 5 à 30 pixels.

Tableau 3.6 : Moyenne de la DF selon la taille des boîtes et les ondelettes utilisées.

$\varepsilon = 5:5:30$	DF=mean±std (1ère resolution)	
DWT	Saine	Pathologique
<i>Db1</i>	2.6892±0.0560	2.6892±0.0368
<i>Db5</i>	2.7134 ±0.0596	2.7134±0.0264
<i>Bior3</i>	2.7557±0.0482	2.7557±0.0290
<i>Coif3</i>	2.7613±0.0497	2.7613±0.0497
$\varepsilon = 5:5:40$	DF=mean±std (1ère resolution)	
DWT	Saine	Pathologique
<i>Db1</i>	2.2308±0.0459	2.2308±0.0314
<i>Db5</i>	2.2498 ±0.0540	2.2498±0.0249
<i>Bior3</i>	2.2905±0.0494	2.2905±0.0323
<i>Coif3</i>	2.2941±0.0496	2.2941±0.0496

$\varepsilon = 5:5:40$	<i>DF=mean±std (2ème résolution)</i>	
<i>DWT</i>	<i>Saine</i>	<i>Pathologique</i>
<i>Db1</i>	2.2345±0.0456	2.2345±0.0297
<i>Db5</i>	2.3541 ±0.0423	2.3541 ±0.0244
<i>Bior3</i>	2.4310±0.0390	2.4310±0.0143
<i>Coif3</i>	2.4518±0.0358	2.4518±0.0298

Nous avons obtenu différents résultats, en fonction du niveau de résolution considéré (1 ou/et 2 : échelle d'analyse 2^0 ou 2^1 pixels) et du type d'ondelettes utilisées (nombre de moments nuls de l'ondelette) et de la taille des boîtes. La méthode DBCM est très sensible dans le cas de présence de variations importantes des niveaux de gris à des endroits isolés (par exemple singularité) [4], ceci implique des divergences dans les résultats. L'introduction de la transformée en ondelettes a pour effet de réduire cette divergence par l'introduction du lissage (application de la fonction d'échelle dans les directions horizontales puis verticales de l'image : pour obtenir l'image approximée). Le nombre de moments nuls joue aussi un rôle important, effectivement suivant ce nombre, l'ondelette est plus au moins sensible au degré de singularité ce qui explique la variation de la dimension fractale de boîtes en fonction du choix de l'ondelette analysante comme le montre les résultats des différents tableaux. Néanmoins, on doit prendre quelques considérations particulières, comme l'échelle de lissage (ou la résolution qu'on a choisi) de telle sorte à ne pas perdre toutes les caractéristiques de la structure de la texture, ce qui se traduit par le chevauchement des résultats des deux cas d'études : pathologique et normale (voir figure 3.11).

D'après les résultats obtenus, nous constatons que la *DF* estimée par régression linéaire est sensible à deux facteurs : le type de l'ondelette choisi ou plus précisément suivant le nombre de moments nuls de l'ondelette analysante et l'intervalle des échelles considérées lors de l'opération de comptage de boîtes [5].

D'après ces résultats, nous remarquons que nous pouvons effectuer sans ambiguïté la séparation entre les images saines et les images pathologiques, ce qui est bien indiqué par les courbes de la *DF* (figure 3.11) pour la première résolution, où les lignes en bleu représentent la variation de la *DF* des images saines suivant le type d'ondelette choisie. Alors que les lignes en rouge représentent les cas des images pathologiques, quatre images saines et quatre pathologiques sont bien séparées ou classifiées. Donc nous avons classé huit images dans leur vraie classe parmi les dix images de test, ce qui donne un taux de classification de 80%.

Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle méthode de classification des images de la base de données d'INSERM de (l'os trabéculaire) basé sur le calcul de la DWT de l'image, puis l'estimation de la DF de l'image approximée par la méthode du comptage différentiel de boîtes DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec dix ROI d'images saines et pathologiques indiquent un taux de bonne classification satisfaisant de 80%.

5.2.1.2. Analyse par DCT

D'après ces résultats encourageants, nous avons utilisé une autre transformation avec ou sans prétraitement (amélioration de contraste), la transformation en cosinus discrète (DCT), puis l'application de la DBCM donne des meilleurs résultats que l'utilisation de la DWT. Cela est dû à l'élimination du bruit par l'utilisation de la DCT. En effet, la DCT a une propriété importante, la majorité de l'information ou de l'énergie se trouve dans les basses fréquences (les coefficients de la DCT sont maximaux aux basses fréquences et minimaux dans les hautes fréquences).

Amélioration du contraste

Dans le cadre de l'étape de prétraitement, l'utilisation du rehaussement du contraste (contrast enhancement CE) améliore la visibilité des caractéristiques significatives et la qualité de l'image. Cela nous permet également de réduire le bruit d'image et d'augmenter le contraste des structures d'intérêt, ce qui facilite le processus de diagnostic. L'approche d'ajustement de l'intensité telle que 1% des données est saturée à des intensités faible et élevée de l'image originale, ce qui augmente la qualité de l'image.

La transformée en cosinus discrète (DCT)

La transformée en cosinus discrète (DCT) exprime une séquence finie de points de données en termes de somme de fonctions cosinus oscillant à différentes fréquences et transforme un signal d'un domaine spatial en un signal dans le domaine de fréquence. Le principal avantage de la DCT est l'élimination de la redondance entre pixels voisins, ce qui donne des coefficients transformés non corrélés qui peuvent être codés séparément. En particulier, la DCT présente une excellente compacité énergétique pour des images fortement corrélées, ce qui permet à la DCT de déterminer les données d'entrée en autant de coefficients que possible. Elle a une large gamme d'applications dans le domaine du traitement du signal et de l'image.

Algorithme proposé

Une description générique de l'algorithme pour l'estimation de la valeur DF en utilisant une combinaison de traitement d'image et de transformée DCT est donnée dans l'algorithme 1 suivant :

Algorithme 1 : Estimation de DF avec DCT

entrée $X = \text{ROI image}$.

Sortie = le paramètre DF .

1. Application de la méthode de prétraitement (contrast enhancement CE) à la ROI.
 2. Application de la DCT à la ROI prétraitée
- POUR chaque taille des boîtes faire :
- Application de DBCM à la DCT ROI texture,
 - Utiliser la régression linéaire pour estimer la valeur DF

FIN

Résultats et discussions

Dans notre expérience, nous avons utilisé des ROI de la texture osseuse trabéculaire de CT-Scan incluant des cas sains et pathologiques. Afin d'évaluer la capacité de la dimension fractale DF à distinguer entre le cas sain et le cas pathologique, on a utilisé le test statistique de Wilcoxon, qui peut être appliqué à des distributions inconnues (hypothèse H_0 contre H_1). En particulier, au niveau de signification de l'hypothèse, une valeur de p inférieure à 5%, c-à-d $p \leq 0,05$, indique le rejet de l'hypothèse nulle et, par conséquent, la capacité de la FD de faire la distinction entre les cas sains et pathologiques.

En plus du test statistique, nous présentons également les résultats en termes de moyenne et d'écart type des valeurs FD pour chaque classe d'images. Par ailleurs, afin d'évaluer l'impact des étapes de prétraitement, des résultats avec et sans prétraitements sont également présentés et commentés.

Le tableau 3.7 résume tous nos résultats où la performance en termes de valeurs FD pour les deux cas en bonne santé et ostéoporose en utilisant la DBCM et dans diverses conditions de prétraitement (sans prétraitement, avec l'amélioration du contraste, l'amélioration du contraste et DCT). D'autre part, compte tenu de la sensibilité déjà pointue de l'approche DBCM sur la taille des boîtes, et à la lumière des travaux précédents sur la base de données INSERM U 703, voir, par exemple, [6 -8] où une taille de boîte croissante de façon linéaire pour la DBCM a été préconisée. Nous avons comparé les résultats de trois tailles de boîtes croissantes (qui ronde approximativement la taille minimale de la boîte en vue de la résolution des pixels de l'image).

Cela donne des tailles de ε allant de 5 à 30 pixels, 5 à 35 pixels, et finalement de 5 à 40 pixels, toutes avec un pas de 5 pixels.

Estimation de FD sans prétraitements

Les deuxième, troisième et quatrième colonnes du tableau (3.7) présentent l'analyse statistique de FD en utilisant DBCM sans une étape de prétraitements, pour différentes tailles de boîte.

Les résultats soulignés dans le tableau 3.7 démontrent ce qui suit :

- La complexité de la mise en œuvre du DBCM augmente avec la taille de la boîte. À cet égard, le cas de [5 30] révèle le coût de calcul le plus faible. En outre, l'implémentation entière est réalisée dans la plate-forme Matlab, ce qui nous permet de bénéficier de sous-routines de traitement d'images très rentables.
- Dans le cas d'une augmentation linéaire de la taille de la boîte dans la DBCM, les estimations FD diminuent avec l'augmentation de la taille des boîtes.
- Le paramètre de valeur de p ($p > 0,05$) indique que l'approche basée sur FD ne peut pas faire la distinction entre les cas saine et pathologique quand aucune étape de prétraitement n'a été employée.
- Sur la base de ce qui précède, la variation statistiquement non significative des résultats des trois tailles de boîtes linéairement variées et l'absence de recherches théoriques sur les tailles de boîte, nous motive à limiter à seulement un choix de taille de boîte unique; à savoir, [5 30] avec un pas de 5.
- L'estimation FD ne parvient pas à distinguer les modèles sains des pathologiques.

Estimation de DF avec prétraitements

La figure 3.14 montre un exemple de l'image ROI (texture) originale, de son image améliorée et de leurs histogrammes associés. Les intensités des images originales sont dans l'intervalle [100 160], tandis que les intensités des images améliorées se situent dans l'intervalle [0 255], ce qui explique une meilleure qualité visuelle. Ensuite, la valeur FD utilisant DBCM de l'image prétraitée (en utilisant l'amélioration de contraste (CE)) a été calculée. La transformée DCT de l'image prétraitée a été réalisée et son FD associée à l'aide de DBCM de taille de boîte [5:30] a été calculée et rapportée dans la 6ème colonne du tableau 3.7. Enfin, le traitement précédent est répété lorsque des images texturées avec bruit sont considérées. La figure 3.15 présente un exemple d'image ROI sans prétraitement et avec prétraitement (en utilisant soit l'amélioration de contraste (CE) seule ou CE et DCT).

La figure 3.16 résume l'estimation statistique de la DF pour les différentes modalités susmentionnées. Le graphique illustre à quel point chaque approche discrimine les cas sains des cas pathologiques basés sur l'estimation FD seule. En particulier, les deux résultats du tableau 3.7 et de la figure 3.16 indiquent la capacité de l'estimation FD à distinguer les cas sains et pathologiques lorsque l'étape de traitement utilisant à la fois CE et DCT a été utilisée.

Tableau 3.7 : Moyenne±écart-type de la DF utilisant DBCM sans prétraitement et avec prétraitement contrast enhancement (CE) avec et sans DCT.

Méthodes	DBCM	DBCM	DBCM	CE+DBCM	CE+DCT+DBCM	CE+DCT+DBCM (texture bruité)
Taille des boîtes	[5: 5: 30]	[5: 5: 35]	[5: 5: 40]	[5: 5: 30]	[5: 5: 30]	[5: 5: 30]
Saine	1.9832±0.1314	1.7506±0.1338	1.5482±0.1257	1.9381±0.0795	2.2053±0.0249	2.2338± 0.0312
Pathologique	2.0999±0.1136	1.8524±0.1268	1.6669±0.1130	2.1153±0.0647	2.2844±0.0295	2.3037± 0.0341
<i>p</i> – value	0.0711	0.0711	0.0703	0.0556	1.0314e-03	1.6154e-3

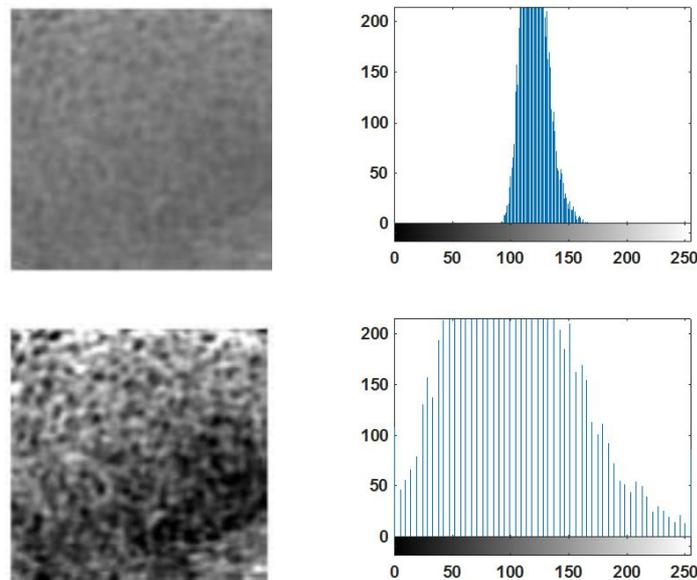


Figure 3.14 : Un exemple de texture ROI (CT-Scan), image originale et l'image améliorée (CE) et leurs histogrammes.

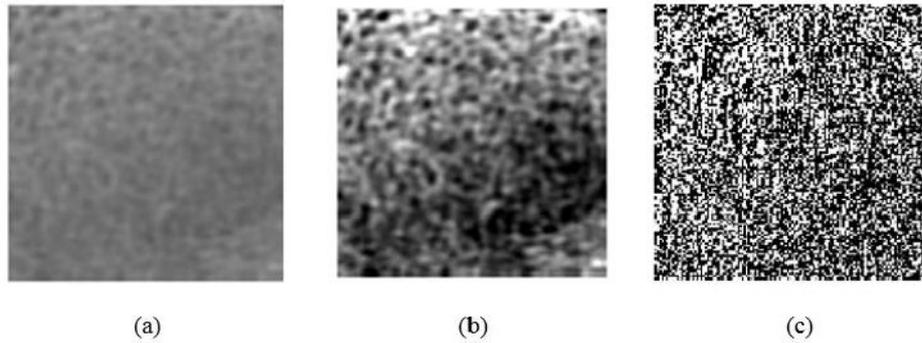


Figure 3.15 : Un exemple de texture ROI avec et sans prétraitement : (a) la texture ROI sans prétraitement, (b): la texture ROI après prétraitement (CE), (c): la texture ROI après prétraitement (CE + DCT).

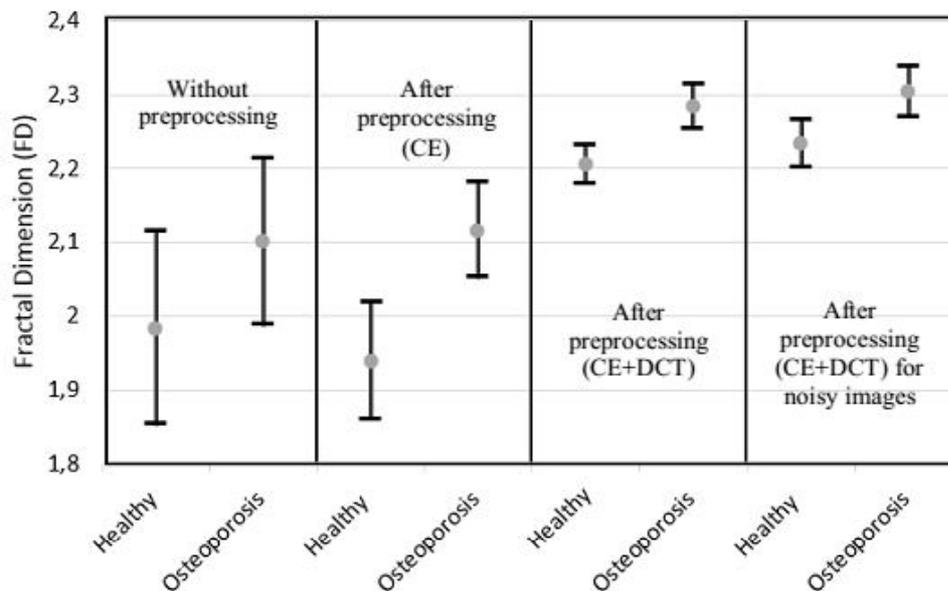


Figure 3.16 : Les résultats de la DF en utilisant DBCM sans prétraitement et avec prétraitement (Contraste Enhancement (CE), (CE + DCT)).

L'analyse des résultats présentés révèle ce qui suit :

- L'importance de l'étape de prétraitement ne peut pas être ignorée en rendant robuste l'estimation de la DF. L'amélioration du contraste (CE) aide à minimiser le bruit qui peut se produire dans la base de données d'images d'origines. D'autre part, en termes de la valeur de l'estimation FD, on constate que FD augmente lorsque le prétraitement de l'amélioration du contraste est appliqué. Parallèlement, on peut observer une diminution de la FD pour les cas sains et une augmentation de FD pour les cas pathologiques.

- L'application de l'étape de prétraitement seule (amélioration du contraste CE) est prouvée insuffisante pour assurer une distinction claire entre les formes saines et pathologiques comme démontré par des valeurs de p supérieures à 0,05 ($p = 0,0556$).
- **La contribution de la DCT** est clairement notée à partir de nos résultats. En effet, l'application de la DCT avec prétraitement de l'amélioration du contraste conduit à une distinction nette entre les formes saines et pathologiques, comme démontré par p valeurs inférieures à 0,05 ($p = 1,03140e - 03$).
- Grâce à la surveillance des valeurs DF, on constate une augmentation systématique de DF lorsque l'on utilise DCT par rapport à sa valeur lorsque la DCT est ignorée.
- Les résultats soulignés dans la partie précédente (estimation de DF sans prétraitements) indiquent que la DF estimée par une régression linéaire par la méthode DCBM est sensible à l'intervalle des échelles considérées lors de l'opération de comptage de boîtes. Ils montrent également que le DCBM est très sensible à la présence de variations de niveaux de gris importantes à des endroits relativement isolés (par exemple, la présence de singularité) [4]. Par conséquent, l'utilisation de DCT est démontrée en rendant l'estimation de la DF moins sensible à de tels phénomènes (tailles de boîtes, singularités) et robuste (en présence de bruit).
- Comme on l'a déjà souligné dans la partie introductive de la DCT, qu'elle est largement appliquée dans le domaine de la compression d'images et, dans une certaine mesure, dans la classification d'images. À notre connaissance, la DCT n'a pas été précédemment appliquée à l'analyse fractale pour la classification des textures et plus particulièrement à la classification de textures osseuses trabéculaires.

Conclusion

Dans cette étude, une nouvelle méthode d'estimation de la dimension fractale est proposée pour l'analyse de la texture osseuse trabéculaire. Cette méthode comporte une nouvelle étape de prétraitement employant à la fois l'amélioration du contraste (CE) et la transformation cosinus discrète (DCT). Une telle approche est très utile pour traiter la sensibilité de la méthode standard de comptage de boîtes différentielles (DCBM) à la fois aux variations de taille des boîtes et à la présence de singularités. La méthodologie développée a été appliquée à la base de données U 703 de l'INSERM où sont traitées les images de texture osseuse trabéculaire CT-SCAN. L'approche a démontré une séparation réussie entre la classe pathologie et la classe saine, même en présence de perturbations de bruits aléatoires, comme démontré par l'analyse statistique, par le test Wilcoxon rank sum (en utilisant la valeur p ($p = 0,001$)). Par conséquent, la robustesse de l'algorithme proposé est vérifiée.

5.3. Analyse directionnelle

La texture trabéculaire osseuse présente une certaine directionnalité, selon sa propriété micro-architecturale, c'est la raison pour laquelle, on va effectuer des rotations sur la texture et extraire sa DF dans les deux domaines spatial et fréquentiel.

5.3.1. Analyse spatiale

Dans cette partie, nous proposons l'analyse directionnelle de texture dans le domaine spatial. Nous avons appliqué le filtre médian comme prétraitement, puis nous avons tourné (faire la rotation) l'image ROI avec les angles 90° , 180° et 270° . Après cela nous avons mis en œuvre la méthode DBCM avec des boîtes de taille ε pour 5: 5: 30 pixels pour estimer la valeur de la dimension fractale directionnelle (FD).

Résultats et discussion

Les résultats obtenus de cette approche sont présentés dans cette section, nous avons utilisé la base de données INSERM U 703 Lille, et nous avons choisi les ROI de type IRM. Les ROI IRM saines sont notées par les lettres {G, S, O, B et T} et les ROI IRM pathologiques sont notés par les lettres {C, U, K, M et E}.

La figure (3.17) présente la ROI G et leur ROI tourné avec les angles de (90° , 180° et 270°). Le tableau 3.8 montre les résultats obtenus (la DBCM directionnelle) et dans le tableau 3.9, les statistiques de ces résultats.

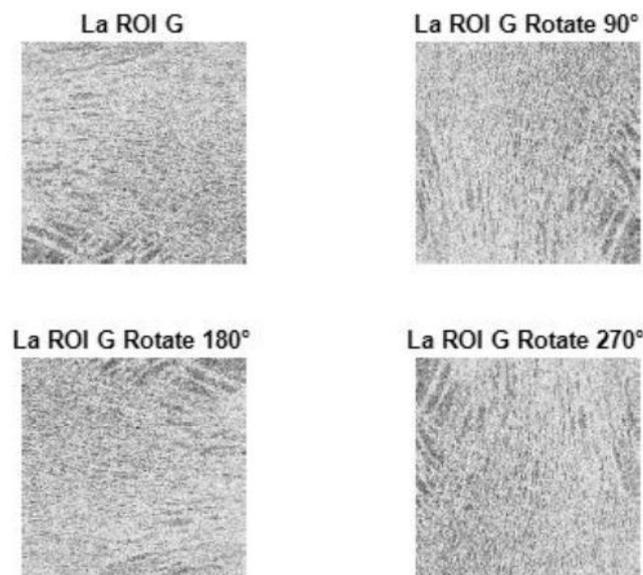


Figure 3.17 : La ROI G et leurs ROI tournés avec les angles de rotations de (90° , 180° et 270°).

Tableau 3.8 : FD directionnelle utilisant DBCM.

CAS	ROI	ROTATION		
		90°	180°	270°
Saine	G	2.7253	2.7243	2.7253
	S	2.7128	2.7116	2.7125
	O	2.6579	2.6545	2.6565
	B	2.6015	2.6000	2.6014
	T	2.7250	2.7215	2.7235
Pathologique	C	2.6021	2.6000	2.6037
	U	2.6137	2.6123	2.6146
	K	2.5819	2.5807	2.5826
	M	2.7128	2.7116	2.7125
	E	2.6116	2.6103	2.6131

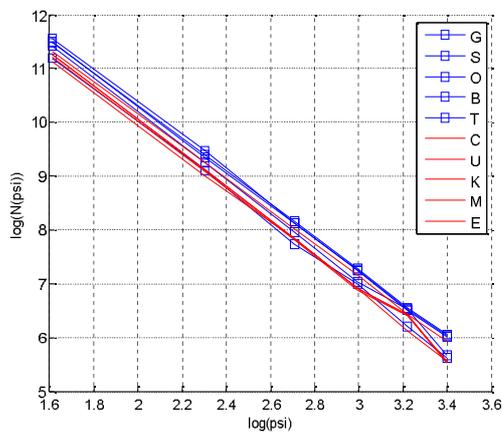


Figure 3.18 : Résultats du DBCM directionnelle avec l'angle de rotation 270°.

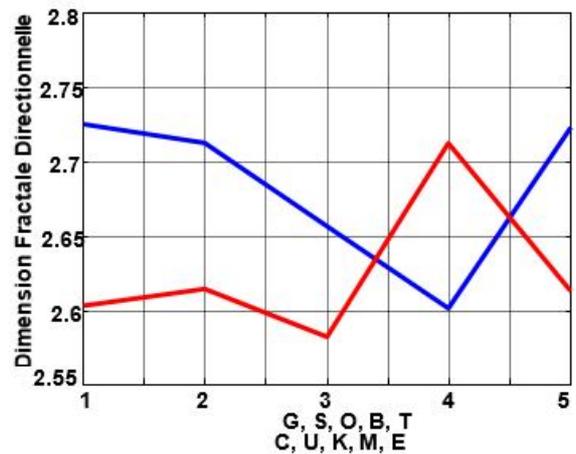


Figure 3.19 : Variation de la FD directionnelle utilisant DBCM avec l'angle de rotation 270° (différence 0.1111 entre les 2 classes).

Tableau 3.9 : Analyse Statistique de la FD Directionnelle utilisant DBCM.

CAS	ROT	90°	180°	270°
Sain	Mean	2.6845	2.6824	2.6838
	Max	2.7253	2.7243	2.7253
	Min	2.6015	2.6000	2.6014
	Std	0.0541	0.0541	0.0540
Pathologique	Mean	2.6244	2.6230	2.6253
	Max	2.7128	2.7116	2.7125
	Min	2.5819	2.5807	2.5826
	Std	0.0510	0.0511	0.0504
Taux de Classification	RC%	80% (diff 0.1113)	80% (diff 0.1116)	80% (diff 0.1111)

Dans cette partie, nous avons utilisé le filtre médian comme étape de prétraitement, puis nous avons fait des rotations à la ROI filtrée avec des angles de 90° , 180° et 270° . La figure 3.17 présente la ROI G avec ces différentes rotations. Après cette étape, l'application de la méthode DBCM avec la taille des boîtes de 5 pixels à 30 pixels avec un pas de 5 pixels nous a permis d'estimer la DF directionnelle. Les résultats de la DF directionnelle sont présentés dans le tableau 3.8 pour les différents angles de rotation. Le tableau 3.9 présente les statistiques de ces résultats. Pour la première rotation de 90° , la DF directionnelle est entre (2.6845 ± 0.0541) pour le cas des ROI saines et entre (2.6244 ± 0.0510) pour le cas des ROI pathologiques. Pour le cas du deuxième angle de rotation de 180° , elle est entre (2.6824 ± 0.0541) pour le cas des ROI saines alors qu'elle est entre (2.6230 ± 0.0511) pour le cas des ROI pathologiques, et enfin pour le troisième choix de l'angle de rotation de 270° , elle est entre (2.6838 ± 0.0540) pour le cas des ROI saines et entre (2.6253 ± 0.0504) pour le cas des ROI pathologiques. La Figure 3.18, présente les résultats de DBCM directionnelle et la figure 3.19 présentes les variations de la DF directionnelle pour les meilleurs résultats (pour l'angle de 270°). Cette application nous donne un taux de classification de 80% avec la différence entre les deux classes saine et pathologique est de 0.1113 pour l'angle de rotation de 90° , de 0.116 pour l'angle de rotation de 180° et de 0.111 pour l'angle de rotation de 270° . D'après ces résultats, nous pouvons conclure que les meilleurs résultats sont obtenus avec l'angle de rotation de 270° .

5.3.2. Analyse fréquentielle

Dans cette partie, nous proposons l'analyse directionnelle de texture dans le domaine fréquentiel. Nous avons appliqué différentes méthodes de prétraitements, puis nous avons tourné l'image ROI avec différents angles de rotation, puis l'application de la DWT avec différentes ondelettes, après cela nous avons mis en œuvre la méthode DBCM avec des boîtes de tailles ε pour 5 : 5 : 30 pixels pour estimer la valeur de la DF directionnelle.

5.3.2.1. Prétraitement par filtre médian

L'algorithme proposé

Dans cette partie, nous proposons l'analyse directionnelle de la texture dans le domaine fréquentiel. L'approche proposée est présentée dans la figure (3.20) ; L'application de DWT avec l'analyse fractale. Après l'étape de prétraitement par filtre médian, l'application de la rotation de la ROI de texture avec les différents angles de rotations, puis nous avons utilisé l'image approximée du DWT pour la première résolution avec différentes ondelettes (db1, db5, bior3.7, coif3) puis la

DBCM est utilisée pour estimer la valeur de la FD directionnelle avec un choix des tailles des boites de 5: 5: 30 pixels.

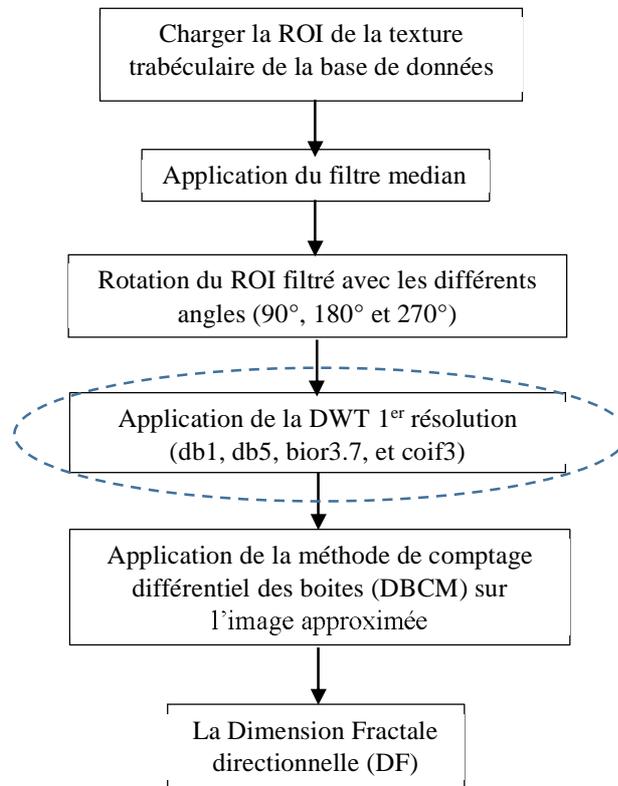


Figure 3.20 : L' algorithme proposé de l' estimation de la DF directionnelle.

Résultats et discussion

Le tableau (3.10) montre les résultats de l' approche proposée (DBCM directionnelle avec DWT) et dans le tableau (3.11), les statistique de ces résultats. La figure (3.21) présente les résultats de la DBCM directionnelle avec l' ondelette (coif3) et la rotation 180° et la figure (3.22) présente la variation de la DF pour le même cas.

Tableau 3.10 : FD Directionnelle utilisant DBCM de DWT.

ROT	ROI	G	S	O	B	T	C	U	K	M	E
	DWT										
90°	<i>1^{ère} Résolution</i>										
	Db1	2.7304	2.7175	2.6639	2.6084	2.7405	2.6041	2.6168	2.5827	2.6818	2.6148
	Db5	2.7320	2.7429	2.7140	2.6280	2.7888	2.6615	2.6710	2.6367	2.7092	2.6697
	Bior3.7	2.7859	2.7724	2.7443	2.6796	2.8045	2.6943	2.6973	2.6612	2.7411	2.6992
180°	Coif3	2.7839	2.7710	2.7491	2.6815	2.8186	2.6970	2.6953	2.6619	2.7395	2.7024
	Db1	2.7288	2.7151	2.6593	2.6056	2.7366	2.6019	2.6162	2.5811	2.6815	2.6143
	Db5	2.7304	2.7395	2.7138	2.6239	2.7862	2.6586	2.6714	2.6375	2.7083	2.6704
	Bior3.7	2.7865	2.7719	2.7443	2.6798	2.8036	2.6948	2.6978	2.6603	2.7412	2.6993
270°	Coif3	2.7840	2.7710	2.7474	2.6818	2.8178	2.6961	2.6958	2.6588	2.7386	2.7016
	Db1	2.7292	2.7159	2.6605	2.6064	2.7370	2.6057	2.6175	2.5847	2.6814	2.6173
	Db5	2.7319	2.7406	2.7158	2.6258	2.7866	2.6591	2.6712	2.6378	2.7088	2.6706
	Bior3.7	2.7859	2.7726	2.7444	2.6795	2.8042	2.6951	2.6972	2.6596	2.7422	2.7001
	Coif3	2.7845	2.7720	2.7481	2.6829	2.8180	2.6961	2.6947	2.6586	2.7399	2.7033

Tableau 3.11 : Analyse statistique de la DF directionnelle utilisant DBCM de la DWT.

ROT	DWT	SAINÉ			PATHOLOGIQUE			RC%
		Mean±Std	Max	Min	Mean±Std	Max	Min	
90°	Db1	2.6921±0.0554	2.7405	2.6084	2.6200±0.0371	2.6818	2.5827	80% (diff 0.0734)
	Db5	2.7211±0.0589	2.7888	2.6280	2.6696±0.0261	2.7292	2.6367	80% (diff 0.0812)
	Bior3.7	2.7573±0.0487	2.8045	2.6796	2.6986±0.0284	2.7411	2.6612	80% (diff 0.0615)
	Coif3	2.7608±0.0510	2.8186	2.6815	2.6992±0.0276	2.7395	2.6619	80% (diff 0.0580)
180°	Db1	2.6891±0.556	2.7366	2.6056	2.6190±0.0376	2.6815	2.5811	80% (diff 0.0759)
	Db5	2.7188±0.0594	2.7862	2.6239	2.6692±0.0258	2.7083	2.6375	80% (diff 0.0844)
	Bior3.7	2.7572±0.0484	2.8036	2.6798	2.6987±0.0287	2.7412	2.6603	80% (diff 0.0614)
	Coif3	2.7604±0.0508	2.8178	2.6818	2.6982±0.0283	2.7386	2.6588	80% (diff 0.0568)
270°	Db1	2.6898±0.0554	2.7370	2.6064	2.6213±0.0361	2.6814	2.5847	80% (diff 0.0750)
	Db5	2.7201±0.0589	2.7866	2.6258	2.6695±0.0258	2.7088	2.6378	80% (diff 0.0830)
	Bior3.7	2.7573±0.0487	2.8042	2.6795	2.6989±0.0293	2.7422	2.6596	80% (diff 0.0627)
	Coif3	2.7611±0.0505	2.8180	2.6829	2.6985±0.0289	2.7399	2.6586	80% (diff 0.0570)

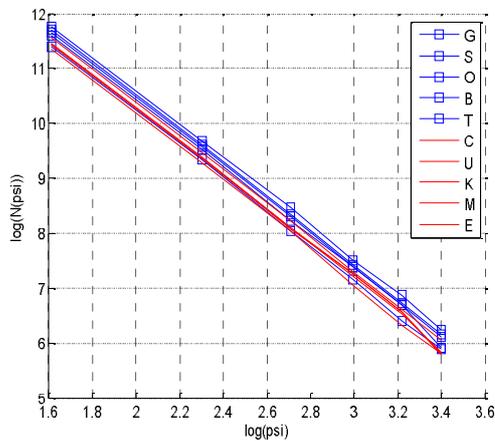


Figure 3.21 : Résultats du DBCM directionnelle utilisant l'ondelette DWT (*coif3*) avec l'angle de rotation 180°.

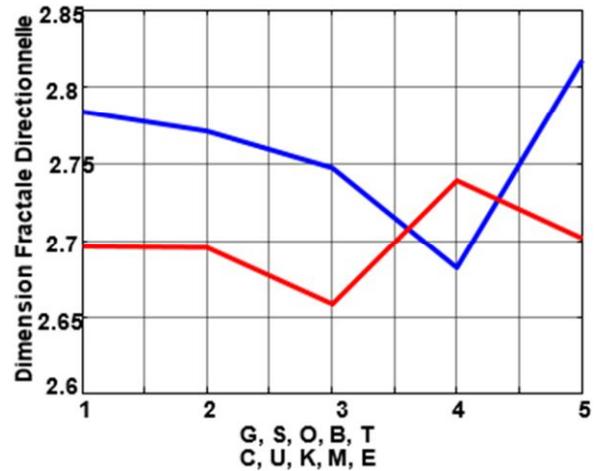


Figure 3.22 : Variation de DF directionnelle en utilisant DBCM avec (*coif3*) avec l'angle de rotation 180° (différence 0.0568 entre les deux classes).

Dans cette approche, nous avons utilisé la DWT. Après rotation de l'image ROI filtré, nous avons appliqué la DWT avec différentes ondelettes (db1, db5, bior3.7, coif3) en première résolution puis l'implémentation de la DBCM dans l'espace des ondelettes, avec la taille des boites de 5 pixels à 30 pixels avec un pas de 5 pixels nous a permis d'estimer la DF directionnelle. Nous avons obtenu différents résultats selon la variation des angles de rotation et la variation des ondelettes choisies qui sont présentés dans les tableaux (3.10) et (3.11). La figure (3.21) présente les résultats de la DF directionnelle de DWT et la figure (3.22) la variation de la DF directionnelle de DWT pour le meilleur résultat. Cette application, nous donne un taux de classification de 80% avec la différence entre les deux classes de (0.0812 à 0.0580) pour l'angle de rotation 90°, de (0.0844 à 0.0568) pour

l'angle de rotation 180° et de (0.0830 à 0.0570) pour l'angle de rotation 270° . D'après ces résultats, l'ondelette coif3 donne des meilleurs résultats pour la séparation entre les deux classes saine et pathologique (la différence est entre 0.0580 à 0.0568) pour les différents angles de rotation, et le meilleur résultat est pour l'ondelette coif3 avec l'angle de rotation de 180° .

D'après ces résultats, on note qu'il y a intersection entre les valeurs de DF directionnelle des cas sains et des cas pathologiques, tel qu'il est indiqué dans les figures (3.18), (3.19), (3.21) et (3.22), où les lignes en bleu représentent les variations des DF directionnelle pour les cas sains alors que les lignes en rouge représentent les variations des DF directionnelle pour les cas pathologiques. Dans tous ces résultats, la ROI B est classifiée dans le cas pathologique, et la ROI M est classifiée dans le cas sain, alors nous avons classifié quatre ROI dans leur vraie classe pour chaque classe, d'où le taux de classification est de 80%.

D'après nos résultats, l'utilisation de DBCM dans l'espace spatial donne des résultats non satisfaisants, alors que l'utilisation de l'ondelette (DWT) et l'application de la DBCM dans l'espace des ondelettes donne des meilleurs résultats de classification que l'utilisation de DBCM dans l'espace spatial. La DBCM est très sensible aux variations des niveaux de gris (par exemple la singularité) [4], qui implique la différence entre les variations des DF dans les résultats. L'introduction de la DWT a pour effet de réduire ces différences de variation entre les classes.

La rotation de l'image donne différentes valeurs de DF utilisant la DBCM dans l'espace spatial et dans l'espace des ondelettes (DWT) pour différents angles de rotation. Ces résultats montrent que la texture trabéculaire osseuse est une texture anisotrope. La texture change ces caractéristiques quand l'image tourne et donne différentes propriétés à chaque direction. Et on peut dire que l'utilisation de la DBCM directionnelle dans l'espace des ondelettes (DWT) donne des meilleurs résultats dans la séparation des cas sains /pathologique que l'utilisation de la DBCM dans l'espace spatial.

Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté deux approches de l'analyse de la texture trabéculaire directionnelle par l'analyse fractale directionnelle avec trois angles de rotation (90° , 180° et 270°) utilisant la DBCM dans l'espace spatial et l'espace de transformation ondelettes (DWT). Les résultats préliminaires obtenus pour 10 ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques indiquent un taux de classification satisfaisant de 80% avec la différence entre (0.1116 à 0.1111) pour l'utilisation de la DBCM dans l'espace spatial et entre (0.0844 à 0.0568) pour toutes les rotations

et toutes les ondelettes utilisées avec la DBCM. Les meilleurs résultats sont obtenus avec l'ondelette coif3 avec une différence entre les deux classes de (0.0580 à 0.0568).

5.3.2.2. Prétraitement par filtre Gaussien

Nous avons utilisé le filtre gaussien comme prétraitement à l'aide des fonctions de Matlab. Après plusieurs essais, nous avons choisi un filtre passe-bas Gaussien symétrique en rotation avec une taille de 15 et un sigma égal à 0,5, puis, nous avons filtré l'image avec le filtre passe-bas Gaussien créé.

L'algorithme proposé

Notre approche proposée est présentée dans la figure (3.23); l'application de DWT avec l'analyse fractale. Nous avons appliqué le filtre Gaussien comme prétraitement, puis nous avons tourné l'image ROI avec des angles différents de 0° à 180° avec un pas de 15° . Pour chaque ROI prétraité et tournée, nous avons appliqué la DWT dans la première résolution avec les ondelettes de Daubechies (dbn). Pour chaque dbn on prend l'image approximée et on applique la DBCM pour estimer la valeur du DF directionnelle avec une taille de boîtes choisie de 5: 5: 30 pixels.

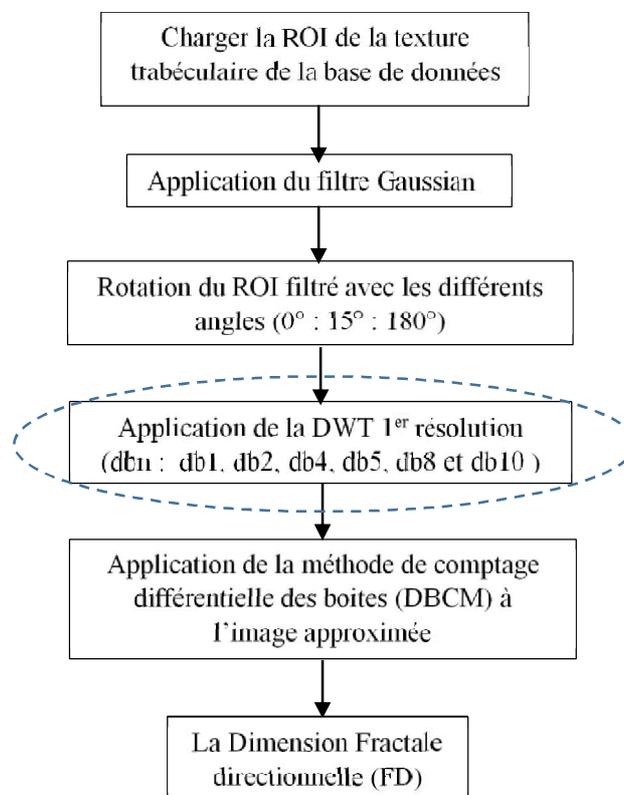


Figure 3.23 : L'organigramme proposé pour la classification de texture.

Résultats et discussion

Puisque nous avons plusieurs ROI images tournées ($0^\circ:15^\circ:180^\circ$) et pour chaque image tournée nous avons appliqué les DWT (db1, db2, db4, db5, db6, db8, db10), nous allons présenter un exemple de ces résultats pour dix ROI images type IRM, tel que cinq saines qui sont notées par les lettres {G, S, O, B et T} et cinq pathologiques qui sont notées par les lettres {C, U, K, M et E}.

Il y a plusieurs résultats pour chaque ondelette utilisée (dbn) et pour chaque angle de rotation, et les résultats obtenus sont presque identiques avec certaine variation, pour cette raison, nous allons présenter les résultats pour une seule ondelette (db4), puis la moyenne de tous les résultats pour chaque ondelette. Le tableau (3.12) présente les résultats obtenus de l'analyse fractale directionnelle utilisant le DBCM de DWT avec l'ondelette de Daubechies (db4), et le tableau (3.13) contient les statistiques de ces résultats. Le tableau (3.14) présente les statistiques de tous les résultats (pour toutes les ondelettes choisies et appliquées). Et nous avons choisis deux ROI images, la ROI G (saine) et la ROI C (pathologique) pour présenter tous les résultats de ces deux images pour toutes les ondelettes choisies et tous les angles de rotations.

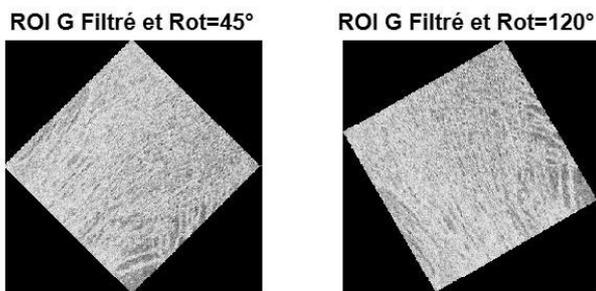


Figure 3.24 : La ROI G filtré (Gaussien) et tournée avec un les angles de rotations de 45° et 120° .

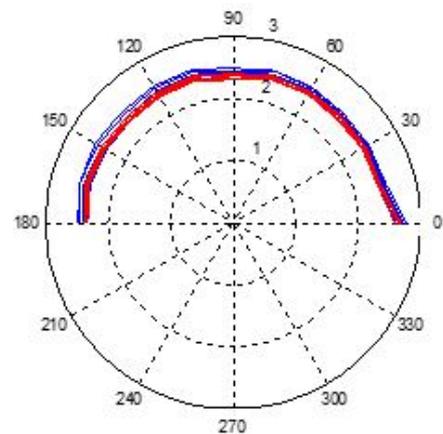


Figure 3.25 : Représentation polaire de la variation de la FD directionnelle pour db4.

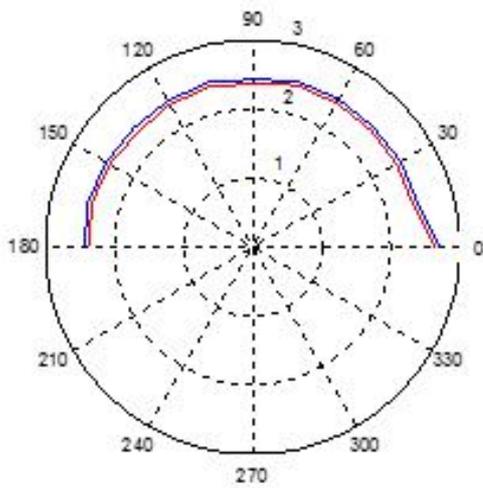


Figure 3.26 : Représentation polaire de la moyenne directionnelle de DF pour db4.

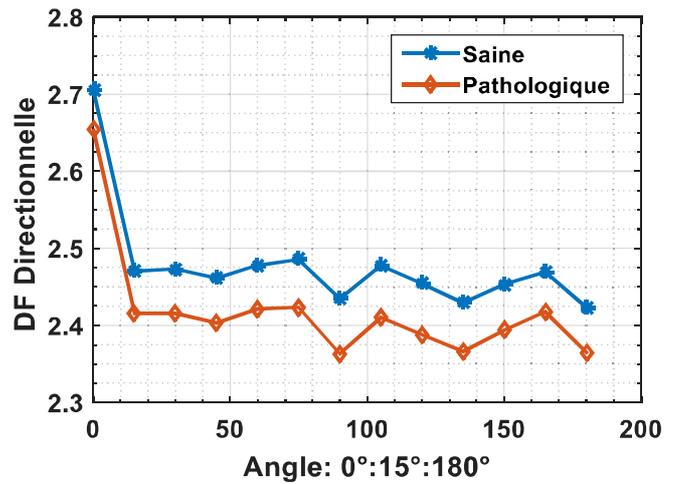


Figure 3.27 : Représentation cartésienne de la moyenne et la DF directionnelle pour db4 pour tous les angles de rotation (0°:15°:180°).

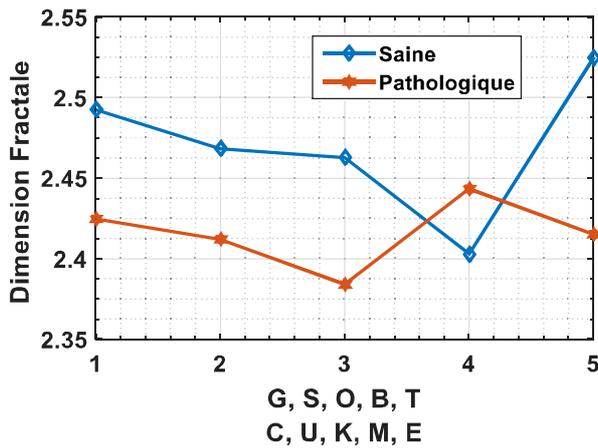


Figure 3.28 : Variation de la DF directionnelle utilisant DBCM avec (db4) de la rotation 15° (différence 0.0403 entre les deux classes).

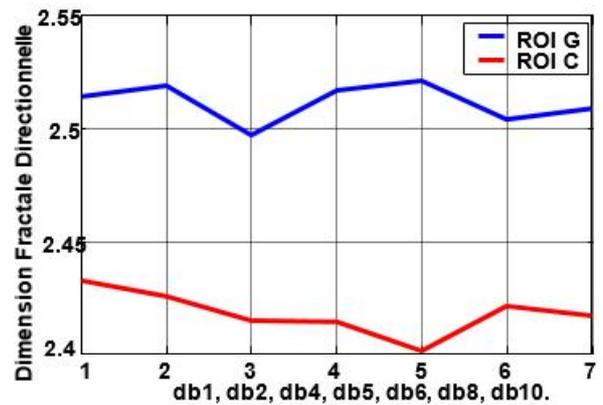


Figure 3.31 : Variation de la DF directionnelle pour l'angle de rotation 45° pour toutes les dbn utilisées pour les ROI G et C.

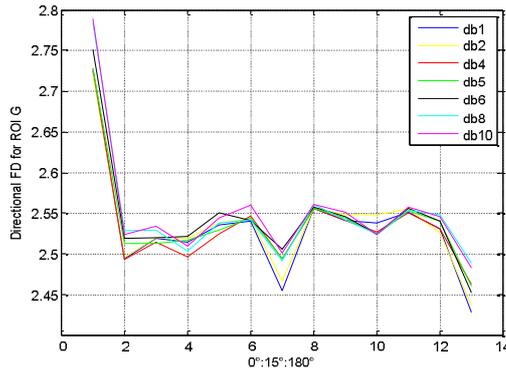


Figure 3.29 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G (saine) pour toutes les dbn choisies et tous les angles de rotations.

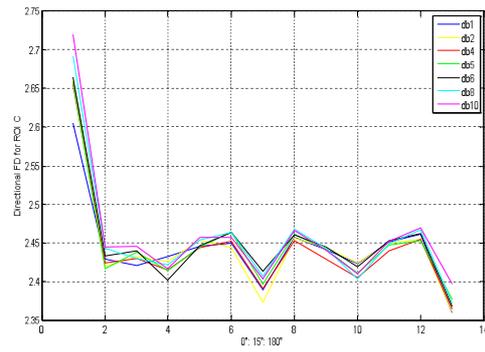


Figure 3.30 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI C (pathologique) pour toutes les dbn choisies et tous les angles de rotations.

Tableau 3.12 : La DF directionnelle utilisant le DBCM de la DWT (db4).

Cases	Saine (Normale)					Pathologique				
Rot	G	S	O	B	T	C	U	K	M	E
0°	2.7286	2.7173	2.7085	2.6101	2.7649	2.6557	2.6667	2.6024	2.6847	2.6660
15°	2.4926	2.4683	2.4628	2.4031	2.5245	2.4245	2.4121	2.3841	2.4434	2.4150
30°	2.5146	2.4790	2.4625	2.3963	2.5132	2.4297	2.4061	2.3834	2.4468	2.4132
45°	2.4968	2.4708	2.4424	2.3893	2.5065	2.4153	2.3891	2.3547	2.4490	2.4093
60°	2.5241	2.4774	2.4738	2.4019	2.5127	2.4439	2.4107	2.3847	2.4495	2.4190
75°	2.5472	2.4659	2.4732	2.4067	2.5350	2.4525	2.4103	2.3956	2.4427	2.4165
90°	2.4938	2.4320	2.4400	2.3629	2.4450	2.3910	2.3192	2.3175	2.4095	2.3784
105°	2.5559	2.4700	2.4508	2.3859	2.5256	2.4529	2.4079	2.3746	2.4289	2.3867
120°	2.5410	2.4508	2.4197	2.3488	2.5112	2.4296	2.3773	2.3510	2.4107	2.3694
135°	2.5267	2.4148	2.3943	2.3324	2.4767	2.4054	2.3499	2.3267	2.3951	2.3551
150°	2.5503	2.4461	2.4139	2.3524	2.5037	2.4401	2.3819	2.3567	2.4119	2.3794
165°	2.5308	2.4702	2.4373	2.3730	2.5362	2.4555	2.4116	2.3851	2.4378	2.3983
180°	2.4631	2.4187	2.3986	2.3453	2.4916	2.3650	2.3608	2.3372	2.3982	2.3641

Tableau 3.13 : Analyse statistique de la DF directionnelle utilisant le DBCM de la DWT (db4)

Rot	Saine				Pathologique				Taux de Classification (TC%)
	m	Sigma	Min	Max	m	Sigma	Min	Max	
0°	2.7059	0.0577	2.6101	2.7649	2.6551	0.0313	2.6024	2.6847	80% (diff 0.0746)
15°	2.4703	0.0448	2.4031	2.5245	2.4158	0.0215	2.3841	2.4434	80% (diff 0.0403)
30°	2.4731	0.0484	2.3963	2.5146	2.4158	0.0240	2.3834	2.4468	80% (diff 0.0505)
45°	2.4612	0.0473	2.3893	2.5065	2.4035	0.0348	2.3547	2.4490	80% (diff 0.0597)
60°	2.4780	0.0478	2.4019	2.5241	2.4216	0.0263	2.3847	2.4495	80% (diff 0.0476)
75°	2.4856	0.0570	2.4067	2.5472	2.4235	0.0235	2.3956	2.4525	80% (diff 0.0458)
90°	2.4347	0.0469	2.3629	2.4938	2.3631	0.0423	2.3175	2.4095	80% (diff 0.0466)
105°	2.4776	0.0664	2.3859	2.5559	2.4102	0.0316	2.3746	2.4529	80% (diff 0.0670)
120°	2.4543	0.0760	2.3488	2.5410	2.3876	0.0319	2.3510	2.4296	80% (diff 0.0808)
135°	2.4290	0.0751	2.3324	2.5267	2.3664	0.0329	2.3267	2.4054	80% (diff 0.0730)
150°	2.4533	0.0770	2.3524	2.5503	2.3940	0.0324	2.3567	2.4401	80% (diff 0.0877)
165°	2.4695	0.0681	2.3730	2.5362	2.4177	0.0288	2.3851	2.4555	80% (diff 0.0825)
180°	2.4235	0.0569	2.3453	2.4916	2.3651	0.0218	2.3372	2.3982	80% (diff 0.0529)

Tableau 3.14 : La moyenne des résultats de l'analyse statistique des DF directionnelles utilisant DBCM pour toutes les DWT (dbn) utilisées.

DWT	Saine				Pathologique			
	<i>m</i>	<i>Sigma</i>	Min	Max	<i>m</i>	<i>Sigma</i>	Min	Max
<i>Db1</i>	2.4726	0.0698	2.3920	2.6869	2.4149	0.0663	2.3371	2.6201
<i>Db2</i>	2.4784	0.0698	2.4073	2.6957	2.4169	0.0726	2.3404	2.6419
<i>Db4</i>	2.4781	0.0712	2.4235	2.7059	2.4184	0.0745	2.3631	2.6551
<i>Db5</i>	2.4855	0.0723	2.4327	2.7185	2.4280	0.0749	2.3728	2.6691
<i>Db6</i>	2.4888	0.0752	2.4304	2.7303	2.4290	0.0762	2.3748	2.6750
<i>Db8</i>	2.4893	0.0830	2.4297	2.7556	2.4287	0.0852	2.3677	2.7001
<i>Db10</i>	2.4970	0.0852	2.4365	2.7720	2.4370	0.0874	2.3779	2.7197

La figure (3.24) présente la ROI G filtré par le filtre Gaussien avec un angle de rotation de 45° et de 120°. La figure (3.25) présente les résultats de la DF directionnelle utilisant la DBCM de la DWT (db4) et la figure 3.26 présente la moyenne de ces courbes en coordonnées polaires pour les cas sains et pathologiques. Et la figure (3.27) est la même que la figure (2.26) mais en coordonnées cartésiennes. Les lignes en bleu représentent la variation des DF pour les cas sains alors que les lignes en rouges représentent la variation des DF pour les cas pathologiques, ($\varepsilon = 5:5:30$ pixels).

Selon les résultats trouvés, on remarque qu'il y a une intersection entre les cas sains des cas pathologiques comme il est mentionné dans les figures (3.25) et (3.28), mais les courbes de la moyenne (figure 3.26 et 3.27), présente une séparation entre les cas sains des cas pathologiques. Ce qui donne une bonne classification.

La figure (3.28) présente le meilleur résultat trouvé pour l'ondelette (db4) avec l'angle de rotation de 15° et avec une différence entre les deux classes (saine/pathologique) de 0.0403. Et pour tous les résultats des dix ROI présentées, la ROI B est classifiée dans le cas pathologique et la ROI M est classifiée dans le cas sain, d'où quatre ROI sont bien classifiés dans leur vraie classe pour chaque cas, qui nous donne un taux de classification de 80%.

La rotation de l'image donne différentes valeurs de la DF directionnelle pour la même image et la même ondelette utilisée avec la DBCM ce qui prouvé dans le tableau 3.12 (un exemple de résultat (db4)) et dans la figure (3.29) pour la ROI G (saine) et dans la figure (3.30) pour la ROI C (pathologique) comme exemple des images utilisées. Pour toutes les ondelettes choisies (dbn), la DF directionnelle variée en fonction des angles de rotations pour la même ondelette utilisée. Comme exemple dans la figure (3.31), pour les mêmes images (ROI G et ROI C) et pour le même angle de rotation comme par exemple ici (45°). On trouve différentes valeurs de

la DF directionnelle pour différentes ondelettes utilisées ce qui justifie la propriété des nombres des moments nulles pour chaque ondelette [4].

Ces résultats montrent que la texture trabéculaire osseuse est une texture anisotropique car la texture change significativement quand l'image tourne et change ces propriétés selon l'angle de rotation [9]. Et on peut noter que la DF pour l'angle 0° est la plus grande que la DF des différents angles de rotation, qui indique la complexité de l'image sans rotation (angle 0°). Si on fait tourner l'image à des angles différents, la texture devient moins complexe. Mais la valeur de la DF directionnelle dans l'angle 180° est très petite comparée à toutes les valeurs de la DF des différents angles de rotation qui indique que la texture devient moins complexe. Le tableau (3.13) présente les statistiques des résultats obtenus pour (db4).

Conclusion

En se basant sur les résultats de la partie précédente, où nous avons présenté l'analyse fractale directionnelle avec trois angles de rotation et différentes ondelettes appliqués. Dans cette partie, nous avons présenté la même analyse fractale directionnelle, mais cette fois ci avec une marge des angles de rotation de 0° à 180° avec un pas de 15° appliqué sur l'espace des ondelettes de Daubechies (dbn : db1, db2, db4, db5, db8 et db10) seulement, et nous avons estimé la DF directionnelle avec la DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec les dix ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques donne un taux de classification de 80% avec la différence (ou l'intersection) des valeurs de DF entre les deux classes de 0.0403 à 0.0877 pour l'ondelette (db4).

5.3.2.3. Classification hybride

Prétraitement

L'égalisation d'histogramme est utilisée pour l'amélioration du contraste, c'est une méthode d'ajustement du contraste d'image utilisant l'histogramme pour améliorer la visibilité et les paramètres significatives et la qualité de l'image. L'amélioration est utilisée pour réduire le bruit et augmenter le contraste de l'image utilisant l'histogramme. L'égalisation d'histogramme (HE) consiste d'appliqué une transformation pour chaque pixel de l'image pour obtenir une nouvelle image amélioré avec un bruit réduit.

L'algorithme propose

Notre approche proposée est présentée dans l'algorithme 2 : la classification hybride utilisant un réseau de neurone artificiel (RNA), la transformation d'ondelettes discrète (DWT) et l'analyse fractale par la méthode de comptage différentielle de boîtes (DBCM). Nous avons

appliqué l'égalisation d'histogramme comme étape de prétraitement, puis la rotation de l'image texturée avec différents angles de rotation de 0° à 360° avec un pas de rotation de 10° . Pour chaque texture tournée d'un angle, nous avons appliqué la DWT dans la première résolution avec l'ondelette de Daubechies (db5). Puisque l'information de l'image est dans les basses fréquences, nous avons utilisé l'image approximée dans l'analyse fractale par la DBCM pour estimer la DF directionnelle avec la taille des boites de 5 à 30 pixels avec un pas de 5 pixels.

Pour chaque image, nous avons un vecteur d'attributs de 37 éléments (37 directions : $FD(\theta)$) qui devient le nombre des neurones d'entrées pour le classifieur RNA ; nous avons utilisé un réseau de neurones de reconnaissance des formes perceptron multicouches (PMC). Les paramètres du classifieur RNA sont : dix neurones dans la couche cachée, la fonction d'apprentissage (trainscg : scaled conjugate gradient back-propagation) et la fonction de performance est (cross-entropy) et deux neurones dans la couche de sortie représentent la classe un et la classe deux.

Algorithme 2 : Estimation de la DF directionnelle avec DWT

Entrée X : sous-image Brodatz texture.

Sortie : $DF(\theta)$: La DF directionnelle.

Pour chaque texture faire :

1. Appliquer un prétraitement utilisant l'égalisation d'histogramme (HE).
2. Tourner la texture prétraitée de : $0^\circ : 10^\circ : 360^\circ$
3. Pour chaque texture tournée et prétraitée faire :
 - Appliquer la DWT (db5),
 - Appliquer la DBCM pour l'image texture approximée,
 - Estimer (extraire) la $DF(\theta)$.

Fin

Fin

Résultats et discussion

Nous avons utilisé le réseau de neurones perceptron multicouches (PMC). Le réseau a alimenté avec différentes combinaisons de fonctionnalités dans chaque exécution pour étudier la signification prédictive de chaque caractéristique. Ainsi, le nombre de fonctionnalités définit le nombre de neurones d'entrée, le nombre de neurones cachés optimisés à l'aide de dix neurones, et deux neurones dans la couche de sortie correspondent à la classe un ou à classe deux. L'apprentissage du réseau a été réalisé à l'aide d'une rétro-propagation à gradient conjugué (trainscg) et d'une fonction de performance utilisant l'entropie croisée (cross-entropy), validée avec une matrice de confusion et des courbes ROC.

Les paramètres sont construits par le vecteur $(FD(\theta))$ pour chaque image, qui correspondent à la valeur de DF pour chaque direction. Dans la figure (3.32) un exemple de texture Brodatz prétraitée avec l'égalisation d'histogramme (HE) et tournée d'angle 30° et 120° . Après cette étape, on applique la DWT avec l'ondelette db5, puis on estime la DF utilisant la DBCM directionnelle appliquée sur l'image approximée pour chaque direction pour obtenir le vecteur d'attributs qui correspond aux valeurs de la DF pour chaque direction qui devient le vecteur d'entrée du réseau des neurones (ou les neurones d'entrées), (voir figure 3.33).

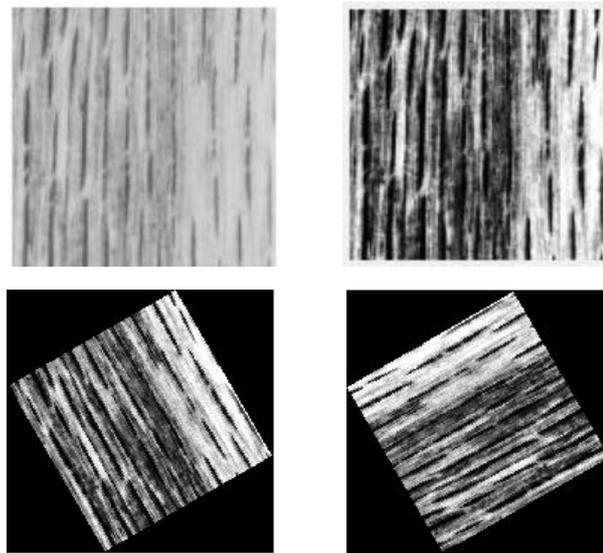


Figure 3.32 : Exemple de texture Brodatz (sous-image) prétraitée et tournée avec des angles 30° et 120° .

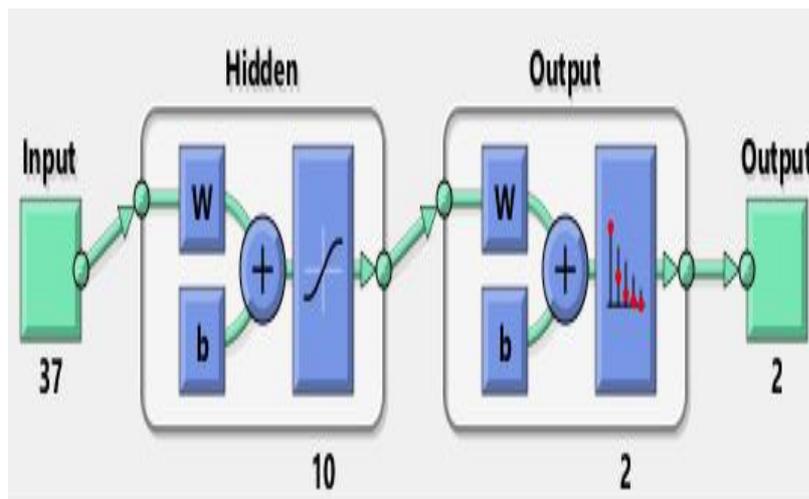


Figure 3.33 : Architecture du réseau de neurones proposé.



Figure 3.34 : Matrice de Confusion.

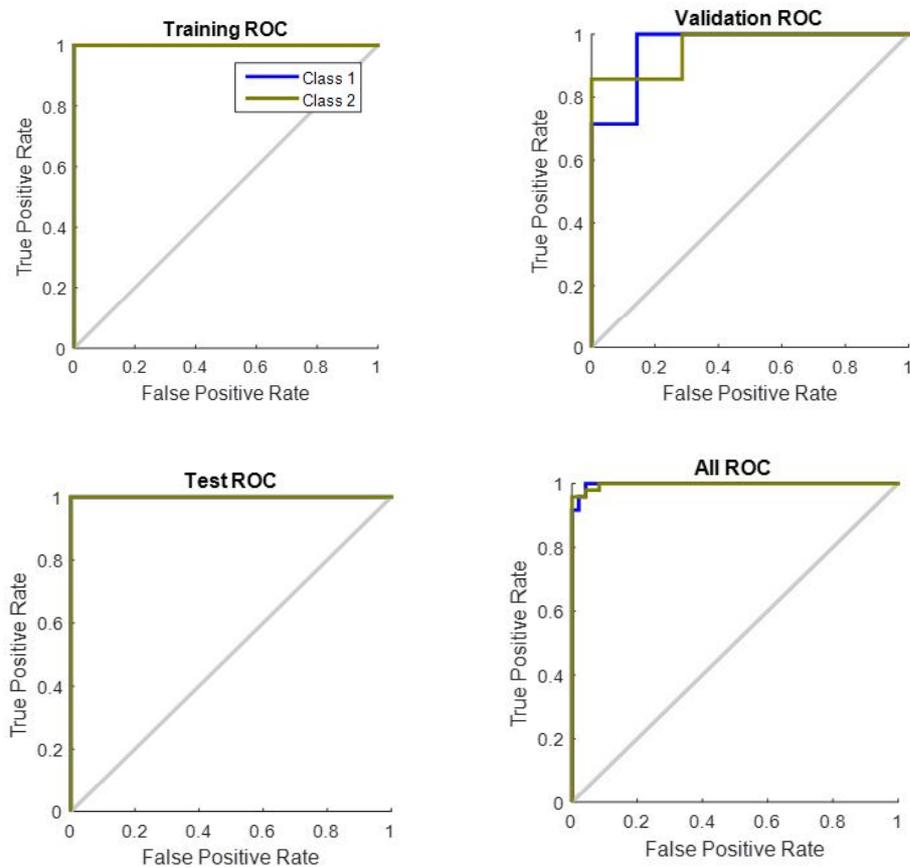


Figure 3.35 : Courbes ROC pour l'apprentissage, validation et test.

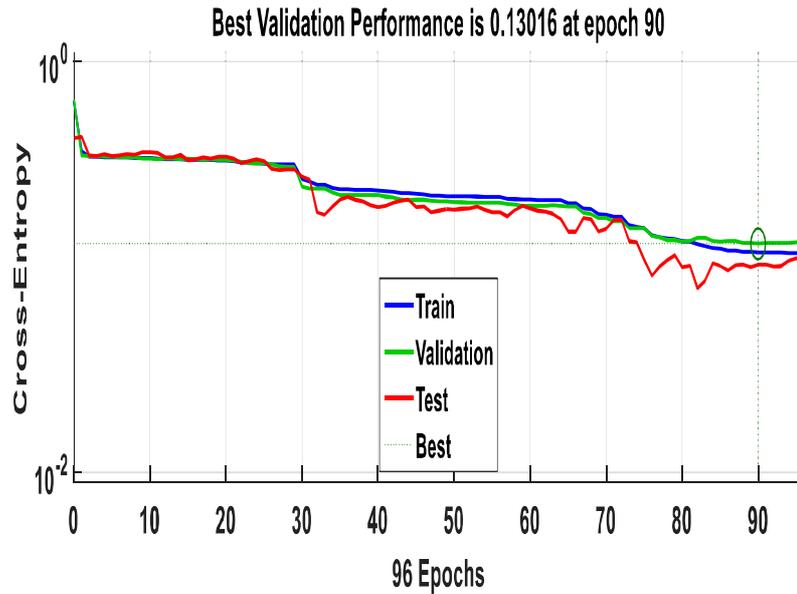


Figure 3.36 : Variation de la fonction de performance pour l'apprentissage, validation et le test.

Nous avons utilisé l'analyse fractale directionnelle dans le domaine des ondelettes pour classifier les textures de Brodatz anisotropie utilisant le classifieur RNA (PMC). Nous avons choisis deux classes de la base de données Brodatz qui sont anisotropies (herbe pour la classe un et grain de bois pour la classe deux).

Nous avons appliqué l'égalisation d'histogramme (HE) comme étape de prétraitement pour améliorer et ajuster le contraste de la texture. L'amélioration du contraste est assurée par l'augmentation du l'écart-type de l'image. Figure (3.32) présente un exemple de texture (sous-image 12) prétraitée par l'égalisation d'histogramme.

Puis nous avons tourné la texture image avec différentes angles de rotation de 0° à 360° avec un pas de 10° . Par exemple, la figure (3.32) présente la sous-image 12 prétraitée et tournée d'angle de 30° et d'angle 120° . Après, l'application de DWT avec l'ondelettes de Daubechies choisis (db5) dans la première résolution, puis l'application de la DBCM sur l'image approximée avec la taille des boites de 5 à 30 pixels avec un pas de 5 pixels pour estimer la valeur de la DF directionnelle selon chaque angle de rotation $DF(\theta)$. Nous avons obtenus différentes valeur de DF selon les angles de rotation $DF(\theta)$ (37 différentes valeurs de DF selon chaque direction) qui représentent le vecteur d'attributs (paramètres) de la texture image qui devient le nombre des neurones de la couche d'entrée du classifieur RNA.

Après la phase d'apprentissage du réseau RNA, nous avons utilisé une classification hybride de texture directionnelle utilisant un prétraitement par l'égalisation d'histogramme (HE), les

ondelettes, l'analyse fractale et les réseaux de neurones. Les performances de la classification RNA a été évaluée par les courbes ROC et la matrice de confusion. D'après nos résultats, nous rapportons une séparation réussite des deux classes avec un taux de classification de 91,7%.

Les analyses des caractéristiques de fonctionnement du récepteur (ROC : Receiver Operating Characteristics) ont été effectuées pour comparer les performances de ces caractéristiques afin de distinguer les différentes classes. Le graphique des courbes ROC est donné à la figure 3.35. Une courbe ROC a été générée en utilisant un seuil de glissement sur les caractéristiques sélectionnées et en calculant la sensibilité et la spécificité pour chaque seuil. La vraie fraction positive (TPF : True Positive Fraction) ou sensibilité est la proposition des cas anormaux correctement identifiés par la caractéristique. La fraction faux positif (FPF : False Positive Fraction) est la partie des cas normaux incorrectement identifiés par le classificateur comme anormaux.

Les performances de la classification ont été évaluées par analyse des courbes ROC et la matrice de confusion. Nous rapportons une séparation réussite des deux classes, après différents apprentissages. Les valeurs de sous-courbe (AUC : Area Under-Curve) pour l'apprentissage, la validation et le test sont de 1, 0,96 et 1 et les taux de classification sont de 94,1%, 85,7%, 85,7% et l'échec de la classification sont de 5,9%, 14,3 et 14,3% respectivement. Par conséquent, le taux de classification pour toutes les données est de 91,7% et l'échec de la classification est de 8,3%. La meilleure performance de notre classificateur RNA est obtenue à l'époque 90 d'entraînement ou d'apprentissage du réseau qui est égale à 0,13016 (voir la figure 3.36).

Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté une nouvelle méthode ; La classification hybride de texture directionnelle utilisant une hybridation de transformée d'ondelettes et d'analyse fractale pour estimer la valeur efficace de la FD directionnelle dans le domaine d'ondelette et utilisant le classificateur RNA pour classer deux classes de texture anisotrope de Brodatz.

Nous avons utilisé l'analyse fractale directionnelle basée sur la méthode de comptage de la boîte différentielle (DBCM) après un prétraitement par égalisation d'histogramme (HE) et une rotation de 0° à 360° avec un pas de 10° , puis transformation de la texture d'image en utilisant DWT (db5) et en utilisant l'image approximée dans l'analyse fractale.

Nous avons choisi deux classes de textures Brodatz (grain d'herbe et le bois) pour l'apprentissage, la validation et le test de notre algorithme. 48 sous-images pour chaque classe

et pour chaque sous-image 37 valeurs de FD ($DF(\theta)$) correspondant à 37 directions de rotation qui représentent le nombre des neurones d'entrées (couche d'entrée du classificateur).

L'approche a démontré une séparation réussite des deux classes comme démontré à la fois par la matrice de confusion et les courbes ROC avec un taux de classification pour toutes les données de 91,7% et un échec de classification de 8,3%.

5.4. Analyse de l'anisotropie

L'anisotropie (opposé de l'isotropie) est la propriété d'être dépendant en direction. Une chose anisotrope peut présenter différentes caractéristiques selon son orientation. Ainsi l'analyse anisotrope consiste en le calcul de degré d'anisotropie.

Le degré d'anisotropie est défini comme le rapport entre la valeur max et la valeur min de la DF, notre contribution consiste en l'obtention des valeurs de DF en fonction des angles de rotation et par la suite la déduction des valeurs min et max et enfin le calcul du degré d'anisotropie (DA).

Comme étape de prétraitement, nous avons utilisé l'égalisation d'histogramme. C'est une méthode d'ajustement de contraste des images utilisant l'histogramme pour améliorer la qualité de l'image. Les performances de l'amélioration sont mesurées par la moyenne et l'écart-type de l'image, tel que la moyenne représente la moyenne de la luminosité de l'image et l'écart-type décrit la moyenne du contraste de l'image. La figure (3.37) présente un exemple de texture trabéculaire prétraité par égalisation d'histogramme (HE).

L'algorithme proposé

Notre approche proposée est présentée dans la figure (3.38); L'application de DWT avec l'analyse fractale directionnelle. Nous avons appliqué l'égalisation d'histogramme comme étape de prétraitement, puis nous avons tourné l'image ROI avec des angles de rotation de 0° à 360° avec un pas de 15° . Pour chaque ROI image tournée, nous avons appliqué la DWT dans la première résolution avec les ondelettes de Daubechies (dbn : db1, db2, db4 et db5), pour chaque dbn on prend l'image approximée et on applique le DBCM pour estimer la valeur du DF directionnelle avec une taille de boîtes choisie de 5: 5: 30 pixels.

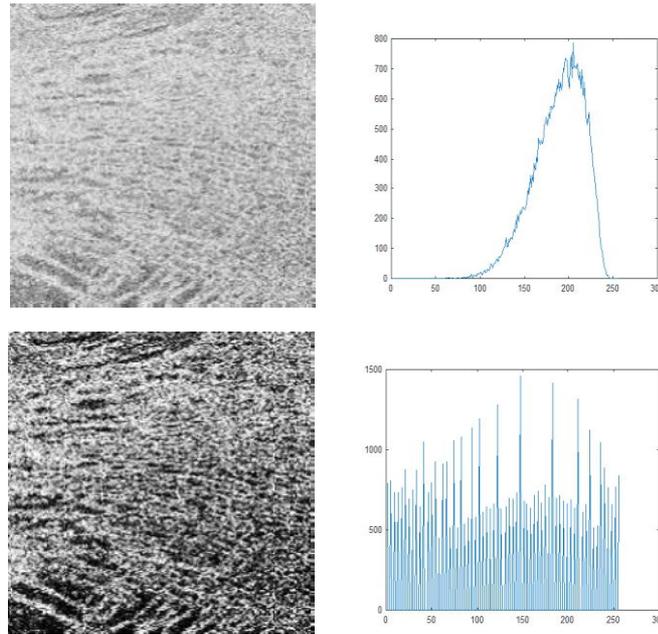


Figure 3.37: La ROI G, ROI G prétraitée par égalisation histogramme et leurs histogrammes correspondant.

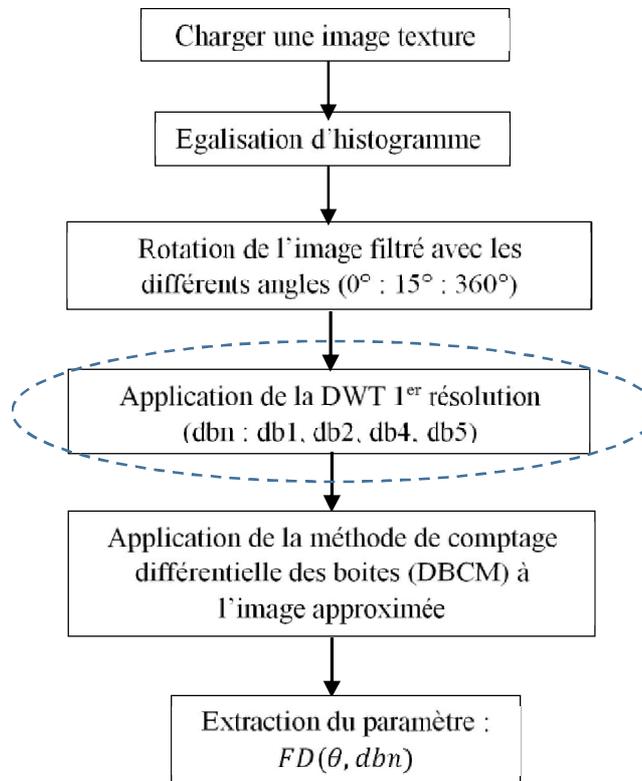


Figure 3.38 : L'organigramme proposé pour l'analyse de l'anisotropie de texture.

Résultats et discussion

Nous avons utilisé un échantillon des images de notre base de données de textures trabéculaire osseuse saines et pathologiques pour analyser l'anisotropie de ces images de texture et classifier les textures trabéculaire pour le dépistage de l'ostéoporose. Et pour comparer, un échantillon de texture de la base de Brodatz similaire à la texture trabéculaire. Pour tester notre algorithme, nous avons choisis deux ROI image type IRM, la ROI G (saine) et la ROI C pathologique, et une image texture de la base de Brodatz (D9) similaire à la texture trabéculaire.

En outre, pour la validation, nous avons utilisé deux modalités des images médicales à partir de notre base de données (IRM et CT-Scan). Pour chaque modalité, deux ROI saines et deux ROI pathologiques et quatre images de la texture Brodatz (D12, D24, D28 et D38), puis l'application de notre algorithme avec différentes angles de rotation et différentes ondelettes de Daubechies, mais nous allons présenter un seul résultat pour db4 car les résultats sont presque semblable.

Puisqu'il y a plusieurs angles de rotation (0° : 15° : 360°) pour chaque image, 25 angles d'où 25 valeurs de DF pour chaque image texture tournée, nous allons présenter les statistiques de nos résultats de la DF sous forme de moyenne, écart-type, minimum et maximum.

L'étape de prétraitement est assurée par l'application de l'égalisation d'histogramme ; qui est la plus utilisée dans les méthodes d'ajustement de contraste de l'image. L'amélioration du contraste de l'image est réalisée par l'ajustement des intensités des pixels vers des nouvelles valeurs, qui augmente le contraste de l'image de sortie. Par exemple, la figure (3.37) présente la ROI G, la ROI G amélioré par l'égalisation d'histogramme et les histogrammes correspondant. Les intensités des pixels de la texture ROI G sont dans l'intervalle [100 250] et les intensités de la ROI G amélioré est dans l'intervalle [0 250], ce qui explique que la moyenne de la ROI amélioré est devient inférieur de la moyenne de la ROI originale, et l'amélioration du contraste est assuré par l'augmentation de l'écart-type. Le tableau (3.15) présente les moyennes et l'écart-types des images utilisées et leurs images améliorées. Le tableau (3.16), présent les résultats obtenus de l'analyse directionnelle fractale utilisant la DBCM directionnelle de la DWT avec les ondelettes de Daubechies (dbn). Le tableau (3.17), présente la DBCM directionnelle de la DWT avec l'ondelette de Daubechies (db4) pour les différentes modalités de la texture médicale (IRM et CT-Scan) saine et pathologique, et pour les textures de Brodatz.

Tableau 3.15 : La moyenne et l'écart-type pour les images utilisées.

	ROI	Image Originale		Image Amélioré		
		m	sigma	m	sigma	
Test	G	187.5262	1.7353	127.3779	2.7684	
	C	151.6369	2.1490	127.4103	3.0694	
	D9	117.5467	3.7315	127.5611	5.4659	
Validation	IRM	S	179.8976	2.3119	127.4417	3.3862
		O	183.9291	2.0903	127.4301	3.3625
		U	158.5674	1.8367	127.4521	2.8383
		K	157.1094	1.9357	127.5994	2.9910
	CT-Scan	I	125.4736	2.0423	127.5996	9.0070
		Z	122.5099	1.9757	127.5117	9.7537
		V	109.3714	1.2812	127.6637	6.3136
		F	108.5621	1.6644	127.3361	8.2327
	Brodatz	D4	123.9327	3.3126	127.6058	3.9077
		D24	138.3347	2.8427	127.5002	3.4812
		D28	120.1996	5.7656	127.5795	5.7602
		D38	56.9713	3.5608	127.1187	3.0422

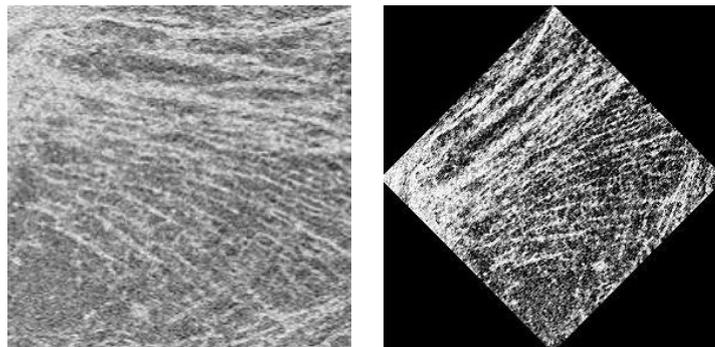


Figure 3.39: La ROI C (IRM) et son image prétraité et tournée avec l'angle 45°.

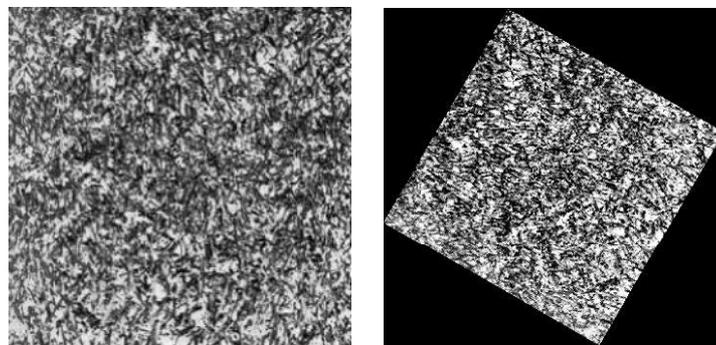


Figure 3.40: La texture D9 de Brodatz et son image prétraitée et tournée avec l'angle 60°.

Tableau 3.16 : Analyse statistique de la DF directionnelle ($0^\circ:15^\circ:360^\circ$) et degré d'anisotropie (DA) avec prétraitement égalisation d'histogramme utilisant la DBCM de la DWT (dbn) pour teste.

DWT	texture	m	sigma	Max	Min	DA
db1	ROI G	2.7406	0.0130	2.7544	2.7145	1.0147
	ROI C	2.6984	0.0176	2.7164	2.6640	1.0197
	D9	2.8823	0.0251	2.9000	2.8319	1.0240
db2	ROI G	2.7455	0.0049	2.7526	2.7327	1.0073
	ROI C	2.7134	0.0081	2.7251	2.6987	1.0098
	D9	2.8838	0.0266	2.9089	2.8307	1.0276
db4	ROI G	2.7477	0.0088	2.7604	2.7260	1.0126
	ROI C	2.7107	0.0084	2.7252	2.6908	1.0128
	D9	2.8895	0.0182	2.9059	2.8511	1.0192
db5	ROI G	2.7500	0.0084	2.7638	2.7308	1.0121
	ROI C	2.7164	0.0069	2.7258	2.6989	1.0100
	D9	2.8961	0.0113	2.9096	2.8690	1.0141

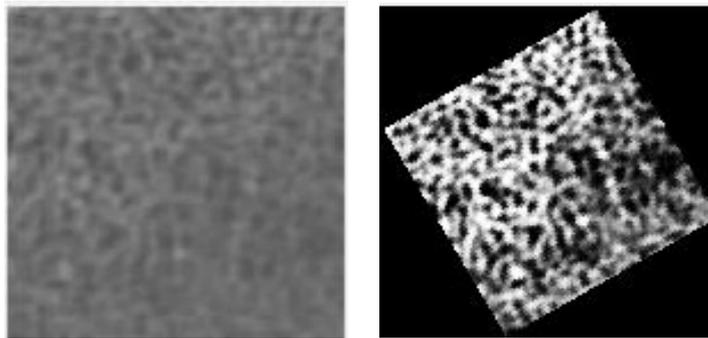


Figure 3.41 : La ROI V (CT-Scan) et son image prétraitée et tournée d'angle 30° .

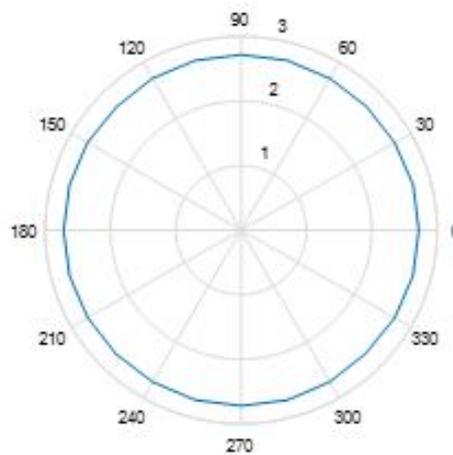


Figure 3.42 : La variation de la DF directionnelle représentée sur une courbe polaire pour la ROI C (IRM) utilisant DWT db5.

Tableau 3.17 : Analyse statistique de la DF directionnelle (0° : 15° : 360°) et degré d'anisotropie (DA) avec prétraitement égalisation d'histogramme utilisant la DBCM de la DWT (db4) pour validation.

	ROI	m	sigma	Max	Min	DA
MRI	S	2.6721	0.0139	2.6916	2.6404	1.0194
	O	2.6673	0.0089	2.6793	2.6473	1.0121
	U	2.6372	0.0140	2.6528	2.6085	1.0170
	K	2.6257	0.0117	2.6362	2.6038	1.0124
CT-Scan	I	2.0645	0.0187	2.0936	2.0325	1.0301
	Z	2.0808	0.0168	2.1157	2.0554	1.0293
	V	2.2289	0.0210	2.2588	2.1918	1.0306
	F	2.2066	0.0156	2.2314	2.1790	1.0240
Brodatz	D4	2.8840	0.0200	2.9015	2.8441	1.0202
	D24	2.8841	0.0197	2.9007	2.8456	1.0194
	D28	2.8755	0.0188	2.8928	2.8376	1.0195
	D38	2.8827	0.0193	2.9006	2.8418	1.0207

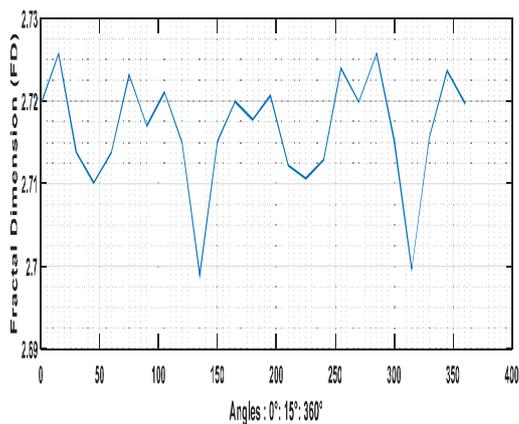


Figure 3.43 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI C utilisant DWT db5 pour tous les angles de rotation (0° : 15° : 360°).

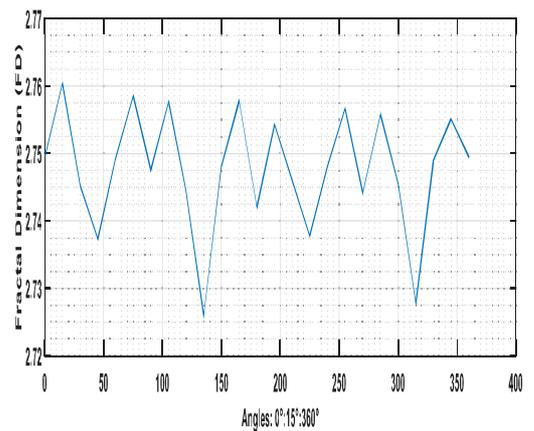


Figure 3.44 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G utilisant DWT db4 pour tous les angles de rotation (0° : 15° : 360°).

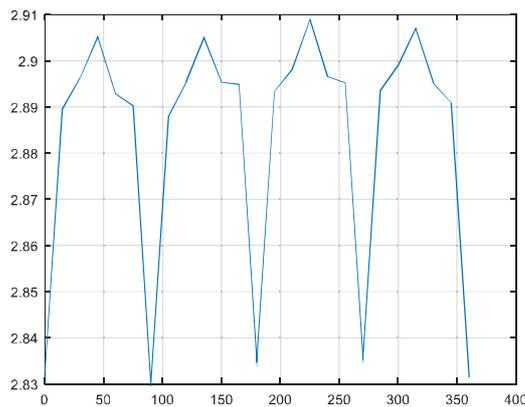


Figure 3.45 : Variation de la DF directionnelle pour la texture Brodatz D9 utilisant DWT db2 pour tous les angles de rotation ($0^\circ: 15^\circ: 360^\circ$).

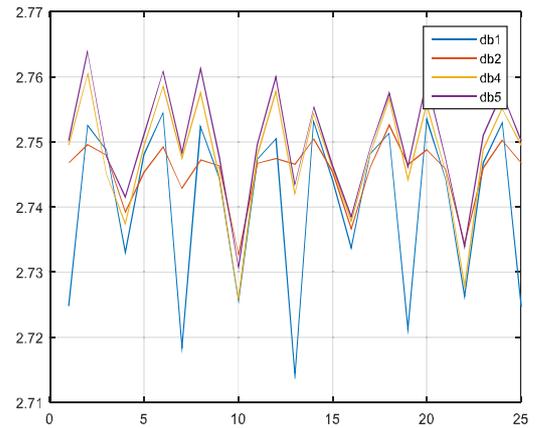


Figure 3.46 : Variation de la DF directionnelle pour la ROI G selon le choix des ondelettes (dbn) et les angles de rotation ($0^\circ: 15^\circ: 360^\circ$).

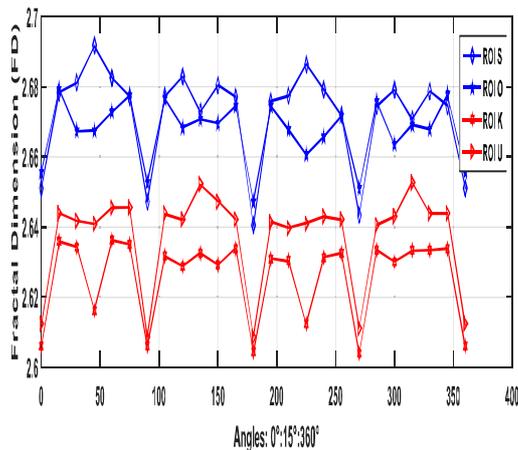


Figure 3.47 : Variation de la DF directionnelle pour les IRM ROI (K et U) (Osteoporosis) et les IRM ROI (S et O) (saines) utilisant DWT db4, pour tous les angles de rotations ($0^\circ: 15^\circ: 360^\circ$).

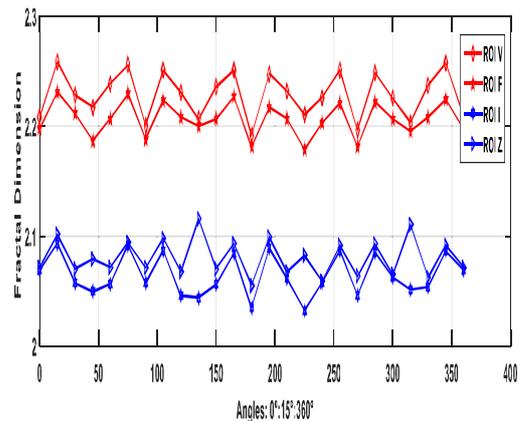


Figure 3.48 : Variation de la DF directionnelle pour les CT-Scan ROI (V et F) (Osteoporosis) et CT-Scan ROI (I et Z) (saines) utilisant DWT db4, pour tous les angles de rotations ($0^\circ: 15^\circ: 360^\circ$).

Nous avons fait tourner la texture avec différents angles de rotation de 0° à 360° avec un pas de 15° . Par exemple, la figure (3.39) présente la ROI C (IRM) prétraitée et tournée de 45° , dans la figure (3.40), la texture Brodatz (D9) prétraitée et tournée de 60° et dans la figure (3.41), la ROI V (CT-Scan) prétraitée et tournée de 30° . Après ça, nous avons appliqué la transformation d'ondelettes DWT avec différents ondelettes de Daubechies (dbn : db1, d2, db4, db5) avec la

première résolution, ensuite l'implémentation de la DBCM sur l'image approximée avec la taille des boites de 5:5:30 pixels pour estimer la DF directionnelle. Nous avons obtenu différentes valeurs de DF selon la variation des ondelettes choisies et selon la variation des angles de rotation.

Il y a plusieurs résultats, pour chaque ondelette utilisée (dbn) : 25 angles de rotation ($0^\circ:15^\circ:360^\circ$) qui nous donnent 25 différentes valeurs de DF pour la même ondelette et la même texture image. Pour cette raison, nous avons présenté les résultats de DF directionnelle sous forme de la moyenne, l'écart-type, le maximum et le minimum de la DF et enfin le degré de l'anisotropie (DA) qui est défini comme le rapport entre le maximum et le minimum de la DF, pour chaque ondelette et pour chaque image texture dans les tableaux (3.16) et (3.17).

La figure (3.42) présente les variations de la DF directionnelle utilisant la DBCM de DWT en fonction de la variation des angles de rotation pour la ROI C (IRM : pathologique) pour l'ondelette (db5) en coordonnées polaires. La figure (3.43) est la même que la figure (3.42) mais en coordonnées cartésiennes. Si on compare ces deux figures, on remarque qu'il y a des variations de la DF en fonction de la variation des angles de rotation, mais cette variation est plus claire dans la figure des coordonnées cartésiennes. La figure (3.44), présente la variation de la DF en fonction des angles de rotation pour l'image texture IRM saine (ROI G) pour l'ondelette (db4) avec les coordonnées cartésiennes. Dans la figure (3.45), la variation de DF en fonction des angles de rotation pour la texture de Brodatz (D9) pour l'ondelette (db2) avec les coordonnées cartésiennes.

La rotation de l'image donne différentes valeurs de la DF pour la même image. Pour toutes les ondelettes choisies, nous avons trouvé différentes valeurs de DF pour la même ondelette et pour la même image texture pour chaque angle de rotation. La figure (3.46), pour une texture saine (ROI G), pour la même ondelette choisie, on trouve une variation de DF en fonction des angles de rotation, et de même ; pour le même angle de rotation, on trouve la variation de DF en fonction des ondelettes choisies. Cette variation selon les ondelettes choisies est due à la propriété des ondelettes sur le nombre des moments nuls de chaque ondelette [11-12].

Dans la figure (3.47), on présente la variation de la DF pour un échantillon des ROI IRM de la texture trabéculaire utilisant l'ondelette (db4), tel que les ROI S et O sont des images saines, alors que les ROI U et K sont pathologiques. De même dans la figure (3.48), mais avec des ROI CT-Scan de la texture trabéculaire, tel que les ROI Z et I sont saines, alors que les ROI V et F sont pathologiques, tels que les lignes en bleu représentent la variation de la DF des ROI saines alors que les lignes en rouge représentent la variation de la DF des ROI pathologiques.

La variation du maximum et du minimum de la DF selon la variation des ondelettes choisies donnent la variation de degré d'anisotropie (DA), qui est égal à 1 si la texture est isotropie. Le DA est plus grand que 1, par exemple, il est égal à 1.0147 pour la ROI G, pour la ROI C égal à 1.0197 et pour la texture D9 égal à 1.0240 pour l'ondelette db1 (voir tableau 3.16 et 3.17).

Ces résultats montre que la texture trabéculaire osseuse est une texture anisotropie, et la texture change significativement quand la texture tourne et donnent différents propriétés pour chaque direction [9].

Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté une nouvelle méthode ; l'analyse fractale directionnelle dans le domaine de l'ondelette (DWT) pour analyser l'anisotropie des textures de Brodatz et les textures trabéculaire osseuses. L'analyse fractale est faite à base de la DBCM après un prétraitement utilisant l'égalisation d'histogramme puis la rotation des images textures de 0° à 360° avec un pas de 15°, puis la transformation en ondelettes discrètes est appliquée, et enfin l'utilisation de l'image approximée dans l'analyse fractale pour estimer la DF directionnelle.

Nous avons choisis trois textures pour tester notre algorithme, deux textures trabéculaire (une saine et une pathologique) et une texture de Brodatz (D9). De plus, pour la validation, nous avons choisis un ensemble de deux modalités de texture trabéculaire osseuse (quatre images IRM et quatre images CT-Scan) saine et pathologique (ostéoporose) et un ensemble des textures de Brodatz (D4, D24, D28, D38) comparée avec la texture trabéculaire, pour analyser l'anisotropie de chaque texture et la classification et le dépistage de l'ostéoporose.

Toutes les textures utilisées sont anisotropies, et le degré de l'anisotropie (DA) est plus grand de 1 (il est entre 1.0073 à 1.0306).

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de nos contributions proposées concernant notre thème de thèse qui est la proposition d'outils d'analyse et de classification des textures et leurs applications au tissu osseux à travers la texture trabéculaire osseuse. Nous avons utilisé la base de données d'INSERM U 703 de l'os trabéculaire (Medical images of bone trabeculations) et pour comparer nous avons choisis deux classes de la base de données de Brodatz qui ressemble à la texture trabéculaire.

Dans un premier lieu, nous avons présenté deux méthodes de classification des images de la texture trabéculaire basé sur le calcul de la dimension fractale. La dimension fractale est considérée comme l'indice universel du degré de l'irrégularité des courbes. Chaque image est une ROI qui caractérise la partie intéressante de l'image (la partie trabéculaire). Nous avons utilisé la méthode de comptage des boîtes pour l'estimation de la dimension fractale qui n'a pas donnée une bonne séparation entre les classes. Par contre, la méthode morphologique a donné une meilleure séparation par rapport à la méthode de comptage des boîtes.

Deux objets fractals différents peuvent avoir la même valeur de la DF. La lacunarité fractale est le deuxième paramètre fractale qui peuvent de pallier à l'insuffisance de la dimension fractale. La lacunarité comme une mesure de multi-échelles de texture fournit des informations sur la distribution des écarts (trous). Cependant, elle peut être directement calculé on utilisant les valeurs de pixel d'image d'échelle de gris ce qui est bien indiqué par les courbes obtenues de la base de tests en niveaux de gris et en binaire. Les résultats sont proches (presque les mêmes), et dans les deux cas en binaire et en niveaux de gris, nous avons bien classifié notre base de test.

Nous avons présenté une nouvelle méthode de classification des images de texture trabéculaire basé sur le calcul de la DWT (avec différentes ondelettes) de l'image, puis l'estimation de la DF de l'image approximée par la méthode du comptage différentiel de boîtes DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec 10 ROI d'images saines et pathologiques indiquent un taux de bonne classification satisfaisant de 80%.

Une **nouvelle contribution proposée** concerne une méthode d'estimation de la dimension fractale pour l'analyse de la texture trabéculaire osseuse. Cette méthode comporte une nouvelle étape de prétraitement employant à la fois l'amélioration du contraste (CE) et la transformation cosinus discrète (DCT). Puis l'estimation de la DF de l'image prétraité et transformée (DCT) par la méthode du comptage différentiel de boîtes DBCM. La méthodologie développée a été appliquée aux images CT-SCAN de notre base de données. L'approche a démontré une séparation réussie entre les cas (sains\pathologies), même en présence de perturbations des bruits aléatoires, comme démontré par l'analyse statistique, par le test Wilcoxon rank sum, en utilisant la valeur p ($p = 0,001$). Par conséquent, la robustesse de l'algorithme proposé est vérifiée.

Dans la partie de l'analyse de texture directionnelle et comme la texture trabéculaire a cette propriété de directionnalité, nous avons présenté **une nouvelle contribution** de l'analyse de la texture trabéculaire directionnelle par l'analyse fractale directionnelle avec un prétraitement par filtre

médian, puis trois angles de rotation (90° , 180° et 270°) utilisant la DBCM dans l'espace spatial et l'espace de transformation ondelettes (DWT). Les résultats préliminaires obtenues pour 10 ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques indique un taux de classification satisfaisant de 80% avec la différence entre (0.1116 à 0.1111) pour l'utilisation de la DBCM dans l'espace spatial et entre (0.0844 à 0.0568) pour tous les rotations et tous les ondelettes utilisées avec la DBCM, tel que les meilleurs résultats sont obtenus avec l'ondelette *coif3* avec une différence entre les deux classes de (0.0580 à 0.0568).

Dans le même cadre de l'analyse directionnelle, nous avons présenté la même analyse fractale directionnelle, mais cette fois ci avec un prétraitement par filtre Gaussien et une marge des angles de rotation de $0^\circ : 15^\circ : 180^\circ$ appliqué sur DWT (dbn : db1, db2, db4, db5, db8 et db10) seulement, et nous avons estimé la DF directionnelle avec la DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec les dix ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques indique une satisfaction des résultats avec un taux de classification de 80% avec la différence des valeurs de DF entre les deux classes de 0.0403 à 0.0877 pour l'ondelette (db4).

Une nouvelle *contribution proposée dans le cas d'analyse et classification directionnelle*; La classification hybride de texture directionnelle utilisant une hybridation de transformée d'ondelettes et d'analyse fractale pour estimer la valeur efficace de la FD directionnelle dans le domaine d'ondelette en utilisant le classificateur RNA pour classer deux classes de texture anisotrope de Brodatz (grain d'herbe et le bois).

Nous avons utilisé l'analyse fractale directionnelle basée sur la méthode de comptage de la boîte différentielle (DBCM) après un prétraitement par égalisation d'histogramme (HE) et une rotation de $0^\circ : 10^\circ : 360^\circ$, puis transformation de la texture en utilisant DWT (db5) et en utilisant l'image approximée dans l'analyse fractale. Cette étape est faite pour extraire le vecteur d'attributs pour chaque image ($DF(\theta)$) de taille 37 correspondant à 37 directions de rotation qui représentent le nombre des neurones d'entrées (couche d'entrée du classificateur) en utilisant le classificateur RNA pour classer les deux classes de texture anisotrope de Brodatz.

L'approche a prouvé une séparation réussite des deux classes comme démontrée à la fois par la matrice de confusion et les courbes ROC avec un taux de classification pour toutes les données de 91,7% et un échec de classification de 8,3%.

Dans la partie de *l'analyse de l'anisotropie des textures*, nous avons proposé *une nouvelle contribution* basée sur ; l'analyse fractale directionnelle dans le domaine de l'ondelette (DWT) pour analyser l'anisotropie des textures de Brodatz et textures trabéculaire osseuse. L'analyse fractale est faite à base de la DBCM après un prétraitement utilisant l'égalisation

d'histogramme (HE) puis la rotation des images texture de $0^\circ : 15^\circ : 360^\circ$, puis la transformation en ondelettes discrètes est appliqué, et enfin l'utilisation de l'image approximée dans l'analyse fractale pour estimer la DF directionnelle.

Nous avons choisis quelques images de notre base de données (texture trabéculaire) des deux modalités (IRM et CT-Scan) saines et pathologiques, en comparaison avec quelques textures de Brodatz pour le test et la validation de notre algorithme pour analyser l'anisotropie de chaque texture et la classification et le dépistage de l'ostéoporose. Toutes les textures utilisées sont anisotropies, et le degré de l'anisotropie (DA) est plus grand de 1 (il est entre 1.0073 à 1.0306).

7. Références

- [1] André Dauphiné, 'Géographie fractale', *Hermès Science publications-Lavoisier*, 2011.
- [2] R. Lopez, P.Duboit, I.Bhourri, H.Akkari-Bettaieb, S.Maouche, N.Betrouni. "La géométrie fractale pour l'analyse de signaux médicaux : état de l'art", ELSEVIER MASSON, IRBM 31(2010) 189- 208.
- [3] K. Falconer, 'Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications', 2nd Edition. John Wiley and Sons. pp. 328, 2003
- [4] T.C. Halsey, M.H. Jensen, L.P. Kadanoff, I. Procaccia and B.I. Shraiman, 1986 : Fractal measures and their singularities: The characterization of strange sets. *Phys. Rev. A*. Vol 33. n 2. American Physical Society. p. 1141-1151.
- [5] Mohamed Khider, "Analyse multifractale par MMTO-2D: Evaluation sur des images radar et médicales", Thèse de Doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene USTHB, 2011.
- [6] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer, 2011.
- [7] M. Khider, A. Taleb-Ahmed, P. Dubois and B. Haddad, "Classification of trabecular bone texture from MRI and CT-scan images by multiresolution analysis," in *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS 2007)*, Lyon, France, pp. 5589-5592.
- [8] M. Khider, A. Taleb-Ahmed, and B. Haddad, "Generation of synthetic multifractal realistic surfaces based on natural model and lognormal cascade: Application to MRI classification," in *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*, (Springer), Jan. 2010, pp. 71-78.
- [9] A. Taleb-Ahmed, P. Dubois, and E. Duquenoy, "Analysis methods of CT-scan images for the characterization of the bone texture: First results," *Pattern Recognition Letters*, 24(12), pp. 1971-1982, 2003.
- [10] K. Jafari-Khouzani, H. Soltanian-Zadeh, "Radon transform orientation estimation for rotation invariant texture analysis", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(6), pp. 1004-1008, 2005.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'analyse de la texture d'images médicale et en particulier la texture osseuse pour le diagnostic et le dépistage de l'ostéoporose et la classification des textures saines des textures pathologiques. Dans le cadre de cette thèse, nous avons atteint les objectifs suivants :

- Une étude préalable de texture, les différentes méthodes d'analyse de texture et la texture osseuse comme un type irrégulier.
- Acquérir une connaissance fondamentale des tissus osseux, et l'ostéoporose comme un grand problème de santé à l'échelle mondiale.
- La géométrie et l'analyse fractale comme meilleur méthode d'analyse de texture de type irrégulière.

Nous avons utilisés la base de données d'INSERM (Institut national de la santé et de la recherche médicale), U 703 de l'os trabéculaire (Medical images of bone trabeculations). Cette base contient un ensemble des images IRM et de CT-Scan de texture ROI (Région d'Intérêt) de l'os trabéculaire sain et pathologique (où la pathologie est l'ostéoporose) extraits du radius humain.. Et pour comparer, nous avons utilisé deux classes de texture de la base données de Brodatz (grain d'herbe et le bois) qui ressemble à la texture trabéculaire osseuse.

L'ostéoporose est un problème de santé publique commune qui affaiblit les os, ce qui augmente le risque de fracture, en raison de la microarchitecture trabéculaire poreuse. Dans la routine clinique, le dépistage de l'ostéoporose se fait par mesure de la densité minérale osseuse (DMO), ce qui est une procédure non invasive. Cependant, la microarchitecture trabéculaire ne peut pas être évaluée sans une procédure invasive. Par conséquent, les méthodes automatiques qui caractérisent potentiellement la texture trabéculaire osseuse en utilisant une analyse de texture sont considérés comme très pertinentes. A cet effet, l'analyse de texture et la classification ont été largement utilisés.

Les propriétés principales des textures trabéculaire osseuses sont le motif répétitif de la texture à différentes échelles, et les travées osseuses qui représentent une certaine directionnalité

(orientation). La texture osseuse est une texture complexe, hétérogène et anisotrope, elle est classée dans les textures aléatoires et irrégulières. Par conséquent, on distingue l'intérêt croissant de l'analyse fractale, en particulier dans les applications médicales, ainsi nous sommes orientés vers l'analyse fractale.

Plusieurs travaux ont été mis en œuvre dans la littérature sur l'analyse et la classification des textures trabéculaire utilisant l'analyse fractale et multifractale.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé plusieurs outils ou contributions pour l'analyse et la classification des textures trabéculaire osseuses :

- Nous avons proposé différentes nouvelles méthodes de prétraitement des textures osseuse afin d'améliorer la qualité des textures en réduisant le bruit, en améliorant le contraste et en évitant la redondance des informations à traiter.
- Et nous avons proposé l'application de l'analyse fractale dans le domaine fréquentiel utilisant la transformation d'ondelettes discrètes (DWT) ou la transformation en cosinus discrète (DCT).
- Nous avons proposé des contributions pour l'analyse de textures directionnelles dans le domaine spatial et fréquentiel.

Dans un premier lieu, nous avons présenté deux méthodes de classification des images de la texture trabéculaire basé sur le calcul de la dimension fractale. Nous avons utilisé la méthode de comptage des boites et la méthode morphologique pour l'estimation de la dimension fractale dans le domaine spatial. La méthode morphologique a donné un meilleur séparation par rapport à la méthode de comptage des boites.

Deux objets fractals différents peuvent avoir la même valeur de la DF, la lacunarité fractale est le deuxième paramètre fractale vient de pallier l'insuffisance de la dimension fractale. La lacunarité comme une mesure de multi-échelles de texture fournit des informations sur la distribution des écarts (trous). Cependant, elle peut être directement calculé on utilisant les valeurs de pixel d'image d'échelle de gris ce qui est bien indiqué par les courbes obtenues de la base de test en niveau du gris et en binaire, les résultats sont proches (presque les mêmes), et dans les deux cas en binaire et en niveau du gris, nous avons bien classifié notre base de test.

Nous avons présenté une nouvelle méthode de classification des images de texture trabéculaire basé sur le calcul de la DWT (avec différentes ondelettes) de l'image, puis l'estimation de la DF de l'image approximée par la méthode du comptage différentiel de boites

DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec dix ROI d'images saines et pathologiques indiquent un taux de bonne classification satisfaisant de 80%.

Une *nouvelle contribution proposée* concerne une méthode d'estimation de la dimension fractale pour l'analyse de la texture trabéculaire osseuse. Cette méthode comporte une nouvelle étape de prétraitement employant à la fois l'amélioration du contraste (CE) et la transformation cosinus discrète (DCT). Puis l'estimation de la DF de l'image prétraité et transformée (DCT) par la DBCM. La méthodologie développée a été appliquée aux images CT-SCAN de notre base de données. L'approche a démontré une séparation réussie entre les cas (sains\pathologies), même en présence de perturbations des bruits aléatoires, comme démontré par l'analyse statistique, par le test Wilcoxon rank sum, en utilisant la valeur p ($p = 0,001$). Par conséquent, la robustesse de l'algorithme proposé est vérifiée.

Dans la partie de l'analyse de texture directionnelle et comme la texture trabéculaire a cette propriété de directionnalité, nous avons présenté *des nouvelles contributions* de l'analyse de la texture trabéculaire directionnelle par l'analyse fractale directionnelle avec différents prétraitement par (filtre médian, filtre Gaussien et égalisation d'histogramme). Avec différentes angles de rotation puis l'application de la DWT avec différentes ondelettes et enfin l'application de l'analyse fractale sur l'image approximée utilisant la DBCM pour estimer la valeur de la DF directionnelle :

- Dans un premier temps, pour le premier prétraitement (filtre médian) on a utilisé trois angles de rotation (90° , 180° et 270°) et l'application des DWT (db1, db5, bior3.7 et coif3). Les résultats préliminaires obtenues pour dix ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques indique un taux de classification satisfaisant de 80% avec la différence entre (0.1116 à 0.1111) pour l'utilisation de la DBCM dans l'espace spatial et entre (0.0844 à 0.0568) pour tous les rotations et tous les ondelettes utilisées avec la DBCM, tel que les meilleurs résultats sont obtenu avec l'ondelette coif3 avec une différence entre les deux classes de (0.0580 à 0.0568).
- Dans la deuxième contribution, nous avons présenté la même analyse fractale directionnelle, mais cette fois ci avec un prétraitement par filtre Gaussien et une marge des angles de rotation de $0^\circ : 15^\circ : 180^\circ$ appliqué sur DWT (dbn : db1, db2, db4, db5, db8 et db10) seulement, et nous avons estimé la DF directionnelle avec la DBCM. Les résultats préliminaires obtenus avec les dix ROI de la texture trabéculaire saines et pathologiques indique une satisfaction des résultats avec un taux de classification

de 80% avec la différence des valeurs de DF entre les deux classes de 0.0403 à 0.0877 pour l'ondelette (db4).

- Une nouvelle **contribution proposée dans le cas d'analyse et classification directionnelle**; La classification hybride de texture directionnelle utilisant une hybridation de transformée d'ondelettes et d'analyse fractale pour estimer la valeur efficace de la FD directionnelle dans le domaine d'ondelette en utilisant le classificateur RNA pour classer deux classes de texture anisotrope de Brodatz (grain d'herbe et le bois). L'analyse fractale directionnelle basée sur la (DBCM) est appliqué après un prétraitement par égalisation d'histogramme (HE) et une rotation de $0^\circ : 10^\circ : 360^\circ$, puis transformation de la texture d'image en utilisant DWT (db5) et en utilisant l'image approximée dans l'analyse fractale. Cette étape est faite pour extraire le vecteur d'attributs pour chaque image ($DF(\theta)$) de taille 37 correspondant à 37 directions de rotation qui représentent le nombre des neurones d'entrées (couche d'entrée du classificateur) en utilisant le classificateur RNA pour classer les deux classes de texture anisotrope de Brodatz. L'approche a prouvé une séparation réussite des deux classes comme démontré à la fois par la matrice de confusion et les courbes ROC avec un taux de classification pour toutes les données de 91,7% et un échec de classification de 8,3%.

Dans la partie de **l'analyse de l'anisotropie des textures**, nous avons proposé **une nouvelle contribution** basée sur ; l'analyse fractale directionnelle dans le domaine de l'ondelette (DWT) pour analyser l'anisotropie des textures de Brodatz et les textures trabéculaire osseuse. L'analyse fractale est faite à base de la DBCM après un prétraitement utilisant l'égalisation d'histogramme (HE) puis la rotation des images texture de $0^\circ : 15^\circ : 360^\circ$, puis la transformation en ondelettes discrètes est appliqué, et enfin l'utilisation de l'image approximée dans l'analyse fractale pour estimer la DF directionnelle. Nous avons choisis quelques images de notre base de données (texture trabéculaire) des deux modalités (IRM et CT-Scan) saines et pathologiques, en comparaison avec quelques textures de Brodatz pour le test et la validation de notre algorithme pour analyser l'anisotropie de chaque texture et la classification et le dépistage de l'ostéoporose. Tous les textures utilisées sont anisotropes, et le degré de l'anisotropie (DA) est plus grand de 1 (il est entre 1.0073 à 1.0306).

Et comme perspectives, on propose :

Les résultats présentés dans cette thèse ouvrent une nouvelle porte à l'estimation de la FD dans l'espace de fréquence, qui se concentre plutôt sur les transformations d'image au lieu de transformations complexes de la méthode de comptage de la boîte différentielle (DBCM) qui a été poursuivie par certains chercheurs.

Le travail ouvre de nouvelles perspectives pour améliorer l'approche basée sur l'estimation FD en introduisant de nouvelles fonctionnalités à la suite d'une combinaison fructueuse d'étapes de traitement de base avec des transformations de fréquence afin de tester la capacité de la dimension fractale de distinguer les cas sains des cas pathologiques.

Les résultats présentés dans cette thèse ouvrent une nouvelle porte à l'estimation de la FD directionnelle, qui se concentre plutôt sur les transformations d'image au lieu de transformations complexes de la méthode de comptage de la boîte différentielle (DBCM). Et de proposé d'utilisé d'autres transformations comme la transformation de radon et la transformation de Hough.

Annexe

Annexe Productions Scientifiques

Productions Scientifiques : Mes travaux scientifiques réalisés durant la période de mon inscription de Doctorat.

Publications Nationale

- [1] **S. Zehani**, M. Mimi, S. Sbaa, A. Taleb-Ahmed & A. Toumi. “ Hybrid Classification ANN, DWT and Fractal Analysis for Directional Textures”, *Revue : Courrier du Savoir – N°22, Janvier 2017, pp. 53-60, Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie, 2017.*
- [2] **S. Zehani**, M. Khider, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi. “ Analyse Fractale de la Texture : Application à l’Image IRM et CT-Scan de l’Os Trabéculaire”, *Revue : Courrier du Savoir – N°12, Octobre 2011, pp. 57-61, Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie, 2011.*

Livre

Soraya ZEHANI, « Reconnaissance des Formes : Application à IRM Cérébrale », éditeur : Editions Universitaires Européennes EUE, *ISBN : 978-613-1-58932-4*, site web : www.editions-ue.com, 2013.

Communications Nationale et Internationale

- [1] **S. Zehani**, A. Toumi, A. Benlamoudi, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi, “Features Extraction using Different Histograms for Texture Classification”, *The Fifth International Conference On Image and Signal Processing and their Applications : ISPA 2017*, 3 & 4 December 2017, Université Abdel Hamid Ben Badais, Mostaganem, Algérie.
- [2] **Soraya Zehani**, Abdeljalil Ouahabi, Mourad Oussalah, Malika Mimi & Abdelmalik Taleb-Ahmed, “New and Robust Method for Trabecular Bone Texture Based on Fractal Dimension”, *The 42nd IEEE Industrial Electronics Conference (IEEE IECON 2016)*, October 24-27, 2016, Piazza Adua, 1 - Firenze (Florence), Italy, pp. 992-997.

- [3] **S. Zehani**, A. Taleb-Ahmed, M. Mimi & A. Toumi, “Anisotropy Analysis of Texture using Wavelets Transform and Fractal Dimension”, *2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing – ATSIP’2016*, March 21-24, 2016, Monastir, Tunisia, pp. 341-347.
- [4] **S. Zehani**, M. Khider, A. Toumi, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi, “Directional Bone Texture Classification using Wavelets Transform and Fractal Dimension”, *The Fourth International Conference On Image and Signal Processing and their Applications : ISPA 2015*, 6 & 7 September 2015, Université Abdel Hamid Ben Badais, Mostaganem, Algérie.
- [5] **S. Zehani**, M. Khider, A. Toumi, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi : « Directional Fractal Analysis for Bone Texture Classification » , *First International Conference on Electrical Engineering: ICEEB’14* Biskra, December 07-08, 2014, Mohamed Khider University of Biskra, Algeria.
- [6] **S. Zehani**, M. Khider, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi, « Classification par Lacunarité Fractale de la Texture de l’Os Trabéculaire » *The International Conference on Electronics & Oil : From theory To Application : ICEO 2013*, 5 & 6 March 2013, Université Kasdi Merbeh Ouargla, Algérie.
- [7] **S. Zehani**, M. Khider, A. Taleb-Ahmed & M. Mimi : « Transformée en Ondelettes et Analyse Fractale pour la Classification de la Texture Osseuse» *The Third International Conference On Image and Signal Processing and their Applications : ISPA 2012*, 2, 3, & 4 December 2012, Université Abdel Hamid Ben Badais, Mostaganem, Algérie.
- [8] **S. Zehani**, A. Taleb-Ahmed, M. Mimi & M. Khider : « Analyse fractale de texture : Application à l’image IRM et CT-Scan de l’os trabéculaire » *The Second International Conference On Image and Signal Processing and their Applications : ISPA 2010*, 6,7, 8 December 2010, Université Mohamed Khider, Biskra, Algérie.
- [9] **S. Zehani** & O. Kazar : « Un système à base de Réseau de Neurones pour la Reconnaissance des Tumeurs Cérébrales » *The First International Conference On Image and Signal Processing and their Applications : ISPA 2009*, 19, 20, 21 Octobre 2009, Université Abdel Hamid Ben Badais, Mostaganem, Algérie.