

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU
FACULTÉ DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat en Science

Spécialité : **Electronique**

Par :

Ourdia BOUZEBoudja épouse **BELHADJ**

THÈME

Caractérisation de la structure osseuse par approche fractale : application au diagnostic de l'ostéoporose

Soutenue le 04 /07/2024 devant le Jury :

Mr. LAHDIR Mourad	Professeur	UMMTO	Président
Mr. HADDAD Boualem	Professeur	USTHB	Rapporteur
Mr. LAZRI Mourad	Professeur	UMMTO	Examineur
Mr. HARRAR Khaled	Professeur	UMBB Boumerdes	Examineur
Mr. BELHOCINE Mahmoud	Professeur	CDTA Alger	Examineur
Mr. JENNANE Rachid	Professeur	Université d'Orléans (France)	invité

REMERCIEMENTS

En premier et en dernier, je remercie Dieu de m'avoir donné la force d'aller jusqu'au bout.

Mes sincères remerciements à mon directeur de thèse, monsieur Boualem HADDAD, Professeure à l'USTHB, pour la qualité de son encadrement. Ses conseils, ses encouragements, son attention et ses valeurs humaines ont été une aide précieuse pour moi. Je le remercie vivement d'avoir accepté de m'encadrer et pour la confiance qu'il m'a accordée.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Mr Rachid JENNANE professeur à l'université d'Orléans (France). Grâce à qui j'ai pu avancer dans mes travaux de recherches, le présent travail n'aurait pu être ce qu'il est, sans l'aide, le soutien, la collaboration, l'échange et le partage qu'il m'a apportés. Je le remercie pour tout le temps qu'il m'a accordé, pour la base d'images qu'il a mis à notre disposition, ainsi que pour la lecture et la correction de mon article. Qu'il trouve ici ma profonde reconnaissance.

Je suis reconnaissant pour l'accueil de Professeur Abdelmalek TALEB AHMED du laboratoire LAMIH de l'université de Valenciennes qui m'a invité à son laboratoire pour deux stages de courte durée. Je le remercie vivement pour ses directives.

J'exprime ma gratitude à Mr Mourad LAHDIR Professeur à l'université UMMTO de Tizi-Ouzou de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de thèse et d'avoir examiné ce travail.

Mes vifs remerciements vont à tous les membres du jury, Mr Mahmoud BELHOCINE directeur de recherche au CDTA, Mr Khaled HARRAR Professeur à l'université UMBB de Boumerdes, et Mr Mourad LAZRI Professeur à l'université UMMTO de Tizi-Ouzou, qui m'ont fait l'honneur d'examiner cette thèse.

Ma gratitude s'adresse aussi au professeur Soltane AMEUR directeur de laboratoire LAMPA, ainsi qu'aux autres membres du laboratoire qui ont marqué un intérêt particulier à mon travail et m'ont permis de l'ouvrir sur des perspectives très intéressantes.

Enfin, je rends un grand hommage à ma famille, en particulier mes chers parents qui m'ont toujours soutenu et encouragé dans mes choix tant professionnels que privés. Un grand merci à mon époux Mohamed et mon fils Amine qui ont été très patients avec moi.

TABLE DES MATIÈRES

Résumé	i
Liste des figures	ii
Liste des tableaux	v
Liste d'abréviations	vi
Introduction	1
Chapitre I : Physiologie du tissu osseux	5
I.1 Préambule	5
I.2 Le squelette.....	5
I.2.1 Fonction de squelette	7
I.2.1.1 Fonction mécanique.....	7
I.2.1.2 Fonction métabolique.....	7
I.2.1.3 Fonction hématopoïétique	8
I.2.2 Structure de l'os.....	8
I.3 Le tissu osseux	9
I.3.1 Organisation du tissu osseux	9
I.3.1.1 Le tissu osseux compact.....	9
I.3.1.2 Le tissu osseux spongieux	10
I.3.2 Les cellules osseuses	11
I.3.2.1 Les ostéoclastes	12
I.3.2.2 Les ostéoblastes.....	12
I.4 Le remodelage osseux.....	13
I.5 Évolution de la DMO au cours de la vie	15
I.6 La microarchitecture osseuse.....	17
I.7 L'ostéoporose.....	17
I.7.1 Classification de l'ostéoporose	19
I.7.1.1 L'ostéoporose de type I.....	19
I.7.1.2 L'ostéoporose de type II	19
I.7.1.3 L'ostéoporose de type III	20
I.7.1.4 Ostéoporose idiopathique	20

I.7.2	Epidémiologie des fractures ostéoporotiques.....	20
I.7.2.1	Fracture du poignet.....	20
I.7.2.2	Fracture vertébrale.....	21
I.7.2.1	Fracture de l'extrémité supérieure du fémur	21
I.8	Diagnostic de l'ostéoporose	22
I.9	Les principaux facteurs de risque	24
I.10	Prévention de l'ostéoporose	25
I.11	Discussion.....	25
Chapitre II : Imagerie et caractérisation de la microarchitecture osseuse.....		27
II.1	Préambule	27
II.2	Le rôle de la microarchitecture osseuse et les enjeux de son évaluation	27
II.3	Technique d'investigation de la qualité osseuse	28
II.3.1	L'histomorphométrie.....	29
II.3.2	Absorptiometrie biphotonique à rayon X (DEXA).....	30
II.3.3	Tomodensitométrie quantitative.....	31
II.3.4	La radiographie.....	32
II.3.5	L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	33
II.3.6	Techniques utilisant les ultrason.....	34
II.4	Paramètres d'évaluation de la microarchitecture osseuse.....	36
II.4.1	Analyse morphologique	36
II.4.2	Analyse topologique.....	39
II.4.3	Analyse de texture.....	42
II.4.3.1	Analyse statistique.....	43
II.4.3.2	Analyse structurelle de texture.....	45
II.4.3.3	Trabecular Bone Score (TBS)	45
II.4.3.4	Analyse fractale.....	46
II.4.4	Analyse de l'anisotropie	46
II.5	Discussion	49
Chapitre III : Les fractales et leurs applications dans le diagnostic de l'ostéoporose		
	50
III.1	Préambule	50

III.2 La notion fractale	51
III.2.1 Classification des fractales.....	54
III.2.1.1 Fractales déterministes régulières ou géométriques	54
III.2.1.2 Les fractales stochastiques ou irrégulières.....	56
III.3 Notion de dimension.....	56
III.3.1 Dimension Euclidienne.....	56
III.3.2 Dimension Fractale.....	57
III.3.3 Dimension de Hausdorff.....	58
III.4 Méthodes de calcul de la dimension fractale.....	59
III.4.1 Méthodes basées sur le comptage des boîtes	60
III.4.1.1 Comptage différentiel des boîtes (DBC)	61
III.4.2 Méthodes basées sur le mouvement brownien fractionnel.....	63
III.5 Lacunarité Fractale.....	65
III.6 L'analyse fractale des images médicales.....	65
III.6.1 Caractérisation des tissus.....	66
III.6.2 Détection de Tumeurs	66
III.6.3 Étude de la Vascularisation.....	66
III.6.4 Suivi de la Progression de Maladies	67
III.6.5 Analyse de la microarchitecture osseuse	67
III.6.6 Etat de l'art de l'analyse fractale dans le diagnostic de l'ostéoporose.....	68
III.7 Des fractales aux multifractales	74
III.7.1 Fonctions d'irrégularités (exposants de Hölder)	76
III.7.2 Spectre multifractal	77
III.7.3 Méthodes de calcul du spectre multifractal	79
III.7.3.1 Méthodes basées sur le comptage de boîtes	79
III.7.3.2 Dimension fractale généralisée et spectre multifractal	80
III.7.3.3 Approche géométrique.....	81
III.7.3.4 Méthodes basées sur la transformation en ondelettes	82
III.7.3.4.1 Méthode des coefficients dominants.....	82
III.7.3.4.2 Méthode de maximum de module de la transformée en ondelettes	83

III.7.4 Applications de des méthodes d'analyse multifractale dans l'analyse de la texture osseuse.....	84
III.8 Discussion.....	85
Chapitre IV: Identification de l'ostéoporose par l'analyse de la texture osseuse.....	87
IV.1 Préambule	87
IV.2 Présentation des données et de la méthode.....	87
IV.2.1 Présentation des données	87
IV.2.2 Méthodologie.....	90
IV.2.2.1 Prétraitement	91
IV.2.2.2 Calcul de spectre multifractal.....	94
IV.2.2.3 Calcul des paramètres multifractals de la texture osseuse	101
IV.2.2.3.1 Les attributs de texture pour les images IRM et CT	101
IV.2.2.3.2 Application aux images radiographiques	109
IV.3 Classification à l'aide d'un modèle de régression logistique	115
IV.4 Inter-comparaison	118
IV.5 Discussion	120
Conclusion générale et perspectives.....	122
Bibliographie.....	126
Annex A	141
Annex B	143
Annex C	145

RÉSUMÉ

L'ostéoporose se caractérise par une diminution de la densité minérale osseuse et des altérations de la microarchitecture osseuse, entraînant une fragilité et un risque accru de fractures. La discrimination entre sujets ostéoporotiques et sujets sains à l'aide d'images médicales présente un défi majeur pour l'analyse et la classification du tissu osseux et le diagnostic précoce de la maladie ostéoporotique. Dans notre thèse, nous travaillons sur l'application médicale de l'analyse de la texture trabéculaire qui est liée à la quantité de la masse osseuse et à la qualité de réseaux trabéculaire. Après étude de la physiologie du tissu osseux et des différentes méthodes de caractérisation de la microarchitecture osseuse, notamment les méthodes fractales largement exploitées dans l'analyse de la texture osseuse, une approche basée sur l'analyse multifractale de la texture pour la caractérisation de la microarchitecture osseuse trabéculaire afin de distinguer les sujets témoins (CS) des patients ostéoporotiques (OP) est proposée. Notre méthode permet de décrire la régularité et la rugosité locale et globale de l'os trabéculaire sur les images radiographiques de calcaneum. À cette fin, le spectre multifractal est exploité pour extraire de nouveaux attributs de texture et révéler les changements de microarchitecture osseuse dus à l'ostéoporose. Pour évaluer l'efficacité de l'approche proposée, des tests ont été effectués pour la classification de deux populations (CS et OP) à l'aide d'un modèle de régression logistique. Un taux de classification de 98,01 % a été atteint, démontrant que l'approche proposée présente un potentiel prometteur en tant qu'outil complémentaire pour le diagnostic de l'ostéoporose.

Mots-clés : Analyse de texture, Spectre multifractal, Os trabéculaire, Ostéoporose, Images Radiographiques.

LISTE DES FIGURES

Figure I.1 : Les principaux os de squelette.....	6
Figure I.2 : Illustration de la structure interne des grands os	8
Figure I.3 : Représentation d'une coupe d'un os long : structure de l'os cortical	10
Figure I.4 : Représentation de l'os spongieux ; plaques (A) et de poutres (B) sur une reconstruction 3D de tête de fémur en microCT (résolution 10 μm)	11
Figure I.5 : Les différents types de cellules osseuses.....	13
Figure I.6 : Les phases du remodelage osseux.....	15
Figure I.7 : Evolution courante de la masse osseuse chez l'homme et la femme en fonction d'âge.....	16
Figure I.8 : Imagerie micro CT de l'os iliaque, A : Chez un sujet jeune, B : Dans une ostéoporose post-ménopausique, C : Chez un homme atteint d'ostéoporose idiopathique, D. Chez un homme atteint d'ostéoporose due à de multiples facteurs de risque	18
Figure I.9 : L'incidence des fractures ostéoporotiques selon l'âge et le sexe	22
Figure II.1 : Représentation de la biopsie de la crête iliaque. La carotte osseuse est d'environ 8 mm de diamètre.....	29
Figure II. 2 : Principe de la Absorptiometrie biphotonique à rayon X.....	31
Figure II.3 : Schéma de principe d'un appareil ultrasonore utilisé in vivo sur un calcanéum. Le pied et les transducteurs sont immergés dans un bain d'eau pour assurer le couplage adéquat de l'onde acoustique dans la peau.....	36
Figure II.4 : Utilisation d'une sphère comme élément structurant pour la mesure directe de l'épaisseur des travées et de l'espace intertravées.....	38
Figure II.5 :Illustration de principe de la technique de MIL pour le calcul des paramètres de Parfitt.....	39
Figure II.6 : Principe de calcul du TbPf pour une structure convexe et concave.....	41
Figure II.7 : ROI extrait du calcanéum d'un sujet sain et d'un sujet ostéoporotique.....	43
Figure II.8 : Le principe de la méthode de star volume qui montre un point placé d'une façon aléatoire dans les cavités médullaires et les rayons tracés à partir de ce point et qui s'arrêtent lorsqu'ils touchent une surface trabéculaire ou endostéale.....	47
Figure III.1 : Exemple d'objets présentant des propriétés fractales dans la nature.....	52

Figure III.2 : Images des systèmes vasculaires des poumons du cœur et du rein.....	53
Figure III.3 : Autosimilarité d'une fractale.....	54
Figure III.4 : Étapes de la construction d'une courbe de Von Koch, dite du flocon de neige.....	55
Figure III.5 : Étapes de la construction d'une courbe de Hilbert.....	56
Figure III.6 : Triangle de Sierpinski.....	56
Figure III.7 : Ensemble de Julia.....	56
Figure III.8 : Ensemble de Mandelbrot.....	57
Figure III.9 : Calcul de la dimension fractale par comptage de boîtes	62
Figure III.10 : Principe de la technique de Comptage Différentiel de Boîtes (CDB).....	63
Figure IV.1 : ROI CTC extrait du calcanéum d'un sujet CS et d'un patient OP.....	87
Figure IV.2 : ROI IRM extrait du calcanéum d'un sujet CS et d'un patient OP.....	87
Figure IV.3 : Exemple de ROI sélectionnée à partir d'image radiographique de calcanéum.	88
Figure IV.4 : ROI radiographique extrait du calcanéum d'un sujet CS et d'un patient OP.	88
Figure IV.5 : Organigramme général de l'approche proposée.....	89
Figure IV.6 : Échantillons représentatifs d'images radiographiques osseuses d'un sujet CS et d'un patient OP après application du filtre médian et réglage de l'intensité.....	90
Figure IV.7 : Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images CT. Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.	91
Figure IV.8 : Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images IRM. Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.....	92
Figure IV.9 : Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images radiographiques. Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.....	93
Figure IV.10 : Variation de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images IRM d'un cas CS (bleu) et d'un sujets OP (rouge).	96

Figure IV.11 : Variation de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images CT d'un cas CS (bleu) et d'un sujets OP (rouge).....	96
Figure IV.12 : Variation de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images radiographique, les cas CS (bleu) et les sujets OP (rouge).	97
Figure IV.13 : Spectre multifractal d'une image IRM d'un sujet sain (CS) en bleu et d'une image IRM d'un patient ostéoporotique (OP) en rouge.	98
Figure IV.14 : Spectre multifractal d'une image CT d'un sujet sain (CS) en bleu et d'une image IRM d'un patient ostéoporotique (OP) en rouge	98
Figure IV.15 : Spectre multifractal des images radiographiques, cas CS (bleu) et de sujets OP (rouge).	99
Figure IV.16 : Différentes quantités de spectre multifractal.	101
Figure IV.17 : Organigramme général de l'approche proposée. $\Delta\alpha$ est la largeur du spectre, $\Delta f(\alpha)$ est la hauteur du spectre, asym donne la mesure d'asymétrie, (Ar,Br,Cr) et (Al,BI,Cl) sont respectivement des coefficients d'ajustement des parties droite et gauche du spectre.	109
Figure IV.18 : Courbes d'ajustement polynomiales pour les parties droite et gauche du spectre multifractal d'un cas CS et d'un sujet OP.	111
Figure IV.19 : Boxplots des coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant la méthode de binarisation locale. (Al,BI,Cl) et (Ar,Br,Cr) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.	112
Figure IV.20 : Boxplots des coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant la méthode de binarisation globale. (Al,BI,Cl) et (Ar,Br,Cr) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.	113
Figure IV.21 : Courbes ROC obtenues en utilisant les différents modèles (M1 à M5) dans une régression logistique.	116

LISTE DES TABLEAUX

Tableau II.1: Les formules des paramètres trabéculaires.....	37
Tableau IV.1 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images IRM pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation locale.	106
Tableau IV.2 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images IRM pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation globale.	106
Tableau IV.3 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images CT pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation locale	107
Tableau IV.4 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images CT pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation globale.	108
Tableau IV.5 : moyenne \pm écarts types et $p - values$ des paramètres du spectre multifractal obtenus en utilisant les deux méthodes de binarisation.	110
Tableau IV.6 : $p - values$ obtenues en utilisant les coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant les deux méthodes de binarisation. (Al, Bl, Cl) et (Ar, Br, Cr) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.	114
Tableau IV.7 : Performance de classification en utilisant les différents modèles et la méthode de binarisation locale.	117
Tableau IV.8 : Performances de classification de l'approche proposée par rapport aux méthodes existantes dans la littérature.	119

LISTE D'ABRÉVIATIONS

ACC : précision

ap-fBm : piecewise fractional Brownian motion (mouvement brownien fractionnaire par morceaux)

ap-WhE : anisotropic piecewise Whittle Estimator (Estimateur anisotrope de Whittle par morceaux)

AUC : Area Under the Curve (Aire sous la courbe)

BC : Box-Counting ou comptage de boîtes

BMU : Basal Multicellular Unit (*unité multicellulaire* basale)

BS : Bone Surface (Surface osseuse)

BUA : Broadband Ultrasound Attenuation (Atténuation des ultrasons à large bande)

BV : Bone Volume (volume osseux)

BMD : Bone Mineral Density ou Densité minérale osseuse

CBCT : Cone Beam Computed Tomography ou tomodensitométrie à faisceau conique

CCD : Charge Couple Device ou capteur photographique basé sur un dispositif à transfert de *charges*

CT : Computed Tomography (Tomographie Calculé ou Scanner)

CS : Control Subject ou sujets témoins

DBC : Differential Box Counting ou comptage différentiel de boîtes

DEXA : Dual-energy X-ray absorptiometry ou Absorptiometrie biphotonique à rayon X

DLI : Dispersion Longitudinal Index (indice de dispersion longitudinale)

DMBDT : M-bandes en arbre dual

DMO : densité minérale osseuse

DTI : Dispersion Transversal Index (indice de dispersion transversale)

DXA : Dual X-ray Absorptiometry ou absorptiometrie à rayon X

fBm : fractional Brownian motion ou Mouvement Brownien Fractionnaire (MBF)

FD : Fractal Dimension ou dimension fractale

FFT : Fast Fourier Transform ou transformée de Fourier rapide

FV : Fractures Vertébrales

GLCM : Gray-Level *Co-occurrence* (*Matrix* matrice de cooccurrence des niveaux de gris)

HR : Haute Résolution

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique
LBP : Local Binary Patterns (modèle binaire local)
M : Modèle
MEC : Matrice Extra-Cellulaire
MIL : Mean Intercept Length (Longueur d'interception moyenne)
MMTO : Maxima du Module de la Transformée en Ondelettes
OMS : Organisation Mondiale de la Santé
OP : Osteoporotic Patients ou patients ostéoporotiques
QCT : Quantitative Computed Tomography ou Tomodensitométrie quantitative
ROC: Receiver Operating Characteristic
ROI : Region Of Interest (région d'intérêt)
SMI : Structure Model Index (Index du modèle de structure)
SOS : Speed Of Sound (vitesse du son)
SV : Star Volume (volume d'étoile)
SVM : *Support Vector Machines* (machine à vecteurs de support)
SN : Sensibilité.
SP : Spécificité
Tb. N : Trabecula Number (nombre de travées)
Tb. Sp : espace entre les travées osseuses
Tb. Th : trabecula thickness ou épaisseur de travées
TBL β : lacunarité osseuse β
TbPf : Trabecular Bone Pattern factor
TBS : Trabecular Bone Score (score osseux trabéculaire)
TDM : Tomodensitométrie
TOD : Transformée en Ondelettes Discrète
TV : Tissue Volume (volume tissulaire)
WT : Wavelet Transform ou transformation en ondelettes

INTRODUCTION

Cette thèse porte sur la caractérisation et la classification de la microarchitecture trabéculaire osseuse pour l'aide au diagnostic de l'ostéoporose par imagerie médicale.

L'ostéoporose est une maladie générale du squelette, considérée comme un problème majeur de la santé publique. Le vieillissement et la ménopause entraînent une perte de la masse osseuse et une altération de la microarchitecture trabéculaire, conduisant à une hyper fragilité osseuse, souvent source de fractures (Bartl & Frisch, 2009). La lutte contre l'ostéoporose nécessite des actions préventives et une meilleure connaissance théorique de la maladie. Les mesures thérapeutiques réalisées en routine clinique sont principalement orientées vers l'évaluation de la densité minérale osseuse (DMO) (Fontana & Delmas, 2001). Cependant, ces analyses ne sont parfois pas décisives pour certains sujets. Selon Mallard et al., 2013, la densitométrie osseuse ne fournit aucune information sur la microarchitecture du tissu trabéculaire. Plusieurs études ont montré que la microarchitecture osseuse est en corrélation avec la texture osseuse apparaissant sur une image radiologique, (Lespessailles, et al., 2008), (Benhamou, et al., 2001), (Singh, et al., 2017). Pour prévenir les risques de fractures, en complément des mesures de DMO en routine, il serait intéressant d'étudier la microarchitecture de l'os trabéculaire pour détecter une éventuelle dégradation osseuse. La recherche biomédicale s'oriente donc principalement vers le développement de techniques permettant d'évaluer la qualité de la microarchitecture de l'os trabéculaire. Plusieurs études ont montré que l'imagerie est une des alternatives prometteuses pour renforcer le diagnostic et aider le praticien dans la prise de décision, (Chappard, 2012), (Areeckal & Sumam David, 2019) , (Chang, et al., 2020).

L'analyse et la classification des textures constituent un moyen simple et peu invasif permettant de caractériser la microarchitecture osseuse sur les images radiographiques et devraient aider à évaluer le risque de fracture osseuse et à diagnostiquer l'ostéoporose à un stade précoce. Différentes méthodes visant à caractériser la texture osseuse ont été proposées (Singh, et al., 2017), (Lespessailles, et al., 2007), où des méthodes basées sur un traitement statistique permettant d'extraire des caractéristiques statistiques discriminatoires ont été proposées. Dans (Parfitt, et al., 1983), les spécificités morphologiques et topologiques telles

que le nombre de travées, leur épaisseur ainsi que l'espace entre les travées osseuses ont été utilisées pour décrire des images binaires du tissu osseux. La squelettisation des images binaires a été utilisée aussi pour compter le nombre de nœuds et le nombre d'extrémités libres dans le réseau trabéculaire (Boutry, et al., 2003), (Jennane, et al., 2012), (Sapthagirivasan & Anburajan, 2013). L'analyse texturale du tissu osseux vise la caractérisation indirecte de la microarchitecture trabéculaire sur des images bidimensionnelles (2D) en niveaux de gris, ou sur des images binaires (Harrar, et al., 2018), (Oulhaj, et al., 2017a), (Xiao, et al., 2020). Dans ce contexte, plusieurs travaux (Jennane, et al., 2001), (Jennane, et al., 2007), (Lespessailles, et al., 1998) ont montré que les caractéristiques extraites de la microarchitecture osseuse sont corrélées à la dimension fractale résultant de l'analyse d'images radiographiques (Harrar, et al., 2018), (Harrar.K. & Hamami, 2008), (Benhamou, et al., 2001), (El Hassouni, et al., 2017). En conséquence, de nouvelles méthodes visant l'évaluation fractale de la microarchitecture trabéculaire ont été développées (Tafraouti, et al., 2015), (Tafraouti, et al., 2019), (El Hassouni, et al., 2017), (Dimai, et al., 2019), (Kato, et al., 2020). L'analyse fractale vise à caractériser la régularité de la texture. Dans le cas du tissu osseux, elle permet de déterminer le degré de complexité du réseau trabéculaire (Jacquet, et al., 1990), (Benhamou, et al., 1994). En effet, une texture complexe est associée à un réseau trabéculaire complexe riche en matière osseuse et aux travées fortement interconnectées.

La microarchitecture de l'os trabéculaire est conditionnée par les contraintes mécaniques exercées sur les différentes parties du squelette. Elle semble donc très irrégulière dans certaines régions et beaucoup moins dans d'autres. Par conséquent, une seule dimension fractale n'est pas toujours suffisante pour représenter les variations spatiales complexes et hétérogènes du tissu osseux trabéculaire.

L'analyse multifractale née dans les années 1980 pour expliquer les observations faites sur les signaux de turbulence fournit de nouveaux outils pour l'analyse et la modélisation des phénomènes naturels. Dans ce contexte, Evertsz et Mandelbrot (Evertsz & Mandelbrot, 1992) ont montré que l'analyse multifractale est plus générale que la dimension fractale et qu'elle pourrait être plus appropriée pour décrire les propriétés géométriques d'un ensemble fractal. L'analyse multifractale présente de meilleures informations sur la rugosité, la régularité et l'homogénéité d'une surface.

L'analyse multifractale permet de quantifier le degré de régularité, de finesse et le caractère plus ou moins homogène d'une mesure singulière par un spectre continu de dimensions fractales généralisées. Elle fournit une description à la fois locale et globale des singularités d'un signal. La régularité locale peut être décrite via l'exposant de Hölder (Mandelbrot & Evertsz, 1991), tandis que la régularité globale peut être dérivée grâce au spectre multifractal (Testud, 2006), (Martínez, et al., 2021), (Oswiecimka, et al., 2020). Une approximation de la forme du spectre multifractal et de ses propriétés pourrait être utilisée pour décrire la microarchitecture de l'os trabéculaire. En effet, un sujet sain possède un réseau trabéculaire uniforme. Par contre, chez un sujet ostéoporotique, la structure est hétérogène et multiforme en raison de la perte progressive de la masse osseuse et de l'altération du réseau trabéculaire, se manifestant par un amincissement des travées et un élargissement de l'espace intertrabéculaire.

Dans ce travail, nous présentons une nouvelle méthode pour améliorer le dépistage de l'ostéoporose. Contrairement à (Alagan Palanivel, et al., 2020) qui a utilisé la lacunarité calculée à partir de la dimension de Hausdorff pour quantifier la régularité globale de l'image, notre approche cherche à décrire toutes les variétés de comportements locaux et la distribution géométrique des singularités dans le réseau osseux trabéculaire via l'étude du spectre multifractal. Le concept de multifractalité et notamment le spectre de singularité $f(\alpha)$ est utilisé de manière efficace pour caractériser l'hétérogénéité et la rugosité de l'os trabéculaire sur les images IRM, scanner (CT) et radiographiques. Pour cela, les images sont d'abord prétraitées à l'aide d'un filtre médian suivi d'une étape de binarisation. Ensuite, nous procédons à la détermination directe du spectre de singularité $f(\alpha)$ (Chhabra & Jensen, 1989). Ce spectre est exploité stratégiquement pour extraire différentes caractéristiques discriminatoires, d'abord à partir du spectre multifractal, et ensuite en utilisant un ajustement polynomial du spectre de singularité. Ces caractéristiques discriminatoires sont ensuite utilisées dans une technique de classification par régression logistique pour distinguer deux populations composées de patients ostéoporotiques et de sujets sains.

Le travail que nous présentons dans cette thèse est structuré en quatre chapitres organisés comme suit :

Dans le chapitre I, nous présentons une description générale de la physiologie de tissu osseux, et nous rappelons la structure de l'os, son cycle de vie. Nous donnons ensuite un

aperçu sur la maladie de l'ostéoporose avec ses symptômes, ses causes et ses moyens de prévention.

Le chapitre II est consacré aux méthodes d'imagerie et de caractérisation de la microarchitecture osseuse. Nous présentons quelques routines d'imagerie osseuse, du diagnostic clinique de l'ostéoporose, ainsi que quelques travaux sur la caractérisation de la microarchitecture osseuse par traitement d'images.

Le Chapitre III présente les fractales et leurs applications dans le diagnostic de l'ostéoporose. Nous décrivons alors le modelé fractal, la notion de dimension fractale, les mesures multifractales et les applications des fractales et des multifractales dans la caractérisation de la structure osseuse dans l'aide au diagnostic de l'ostéoporose par imagerie médicale.

Dans le dernier chapitre, nous exposons l'algorithme de la caractérisation et de la classification multifractale de la texture trabéculaire osseuse que nous avons développé ainsi que les résultats obtenus, en prenant soin d'effectuer une étude comparative avec ceux des travaux existant dans la littérature.

Nous terminons par une conclusion et des perspectives.

CHAPITRE I

PHYSIOLOGIE DU TISSU OSSEUX

I.1 Préambule

Les os constituent la structure du corps humain et servent de support aux parties molles. L'organisation du tissu osseux est très complexe, elle est en constant renouvellement grâce à l'activité continue des cellules osseuses. En effet, le tissu osseux est vivant et en constante adaptation aux contraintes qui lui sont appliquées.

Parmi toutes les maladies affectant l'os, l'ostéoporose est actuellement considérée comme un problème majeur de santé publique, représentant une charge financière élevée. Cette maladie touche spécialement la microarchitecture de l'os trabéculaire.

Ce premier chapitre, présente globalement la nature de l'os en tant qu'organe à part entière, quelques éléments de la physiologie osseuse, les causes et les facteurs de risque de l'ostéoporose ainsi que les moyens de prévention et de diagnostic de l'ostéoporose.

I.2 Le squelette

Le squelette est défini comme l'ensemble des os qui constituent la charpente du corps des animaux vertébrés. Les os donnent au corps sa forme extérieure et renferment la moelle qui produit les cellules sanguines. Ils remplissent différentes fonctions comme la protection et le soutien des muscles et des organes, représentent alors l'élément essentiel dans la transmission des forces musculaires lors du mouvement. Les os du corps possèdent des formes variables, qui dépendent de leurs fonctions et de leurs positions dans le corps (Marieb & Laurendeau, 1993) , (Tortora & Derrickson, 2007). On distingue :

- **Les os longs :** Les os longs sont allongés, cylindriques et arrondis aux deux extrémités. Ils se composent du corps appelé aussi diaphyse, et des extrémités ou épiphyses où se trouve l'os spongieux. Ce sont les os qui constituent les jambes et les bras, tels que le radius, le fémur ainsi que les doigts et les orteils (phalanges).

- **Les os courts :** c'est une classe d'os qui contient des petits os. Ils n'ont pas nécessairement la forme d'un os long, Ils ont parfois une forme carrée, trapézoïde ou triangulaire. On peut les retrouver dans les articulations complexes du squelette comme les poignets et les chevilles.

Dans la planche anatomique de la figure I.1, on observe les principaux os du squelette dans les diverses formes.

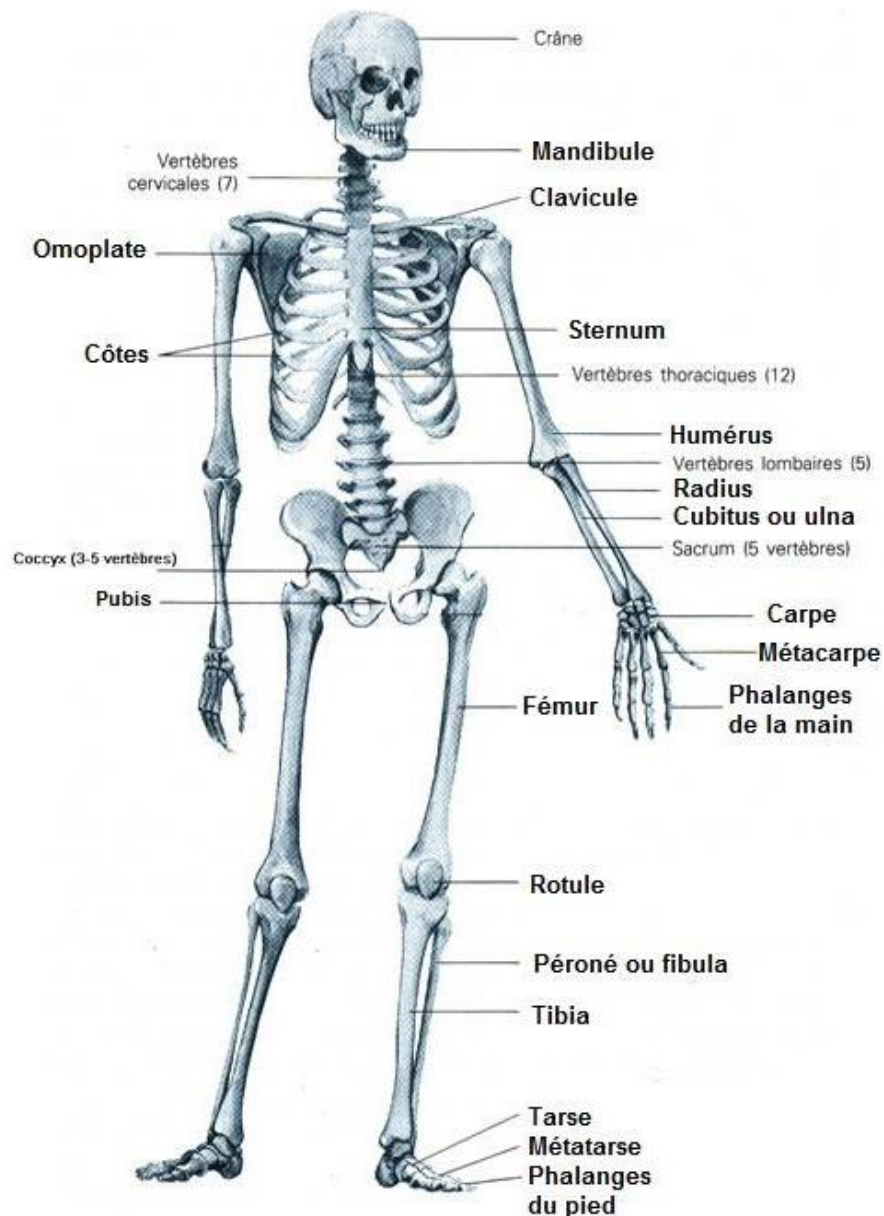


Figure I.1 : Les principaux os de squelette (Lambert & Martineau, 2004)

- **Les os plats** : Ce sont plutôt des plaques, ils ont une forme plate pour jouer leur rôle de protecteur. Ce sont les os de la boîte crânienne, on les retrouve aussi ailleurs dans le squelette, tels que l'omoplate et le sternum.
- **Les os irréguliers** : La description simple ou détaillée des os irréguliers est difficile à faire car leur forme varie selon leur emplacement dans le squelette. Les os de la colonne vertébrale font partie de cette classe.
- **Les os pneumatiques** : Ce sont des os qui contiennent de l'air tels que les os du crâne.
- **Les os sésamoïdes** : Il s'agit des petits os situés dans l'épaisseur des tendons, tels que les os de la main ou la rotule.

I.2.1 Fonction de squelette :

L'os est un tissu conjonctif comme le sang ou le cartilage, cependant sa structure solide lui confère un rôle de support et de protection des organes. De plus, le système osseux global assure la locomotion de l'organisme et également la formation des cellules sanguines au sein de la moelle osseuse. Le squelette a trois fonctions.

I.2.1.1 Fonction mécanique :

Le tissu osseux est le tissu le plus résistant de l'organisme ; il est capable de supporter des contraintes mécaniques venant de son environnement, assurant son rôle de soutien du corps et de protection des organes mous, notamment les organes vitaux.

I.2.1.2 Fonction métabolique :

Cette fonction confère à l'os la possibilité de s'adapter constamment à son environnement en faisant adapter sa géométrie aux contraintes et aux sollicitations auxquelles il est soumis. En effet, le tissu osseux est un tissu dynamique, il est constamment en remodelage. Ce processus continu lui permet de perdre et de gagner de la matrice osseuse lors de sa transformation. Ce qui entraîne la libération ou le stockage de sels minéraux dans le corps et assurant ainsi conjointement avec l'intestin et les reins, le contrôle phosphocalcique du métabolisme. Ce contrôle est essentiel dans la vie cellulaire, la transmission nerveuse et la coagulation sanguine.

I.2.1.3 Fonction hématopoïétique :

Les os renferment dans leurs espaces médullaires, la moelle hématopoïétique, qui permet la production des cellules sanguines. Ce qui permet au métabolisme de renouveler ses globules rouges et blancs.

I.2.2 Structure de l'os

La structure de l'os est complexe et guidée par les contraintes mécaniques qui lui sont appliquées. Sur le plan macroscopique, on peut le décrire comme un matériau « sandwich » (Figure I.2) composé d'une enveloppe dense (l'os cortical) et d'un cœur alvéolaire (l'os trabéculaire). Ces deux éléments ont la même composition mais se distinguent par leur microstructure et leur organisation.

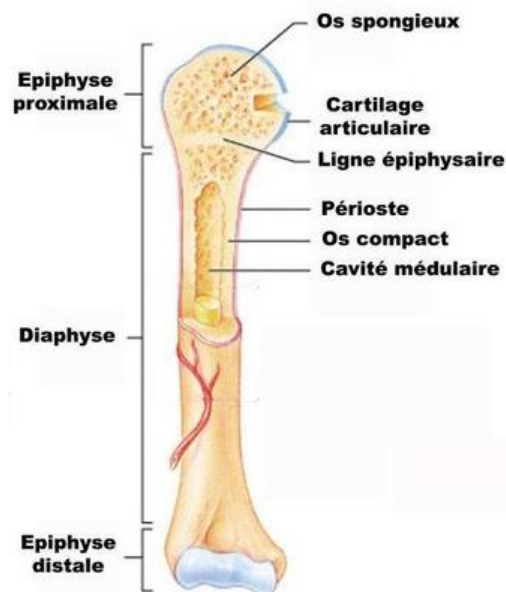


Figure I.2: Illustration de la structure interne des grands os.

I.3 Le tissu osseux

Le tissu osseux, comme le tissu cartilagineux, est un tissu conjonctif spécialisé. Il comporte une matrice extracellulaire minéralisée (MEC) lui conférant sa rigidité et sa solidité. La matrice osseuse a la particularité de se calcifier, ce qui la rend opaque aux rayons X et permet l'étude des os par radiographie. Le tissu osseux renferme la majorité du calcium

et du phosphore de l'organisme. Son évolution est sous le contrôle d'activités hormonales (hormones de croissance, sexuelles, thyroïdiennes et calciotropes) et dépend des contraintes mécaniques qui lui sont appliquées.

I.3.1 Organisation du tissu osseux

Les trois variétés anatomiques de l'os (figure I.1) présentent une organisation histologique différente.

Chez l'adulte, le tissu osseux mature ou définitif est de type lamellaire. Il se caractérise par une matrice osseuse disposée en lamelles superposées ou concentriques lui attribuant une grande résistance mécanique avec des fibres collagènes orientées dans une direction unique qui varie d'une lamelle à l'autre et des ostéocytes situés entre les lamelles.

Chez le fœtus et le jeune enfant, ou en cas de fracture, ou encore au cours de certaines maladies, la trame de microfibrilles de collagène produite par les ostéoblastes est irrégulière et le tissu osseux est transitoirement non-lamellaire et peu résistant. L'organisation des lamelles dans ce tissu permet de distinguer deux types ayant des propriétés mécaniques différentes : l'os lamellaire cortical et l'os trabéculaire. Notons que la plupart des os sont constitués d'une zone externe compacte et d'une zone interne spongieuse.

I.3.1.1 Le tissu osseux compact (ou cortical ou haversien)

L'os cortical (ou compact ou haversien) représente environ 80 % de la masse de tissu osseux. Il est présent aux diaphyses des os longs ainsi qu'à la périphérie des autres pièces osseuses. Il est principalement constitué d'ostéons ou canaux de Havers. Ces ostéons sont cylindriques, constitués de 5 à 20 lamelles osseuses concentriques disposées autour d'unités physiologiques constituées d'un petit canal vasculaire. Les canaux de Havers sont reliés entre eux, avec la cavité médullaire et avec la surface de l'os par des canaux transversaux ou obliques (les canaux de Volkmann) (voir Figure I.3). Cette disposition confère à l'os cortical un maximum de résistance (Juignet, 2016).

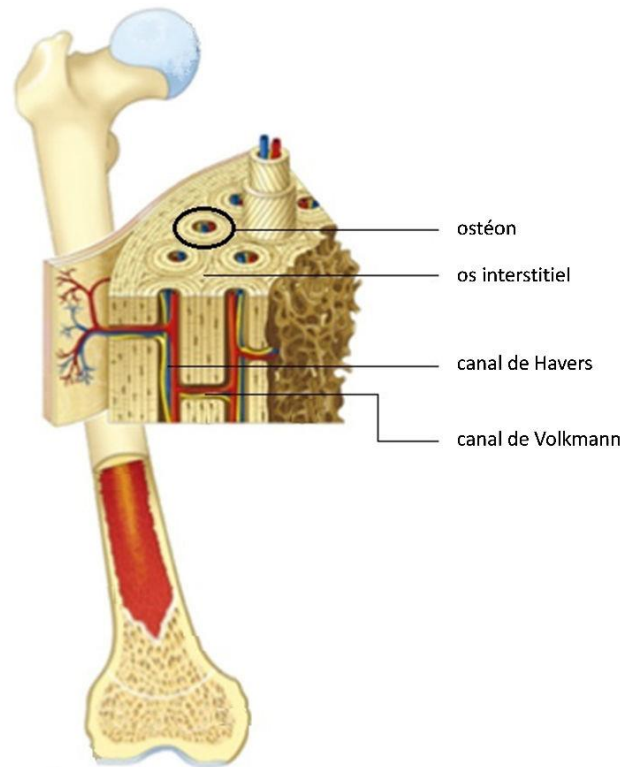


Figure I.3: Représentation d'une coupe d'un os long : structure de l'os cortical (Lefèvre, 2015).

I.3.1.2 Le tissu osseux spongieux (ou trabéculaire)

L'os spongieux ou trabéculaire, représente 20% du squelette et couvre 60% de la surface totale des os. Il siège essentiellement dans les os courts et les os plats (sternum, ailes iliaques) ainsi que dans les épiphyses et métaphyses des os longs. Il possède une capacité renouvellement plus rapide que l'os cortical. Il présente une structure en éponge, avec une porosité comprise entre 50 % et 95% et il est constitué de travées (plaques et piliers) osseuses ou trabécules dont la répartition est hautement anisotrope, d'épaisseur d'environ 0.1 à 0,5 mm et espacées de 0,5 à 1 mm. Les travées sont des structures osseuses lamellaires en forme de poutre mais aussi de plaques interconnectées, formant un réseau de lamelles entrecroisées et disposées de façon irrégulière. Cette structure alvéolaire dont les cavités sont remplies par la moelle, offre un pouvoir de résistance aux forces de pression et de traction auxquelles est soumis le tissu trabéculaire. La moelle emprisonnée dans les alvéoles joue un rôle d'amortisseur et permet de distribuer les charges extérieures sur le volume de l'os. Le tissu

spongieux représente donc une surface d'échange importante avec les tissus de soutien, à l'origine d'une activité métabolique intense (Seddiki-Bougrassa, 2020).



Figure 1.4: Représentation de l'os spongieux ; plaques (A) et de poutres (B) sur une reconstruction 3D de tête de fémur en micro CT (résolution 10 μm) (Chappard, 2012).

I.3.2 Les cellules osseuses

On distingue deux types de cellules osseuses : les ostéoclastes qui sont responsables de la résorption osseuse, et les ostéoblastes qui ont pour fonction la synthèse de la matrice osseuse.

I.3.2.1 Les ostéoclastes

Les ostéoclastes sont de formes géantes, de 20 à 100 μm de diamètre, elles possèdent un nombre considérable de mitochondries et de lysosomes qui sont des organites cellulaires qui contiennent des enzymes ayant pour fonction de dégrader la matrice osseuse. Ces cellules sont hautement mobiles, capable de se déplacer à la surface des travées osseuses d'un site de résorption à un autre (Juignet, 2016)

I.3.2.2 Les ostéoblastes

Ce sont des cellules ostéoformatrices cubiques situées à la surface externe et interne du tissu osseux en croissance. Ils sont reliés entre eux et avec les ostéocytes par des jonctions communicantes. Les ostéoblastes élaborent les constituants organiques de la MEC. Les ostéoblastes regroupent :

- **Les cellules bordantes** : Ce sont des ostéoblastes au repos, susceptibles, sous sollicitation, de redevenir des ostéoblastes actifs. Elles revêtent les surfaces osseuses qui ne sont soumises ni à la formation ni à la résorption osseuse. Elles sont aplaties et allongées, et reliées entre elles et avec les ostéocytes voisins par des jonctions communicantes.
- **Les ostéocytes** : Elles sont issues des ostéoblastes, et sont entièrement entourées par la MEC osseuse minéralisée. Leur corps cellulaire est de plus petite taille que celui des ostéoblastes, possédant moins d'organites que les ostéoblastes. Les ostéocytes, en présence des capacités de synthèse et de résorption limitées, participent au maintien de la matrice osseuse et contribuent à l'homéostasie de la calcémie.
- **Ostéoblastes matures** : Ces cellules sont responsables de la formation du tissu osseux, alignées sur la surface de l'os jeune récemment formé, elles se multiplient le long des travées osseuses.

Les ostéoblastes, les ostéoclastes et les cellules bordantes de l'os se trouvent à la surface des plages du tissu osseux, alors que les ostéocytes sont situés à l'intérieur de la matrice osseuse (Figure I.5). Contrairement aux cellules ostéoformatrices qui dérivent de cellules-souches mésenchymateuses pluripotentes, les ostéoclastes dérivent de la lignée hématopoïétique monocyttaire (cellule-souche hématopoïétique).

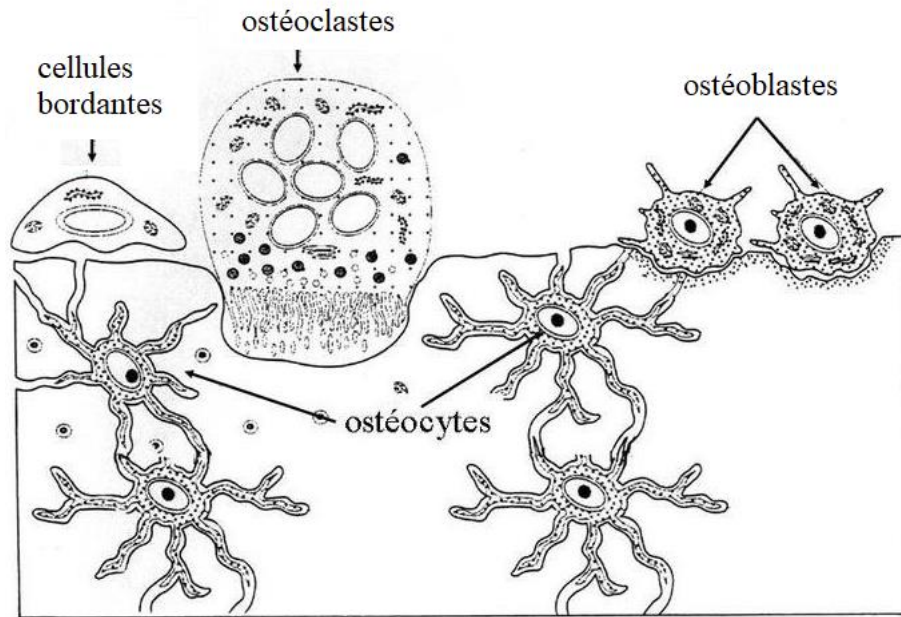


Figure I.5: Les différents types de cellules osseuses.

I.4 Le remodelage osseux

L'architecture osseuse est constamment régénérée par des processus de formation et de résorption osseuse. Ces processus sont appelés remodelage, ils sont essentiels pour maintenir l'intégrité et la solidité des os tout au long de la vie d'un individu. Les cellules principales impliquées dans ces processus sont les ostéoclastes et les ostéoblastes.

Le remodelage osseux est un mécanisme physiologique complexe, qui permet le renouvellement perpétuel de tissu osseux, qu'il soit cortical ou spongieux. Ce remodelage permet d'assurer l'homéostasie minérale et de préserver les propriétés biomécaniques du tissu osseux, réduisant ainsi le risque de fracture. Plusieurs hormones régissent le remodelage osseux, à savoir, la parathormone, la calcitonine, la vitamine D, les hormones sexuelles (œstrogènes, testostérone chez l'homme) et les hormones thyroïdiennes.

L'équilibre entre la croissance et la résorption osseuse permet le renouvellement continu du tissu osseux. Ce remodelage a plusieurs effets : il permet le maintien de l'homéostasie phosphocalcique ainsi que l'adaptation et la réparation des dommages osseux liés aux contraintes mécaniques.

Les ostéoclastes agissent en couple avec les ostéoblastes au sein d'unités appelées « basal multi cellular unit » (BMU). Ces BMU progressent sur l'os comme une ligne de front, à l'avant les ostéoclastes et à l'arrière, les ostéoblastes. Le remodelage commence par l'activation des ostéoclastes par les cellules bordantes. La phase de résorption prend alors place, avec la résorption du minéral osseux et de la matrice organique ayant atteint la fin de leur vie fonctionnelle. Cette phase est suivie par un cycle de réversion où des cellules mononuclées finissent le travail de résorption et préparent la surface pour la formation osseuse (Hadjidakis & Androulakis, 2006). Après cette phase, vient l'étape de formation, au cours de laquelle une matrice organique est déposée par les ostéoblastes, sous contrôle des produits ré-largues par les ostéoclastes, s'ensuivra alors la minéralisation de la matrice osseuse.

Un cycle de remodelage dure environ 4 mois chez l'adulte (Figure I.6), la phase de formation étant plus longue que celle de résorption. Le nombre d'unités de remodelage diffère selon le type d'os : il est beaucoup plus élevé dans l'os spongieux que dans l'os cortical. Il en découle un renouvellement global du squelette plus rapide pour l'os spongieux (25 % par an) que pour l'os cortical (3 à 4 % par an).

Bien que le tissu cortical représente 80 % de la masse osseuse, il ne représente que 20% de la surface d'échange entre l'os et la moelle osseuse. Le tissu trabéculaire se renouvelle cinq fois plus rapidement que le tissu cortical. Ce renouvellement n'est pas constant au cours de la vie, par conséquent un déséquilibre de remodelage de l'os trabéculaire va être propice à l'installation de l'ostéoporose.

Le processus de modelage et de remodelage sont majoritairement influencés par les contraintes mécaniques qui s'appliquent sur le tissu osseux. L'augmentation des contraintes stimule la formation osseuse, alors que l'absence ou la diminution des contraintes (alitement, microgravité) induisent une perte osseuse rapide.

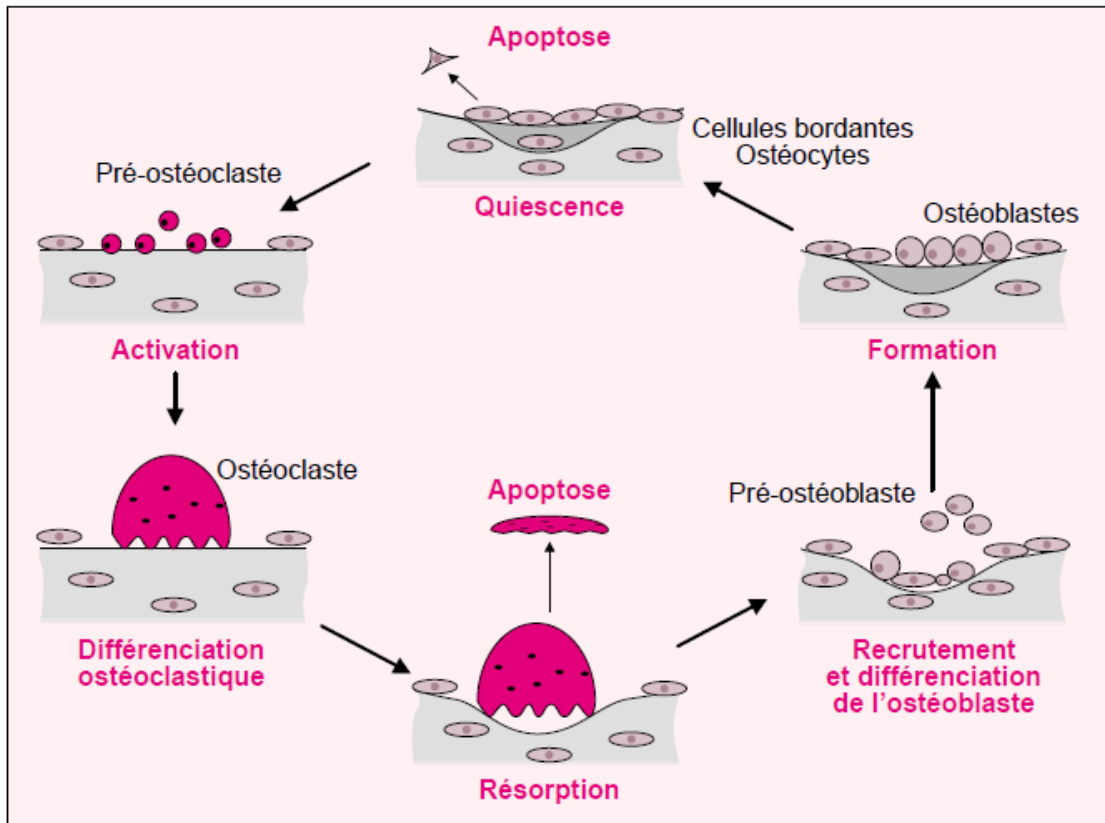


Figure I.6: Les phases du remodelage osseux

I.5 Évolution de la DMO au cours de la vie

La densité minérale osseuse (DMO) évolue au fur et à mesure de l'âge en plusieurs phases (figure I.7). Trois phases importantes sont distinguées :

- **La phase de croissance :** correspond à l'acquisition de la matrice osseuse parallèlement à la croissance du squelette. Durant les 20 premières années de vie d'un individu en bonne santé, la balance positive du remodelage permet une croissance osseuse, chaque année un homme adulte renouvelle 25 % de son os trabéculaire et 4 % de son os cortical ; ce qui permet la conservation de la masse osseuse.
- **Une phase de stabilité (phase d'équilibre) :** Le capital osseux reste stable pendant 10 à 15 ans avec une perte très légère de la masse osseuse.
- **Une phase de perte osseuse :** à cause d'un phénomène complexe, l'équilibre penche du côté de la résorption, les mécanismes de destruction du tissu osseux l'emportant sur les

mécanismes de construction. De ce fait, le capital osseux commence à diminuer avec l'âge, chez la femme comme chez l'homme.

Chez la femme âgée de plus de 50 ans, la perte est plus importante que celle de l'homme du même âge. La carence des œstrogènes accélère le processus du remodelage, ce qui agit directement sur la perte du capital osseux, cette phase observée chez la femme atteint son maximum durant les 5 à 6 années post-ménopausiques. L'os spongieux subit plus particulièrement les mécanismes de la raréfaction du tissu osseux, après la ménopause la résorption est plus élevée que la formation osseuse

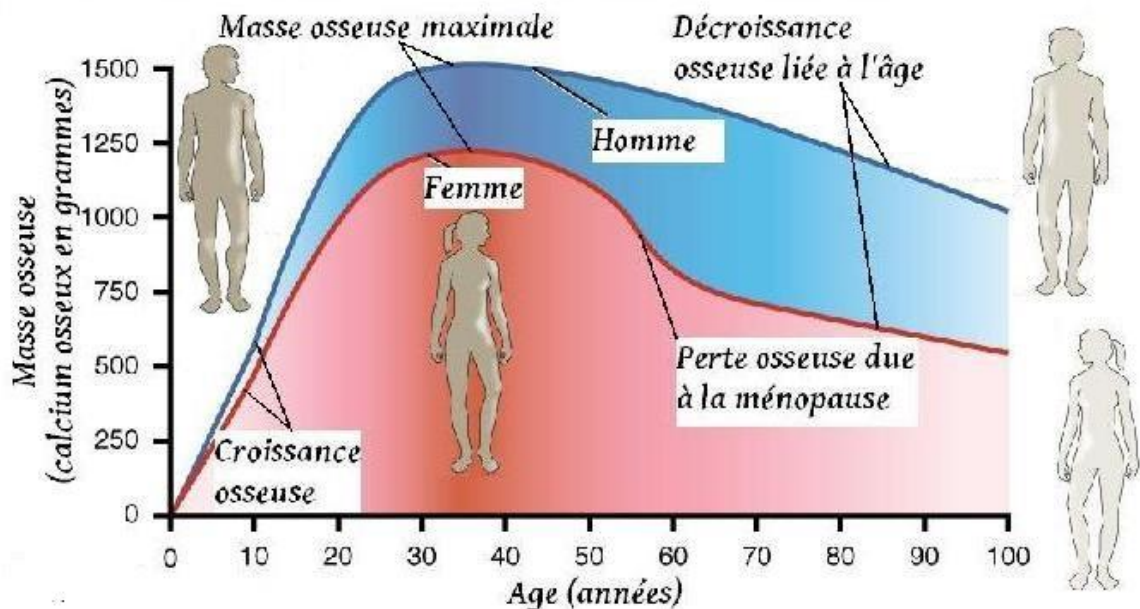


Figure I.7: Evolution courante de la masse osseuse chez l'homme et la femme en fonction d'âge.

Chez les personnes ayant plus de 70 ans, la perte est aggravée par le manque de calcium et de la vitamine D. On assiste donc à un déséquilibre entre le processus physiologique de la formation dont les ostéoblastes sont responsables et la quantité d'os détruit par les ostéoclastes.

I.6 La microarchitecture osseuse

La microarchitecture osseuse est un facteur important dans l'appréciation de la qualité du tissu osseux. Elle est composée d'un réseau complexe constitué de tubes, de plaques et de jonctions (figure I.4, figure I.7). Elle présente un ensemble de facteurs interagissant entre eux pour donner à l'os ses compétences biomécaniques qui dépendent d'une part de sa densité minérale osseuse mais aussi de la répartition spatiale de sa masse osseuse, c'est à dire de sa microarchitecture osseuse. Cette dernière représente un facteur important dans l'appréciation de la qualité du tissu osseux. Chez les jeunes sujets, le réseau trabéculaire est dense et plexiforme. À cause d'une dépression ostéoblastique constante, un amincissement des travées osseuses et une conversion progressive des plaques en piliers sont enregistrés au cours du vieillissement. En effet, le vieillissement et la ménopause entraînent une perte de tissu osseux et une altération de ses capacités de résistance. La microarchitecture trabéculaire osseuse s'adapte aux contraintes mécaniques, ainsi qu'aux effets des traitements.

L'analyse de la microarchitecture osseuse trabéculaire peut alors répondre à la problématique de la distinction entre un sujet normal et un sujet pathologique. En effet, une maladie avec un retentissement osseux commence toujours par des atteintes micro-architecturales.

I.7 L'ostéoporose

L'ostéoporose est une fragilité anormale des os qui favorise la survenue de fractures pour des traumatismes mineurs ou même sans traumatisme. Cette maladie est liée à l'âge, elle est considérée comme un problème majeur de santé publique, représentant une charge financière élevée. L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), définit l'ostéoporose comme une maladie diffuse du squelette, caractérisée par une masse osseuse basse et une altération de la microarchitecture du tissu osseux conduisant à une augmentation de la fragilité de l'os avec un risque élevé de fractures. L'ostéoporose se traduit par une diminution de l'épaisseur des travées de l'os trabéculaire et par une transformation progressive des structures de type plaque vers des structures de type poutre. Il s'agit d'une pathologie sans symptôme apparent et qui n'est souvent pas diagnostiquée jusqu'à la survenue d'une fracture. Cependant, c'est une maladie grave et fréquente, car sa prévalence à l'âge de plus 50 ans est de 40% chez la femme et de 13% chez l'homme. En particulier, les fractures vertébrales

occasionnent des douleurs et une perte de taille avec cyphose dorsale (Lim & Bolster, 2023), (Delpart, 2015), (Stevenson & Marsh, 2007).

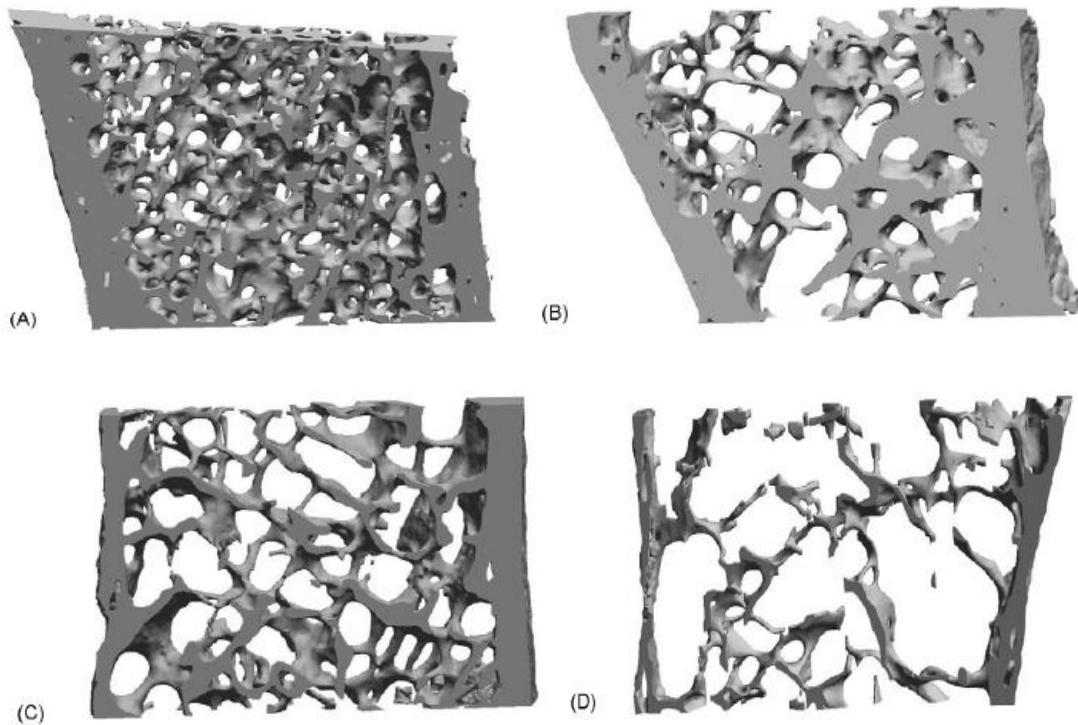


Figure I.8: Imagerie micro CT de l'os iliaque, A : Chez un sujet jeune, B : Dans une ostéoporose post-ménopausique, C : Chez un homme atteint d'ostéoporose idiopathique, D. Chez un homme atteint d'ostéoporose due à de multiples facteurs de risque (Chappard, et al., 2008)

La figure I.8 présente les images micro CT de l'os iliaque où l'image (A) montre les cortex qui sont épais et le réseau trabéculaire qui est dense chez un sujet jeune. Dans (B) on constate des trous à l'intérieur du réseau correspondant aux zones de perte de connectivité à cause d'une ostéoporose post-ménopausique. L'image (C) est enregistré chez un homme atteint d'ostéoporose idiopathique (voir section I.7.1.4), Cette image montre la conversion de plaques en tiges, avec une connectivité plutôt bonne même si les trabécules sont minces. Chez un homme atteint d'ostéoporose due à de multiples facteurs de risque (alcoolisme et traitement aux glucocorticoïdes), l'image (D) montre l'amincissement des cortex et une

désorganisation considérable du réseau trabéculaire avec des zones sans trabécules (Chappard, et al., 2008).

I.7.1 Classification de l'ostéoporose

L'ostéoporose est une pathologie qui touche beaucoup plus les femmes, mais elle n'épargne pas les hommes, chez lesquels elle représente un problème relativement commun. La classification de cette maladie est basée sur une approche clinique et étiologique. On peut distinguer l'ostéoporose liée à l'âge et l'ostéoporose causée par certaines pathologies ou certains traitements. Les ostéoporoses sont communément divisées en :

I.7.1.1 L'ostéoporose de type I

Dite post-ménopausique, survient chez la femme dans les 15 à 20 ans qui suivent sa ménopause. Avec la réduction de la concentration d'œstrogènes en circulation, on observe une perte rapide de la masse osseuse qui résulte de l'accentuation et du déséquilibre du remodelage osseux, la résorption devenant plus importante que la formation. La perte osseuse se manifeste principalement au niveau de la structure trabéculaire, ce qui occasionne surtout des fractures de poignet, de l'extrémité inférieure du radius et des fractures vertébrales par tassement. Chez l'homme, on observe également une perte osseuse associée à la diminution de l'activité fonctionnelle des glandes génitales, mais l'ostéoporose de type I demeure six fois plus fréquente chez la femme que chez l'homme. La carence en œstrogènes est une conséquence naturelle de la ménopause pour toutes les femmes.

I.7.1.2 L'ostéoporose de type II

Aussi appelée ostéoporose sénile, elle survient généralement chez les hommes et les femmes âgés de plus de 70 ans. Elle est liée au vieillissement naturel du corps et est caractérisée par une perte osseuse progressive et une diminution de la densité osseuse. C'est une ostéoporose qui touche l'os cortical, ce dernier devient mince et poreux. Elle se traduit par des fractures des os longs même dans le cas de traumatismes mineurs. Cette maladie atteint la moitié des femmes et le quart des hommes de plus de 70 ans. La perte d'os cortical et trabéculaire peut commencer dès le début de la trentaine. Elle résulte de la diminution de la formation osseuse qui se manifeste avec l'âge tant chez la femme que chez l'homme. Les

fractures de la hanche et les tassements cunéiformes des vertèbres caractérisent l'ostéoporose de type II.

I.7.1.3 L'ostéoporose de type III (ostéoporose secondaire)

L'ostéoporose de type III ou ostéoporose secondaire est généralement considérée comme une catégorie supplémentaire ou une forme spécifique d'ostéoporose. Elle peut résulter de diverses causes, telles que des conditions médicales sous-jacentes (par exemple, maladies endocriniennes, troubles gastro-intestinaux, etc.), des traitements médicamenteux à long terme (par exemple, corticostéroïdes à long terme, chimiothérapie, etc.), ou des habitudes de vie (par exemple, régimes alimentaires pauvres en calcium, manque d'exercice, etc.).

I.7.1.4 Ostéoporose idiopathique

L'ostéoporose idiopathique est un type d'ostéoporose de cause inconnue. Ce type d'ostéoporose est rare. Il survient chez les femmes avant la ménopause, chez les hommes avant l'âge de 50 ans, chez les enfants et les adolescents ayant des taux d'hormones et de vitamines normaux et qui n'ont pas de causes claires présentant une dégradation osseuse.

I.7.2 Epidémiologie des fractures ostéoporotiques

La principale complication de l'ostéoporose est l'apparition de fractures. Pratiquement tous les sites squelettiques peuvent être exposés à de fractures ostéoporotiques, à quelques exceptions près : le crâne, le rachis cervical et les mains. Il s'agit de fractures liées à une faible résistance osseuse, et survenant pour un traumatisme minime (peut être une chute), ou sans traumatisme. Les trois fractures ostéoporotiques les plus fréquentes sont :

I.7.2.1 Fracture du poignet

Elle est également désignée fracture du radius, fracture de l'extrémité distale du radius et fracture de l'avant-bras. Cette dernière n'est qu'une variété de fracture distale du radius. Elle survient pour une chute vers l'avant, la main étant positionnée pour amortir la chute. La fracture selon les cas, est traitée par plâtre ou plus rarement par intervention avec pose de matériel. Cette fracture doit être considérée comme un signe d'alarme nécessitant la

réalisation d'une densitométrie osseuse. Il a été prouvé que les sujets ayant eu une fracture du poignet avaient ensuite un risque accru de fracture ostéoporotique. Le risque de fracture vertébrale est également augmenté chez ces sujets.

I.7.2.2 Fracture vertébrale

Les fractures de vertèbres ne sont pas liées à une chute ou un traumatisme, leur l'incidence reste sous-estimée. L'âge moyen de survenue des fractures vertébrales (FV) est de 57 ans environ. A l'âge de 50 ans, le risque de présenter une fracture vertébrale clinique est de 51,3 % pour une femme et de 20,2 % pour un homme (Brulhart, et al., 2019). Toutefois, l'incidence ne diminue pas par la suite. Les femmes âgées continuent à avoir des FV jusqu'à un âge très avancé.

La fracture vertébrale est le véritable témoin de l'altération de la microarchitecture trabéculaire survenant le plus souvent sans aucun traumatisme, ni chute. Elle est parfaitement asymptomatique (Coiffier & Le Reste, 2017). Lorsque les déformations s'accroissent, les fractures vertébrales exercent un impact sévère sur les personnes, elles entraînent une déformation importante de la colonne vertébrale, des douleurs dorsales, une diminution de la taille, une perte de mobilité, de la dépression, un nombre accru de jours d'alitement, une réduction de la fonction pulmonaire et une mort prématurée (Bouxsein & Genant, 2010).

Il a été montré qu'il existe une surmortalité après une FV survenant environ deux ans après la fracture : la perte en espérance de vie est de deux ans en moyenne. Les FV surviennent chez des sujets dont l'état général de santé est déficient ; en particulier le décalage dans le temps de la surmortalité est en faveur d'un tel mécanisme.

La FV est également un facteur de risque des autres fractures ostéoporotiques. En particulier, une ou plusieurs FV conditionnent un risque accru de fracture de l'extrémité supérieure du fémur.

I.7.2.1 Fracture de l'extrémité supérieure du fémur (fracture de la hanche)

La fracture de l'extrémité supérieure du fémur, également connue sous le nom de fracture de la hanche, est l'apanage du sujet âgé. Cette région du fémur comprend la tête

fémorale (la partie arrondie à l'extrémité) et le col du fémur (la partie étroite juste en dessous de la tête). Les fractures de l'extrémité supérieure du fémur peuvent se produire dans différentes parties de cette région, et elles sont généralement classées en fonction de l'emplacement spécifique de la fracture. L'incidence de la fracture de la hanche l'augmente de façon exponentielle après 70 ans, et surtout après 75 ans. Elle est pratiquement nulle avant 60 ans. Elle est due à une chute du sujet dans 90% des cas (Jeandel, et al., 2002). Elle implique une hospitalisation longue et coûteuse. Elle s'accompagne d'une forte mortalité et morbidité. La mortalité peut atteindre 20% dans les mois qui suivent la fracture et la rééducation ne parvient pas toujours à éviter une perte d'autonomie plus ou moins importante. La figure I.9 présente l'incidence des fractures ostéoporotiques de la hanche, du poignet et vertébrale selon l'âge et le sexe.

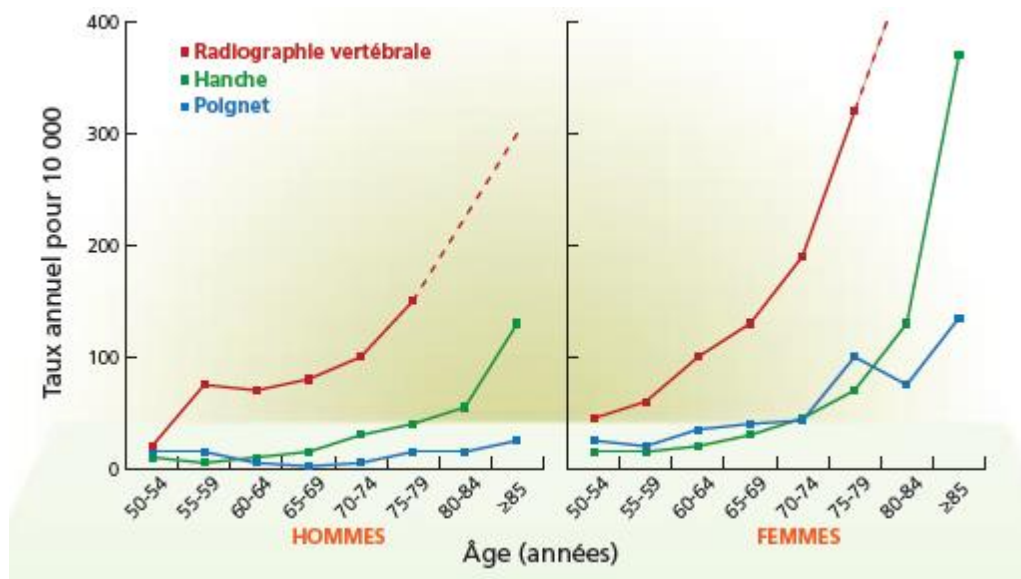


Figure I.9: L'incidence des fractures ostéoporotiques selon l'âge et le sexe (Bouxsein, 2010)

I.8 Diagnostic de l'ostéoporose

Le diagnostic d'ostéoporose repose actuellement sur la mesure de la densité minérale osseuse (DMO ou BMD) qui reflète à la fois la masse osseuse et le degré de minéralisation. Cette mesure s'applique exclusivement après avoir éliminé les autres causes de diminution de la DMO, à savoir les ostéopathies fragilisantes (ostéomalacie, affections malignes).

Plusieurs méthodes permettent de mesurer la densité minérale osseuse (DMO) en de nombreux sites tels que : radius, calcanéum, vertèbre, hanche et voire le corps entier sans risque et avec précision (Roux, 1998), (Lévy-Weil, 2012). Cette mesure de la quantité d'os in vivo est la technique qui fait à l'heure actuelle référence en clinique pour l'évaluation du risque de fracture et l'appréciation des facteurs de risque.

Le résultat de mesure de la DMO s'exprime en unités d'écart-types sous la forme normalisée de Z-score ou de T-score. Le T-score mesure la différence (en écart type) entre la DMO du patient et la DMO moyenne de référence de jeunes adultes (20 à 30 ans), de même sexe et de même ethnie, rapportée à l'écart-type DS de la distribution de la population de référence. La valeur de T-score qui normalise les résultats de la DMO pour faciliter leurs lectures au clinicien est calculée selon la formule suivante (Carey & Delaney, 2010) (Arlot, et al., 1997) :

$$T - score = \frac{DMO_{patient} - DMO_{référence}}{DS_{référence}} \quad (I.1)$$

Grace à ce score, il a été défini 4 catégories de statuts osseux, qui sont aujourd'hui utilisées pour le diagnostic de l'ostéoporose :

- Masse osseuse normale : T-score > -1 ,
- Masse osseuse faible (ostéopénie) : $-2,5 < T\text{-score} < -1$,
- Ostéoporose : T-score $< -2,5$,
- Ostéoporose sévère : T-score $< -2,5$ et la présence d'une ou plusieurs fractures.

Le Z-score représente la différence en écart-type entre la valeur du sujet et la valeur moyenne de référence d'un sujet du même âge et s'utilise chez l'enfant et l'adolescent. Il s'applique comme critère d'évaluation uniquement pour les femmes ménopausées. Pour les sujets non ménopausées, on utilise le Z score : si Z score < -2 , le patient souffre d'une insuffisance de densité osseuse (Carey & Delaney, 2010) (Lévy-Weil, 2012).

I.9 Les principaux facteurs de risque

Le capital osseux est en partie déterminé par les gènes, néanmoins un certain nombre de facteurs, jouent un rôle de plus en plus important dans le risque de développement de l'ostéoporose. Pour le clinicien, l'évaluation du risque individuel de fracture ostéoporotique repose sur la prise en compte des facteurs de risque suivants :

- Un risque accru de fracture est enregistré chez les personnes souffrant de certaines maladies chroniques telles que les maladies de malabsorption (la maladie coeliaques), la polyarthrite rhumatoïde, les maladies inflammatoires des intestins telles que la maladie de Crohn, le diabète, et les affections hépatiques ou rénales chroniques.
- La ménopause prématurée et la ménopause précoce, sont associées à l'ostéoporose. Plus la ménopause survient tôt, plus la densité osseuse sera faible par la suite. Un examen de densitométrie osseuse doit être envisagé dans les 10 années suivant la ménopause, chez les femmes ayant une ménopause précoce ou prématurée.
- La survenue d'une chute est un facteur de risque majeur de fracture, en particulier chez les femmes ayant une faible densité osseuse et les personnes âgées. Un antécédent de fracture ostéoporotique, augmente significativement le risque de survenue d'une nouvelle fracture, et cette augmentation est proportionnelle au nombre initial de fractures.
- Le vieillissement est un facteur de risque principal. Le risque de survenue d'une fracture ostéoporotique, en particulier d'une fracture de l'extrémité supérieure du fémur, est étroitement lié au risque de chute, chez le sujet âgé.
- L'utilisation à long terme de certains médicaments, comme les glucocorticoïdes, certains immunosuppresseurs, les anticonvulsivants, les antiépileptiques et les inhibiteurs de la pompe à protons, peut avoir des effets secondaires qui affaiblissent directement les os et augmentent ainsi le risque de fracture.
- La consommation excessive d'alcool, le tabagisme, la mauvaise alimentation, le manque d'exercice physique et le faible indice de masse corporelle, représente un risque accru d'ostéoporose et de fractures liés au mode de vie.

I.10 Prévention de l'ostéoporose

S'il est impossible de modifier certains facteurs de risque d'ostéoporose (l'âge, le sexe féminin, la génétique), on peut par contre prévenir l'ostéoporose en agissant sur beaucoup d'autres facteurs par l'observation des mesures d'hygiène de vie suivantes.

- L'exercice physique : chez l'enfant et l'adolescent, l'exercice physique joue un rôle prépondérant dans l'établissement du pic de masse osseuse ; à tout âge, l'intérêt d'une activité physique est incontesté ; chez la femme ménopausée, l'exercice devient particulièrement important pour le maintien de la masse osseuse et de la force musculaire. Chez le sujet âgé, en plus du bénéfice pour la masse osseuse, l'objectif principal de l'exercice physique est d'augmenter la masse musculaire afin d'améliorer la fonction et la force musculaires, de maintenir force et équilibre et de diminuer le risque de chute et de fracture.
- Pour une bonne santé osseuse, on préconise une alimentation équilibrée qui comprend suffisamment de calcium, de vitamine D, de protéines et d'autres nutriments sains pour les os est importante.
- Un apport suffisant en calcium et vitamine D doit être assuré en particulier chez le sujet jeune, dans la période de constitution de la masse osseuse. Généralement, il n'y a pas de carence d'apport calcique, mais une carence en vitamine D, particulièrement chez les sujets âgés, d'autant plus chez ceux qui ne bénéficient que d'une exposition solaire. Un ajout en vitamine D est donc souvent utile sur ce terrain.
- Lutte contre le tabagisme et l'alcoolisme. En effet, le tabac et l'alcool accélèrent le risque d'ostéoporose.
- Le maintien d'un poids et d'un indice de masse corporelle (IMC) normaux réduisent le risque d'ostéoporose.

I.11 Discussion

L'os est un tissu vivant. L'ostéoporose est une des maladies qui affecte le squelette. Le dépistage des sujets à risque d'ostéoporose est une préoccupation majeure des cliniciens. La diminution de la densité minérale osseuse (DMO) est associée à une augmentation du risque de fracture, sa mesure semblait être prédictive de risque des fractures. Néanmoins, de plus

en plus de travaux mettent en évidence qu'un certain nombre de patients ne présentant pas d'ostéoporose densitométrique avaient pourtant un risque fracturaire élevé. En effet, un pourcentage élevé de fractures est survenu chez des femmes qui ne présentent pas des risques élevés. De ce fait, la DMO n'est pas le seul déterminant du risque de fracture, sa quantification n'est plus suffisante à elle seule pour l'identification des ostéoporotiques.

La microarchitecture osseuse est une constituante essentielle de l'ostéoporose. Ses caractéristiques doivent être considérées pour prévenir le risque de fracture ostéoporotique. La recherche biomédicale est orientée vers l'élaboration de techniques d'appréciation de la microarchitecture osseuse. Divers paramètres caractéristiques de la microarchitecture trabéculaire ont été proposés sur des échantillons osseux, également à partir d'examens d'imagerie. Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans ce cadre. Les techniques de mesure et de caractérisation permettant d'accomplir une bonne analyse de la microarchitecture osseuse, feront l'objet du second chapitre.

CHAPITRE II :

IMAGERIE ET CARACTÉRISATION DE LA MICROARCHITECTURE OSSEUSE

II.1 Préambule :

La perte de masse osseuse qui est mesurée en routine clinique par absorptiomètre biphotonique à rayons X est certainement un des facteurs primordiaux de risque de fractures ostéoporotiques. Cependant, elle n'est pas le seul facteur explicatif de la fragilité osseuse conduisant aux risques de fractures. De ce fait, il existe des chevauchements considérables en termes de DMO entre les patients avec et sans fracture.

Dans ce chapitre, nous présentons les techniques d'imageries permettant d'apporter de réelles informations sur la microarchitecture des structures osseuse, ainsi que les méthodes qui sont généralement utilisées pour la caractérisation de tissu osseux par imagerie médicale.

II.2 Le rôle de la microarchitecture osseuse et les enjeux de son évaluation

La qualité du tissu osseux est un concept composite, elle est considérée comme un ensemble de facteurs interagissant entre eux pour donner à l'os sa compétence biomécanique. Cette dernière dépend de la structure de l'os, des proportions respectives d'os cortical et d'os spongieux dans une pièce squelettique, de la qualité du collagène, du niveau de remodelage, de la densité minérale osseuse (DMO) et surtout de la microarchitecture de l'os trabéculaire, c'est-à-dire de la répartition spatiale de la masse osseuse, et du degré de connexion des travées osseuses.

De nombreuses études ont montré que l'activité ostéoclastique excessive est source de perforation puis de fragmentation des travées osseuses, causant une diminution successive de la connectivité trabéculaire et une désorganisation microarchitecturale qui s'accroît plus rapidement que la diminution de masse osseuse, ces conséquences mènent à la maladie de

l'ostéoporose, et à la diminution des compétences biomécaniques du tissu trabéculaire osseux, et aussi à une augmentation de risque de fractures.

La microarchitecture de l'os trabéculaire s'adapte aux contraintes mécaniques, aux effets de l'âge et de la maladie ostéoporotique, elle représente un facteur très important dans l'appréciation de la qualité du tissu osseux.

L'enjeu majeur de l'évaluation de la microarchitecture osseuse est de permettre une meilleure définition de risque fracturaire à un âge précoce chez un individu. L'évaluation du risque fracturaire peut tenir compte de la DMO et aussi de facteurs de risque clinique qui sont facilement accessibles comme l'âge, les antécédents personnels et familiaux de fracture (Rachidi, et al., 2008).

L'estimation des résultats des traitements sur la microarchitecture osseuse est aussi un enjeu important de l'évaluation de la microarchitecture osseuse. En effet, les variations de la densité minérale osseuse n'expliquent pas parfaitement l'efficacité des traitements anti fracturaire. Les traitements anti-ostéoclastiques pourraient agir en plus de leur action reminéralisante par des effets sur la microarchitecture osseuse trabéculaire, action que l'évaluation densitométrique ne reflète pas parfaitement (Lespessailles, et al., 2006).

La proposition d'outils d'analyse et de caractérisation de la microarchitecture osseuse permettra donc le dépistage précoce des patients à risques de fracture et l'instauration d'une prise en charge thérapeutique plus efficace chez ces patients. En effet, les paramètres caractérisant la microarchitecture osseuse permettront aussi de mieux suivre l'efficacité des traitements de l'os qui est la cible favorisée des traitements de l'ostéoporose.

II.3 Technique d'investigation de la qualité osseuse

Cliniquement, le contenu minéral osseux est communément évalué par la mesure de la densité minérale osseuse (DMO) dans différents sites tels que le calcanéum, la vertèbre, le radius et voire le corps entier sans risque et avec précision. Différentes études montrent que des informations relatives à la texture osseuse qui est en rapport avec la densité trabéculaire et la connectivité du réseau trabéculaire osseux, peuvent être présentées par les diverses

techniques d'imageries et de caractérisation de tissu osseux que nous allons présenter dans ce chapitre.

II.3.1 L'histomorphométrie

L'histomorphométrie est une technique d'étude histologique quantitative d'un tissu particulier. L'histomorphométrie osseuse permet l'analyse et l'évaluation de la qualité osseuse in vitro. Elle nécessite une biopsie osseuse qui peut être réalisée au niveau d'une vertèbre ou de l'os fémoral transiliaque. Sous anesthésie générale du patient, au moyen d'un trocart on prélève de l'os au niveau de la crête iliaque (figure II.1). Le tissu osseux prélevé permet d'accéder à des informations biochimiques témoins de l'activité de remodelage osseux et surtout d'estimer avec une excellente résolution spatiale des paramètres reflétant l'architecture du réseau trabéculaire (Rachidi, et al., 2008) (Chapurlat, 2011). Dans la section II.4, nous donnerons plus de détails sur les paramètres caractéristiques de l'architecture osseuse introduits par Parfitt en 1983 pour l'analyse morphologique de la microarchitecture trabéculaire.

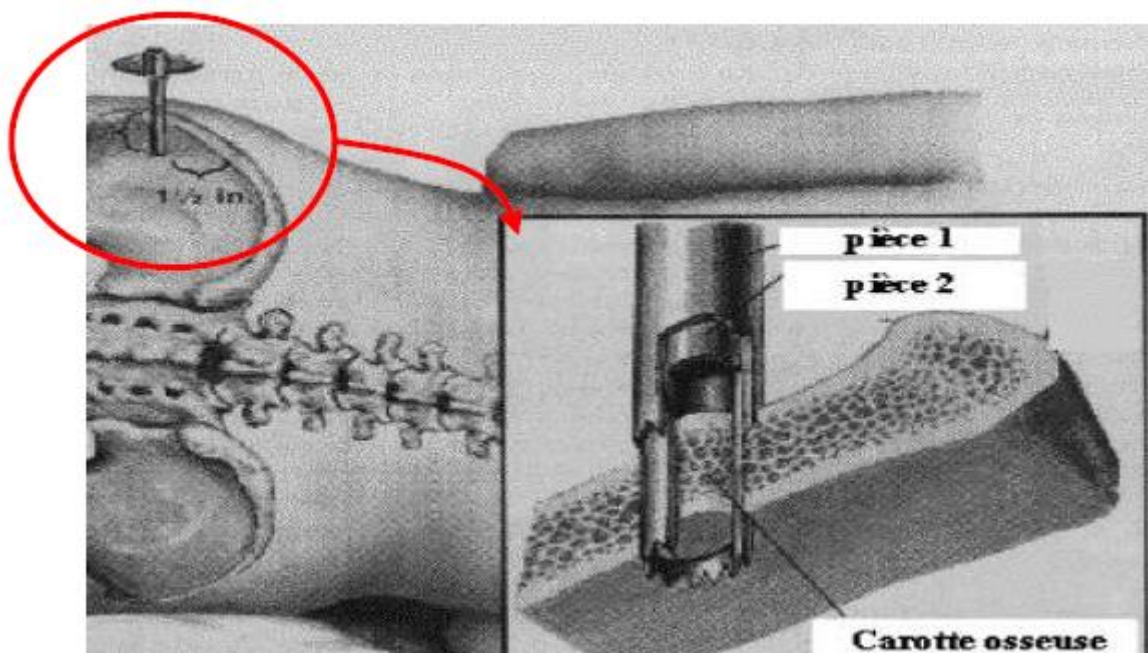


Figure II.1: Représentation de la biopsie de la crête iliaque. La carotte osseuse est d'environ 8 mm de diamètre

Cependant, en plus de la nécessité d'un prélèvement biopsique, l'histomorphométrie osseuse est parfois sujette à des erreurs et des incertitudes à cause du caractère anisotrope et tridimensionnel de l'os trabéculaire. Ce problème a conduit au développement d'une méthode basée sur l'analyse des coupes sériées d'une épaisseur de 7 μm à partir desquelles des images en 3D peuvent être reconstruites. Cette méthode accède à des mesures quantitatives de la connexité 3D, ainsi qu'à d'autres propriétés structurales. Néanmoins, l'échantillon est détruit durant sa préparation substantielle, de ce fait, il ne pourra pas être repris pour d'autres mesures secondaires. Toutefois, l'histomorphométrie osseuse est une technique d'analyse invasive, elle nécessite une intervention chirurgicale qui a toujours des désagréments pour le patient (Laugier & Hait, 2011).

II.3.2 Absorptiométrie biphotonique à rayon X (DEXA)

L'absorptiométrie bi-photonique à rayon X ou l'ostéodensitométrie biphotonique est une technique de mesure de la densité minérale osseuse (DMO). Elle est basée sur la quantification de l'atténuation d'un faisceau de rayons X franchissant des sites osseux. Lors de sa traversée, le faisceau de rayons X interagit avec des tissus possédant des caractéristiques physiques différentes (le tissu osseux, la moelle osseuse et les tissus mous). La comparaison de l'atténuation de deux faisceaux de rayons X à deux énergies différentes permet de déduire la quantité d'os traversée par les rayons (figure II.2). L'atténuation des faisceaux est régie par la loi de Beer-Lambert donnée par l'équation suivante (Heidsieck, 2022) :

$$I = I_0 \cdot e^{-\left(\frac{\mu}{\rho}\right) \cdot m} \quad (II.1)$$

Avec :

I_0 : Intensité du faisceau incident.

I : Intensité du faisceau transmis.

m : Masse du milieu traversé par un faisceau X de section 1 cm^2 .

$\frac{\mu}{\rho}$: Coefficient d'atténuation massique, ρ densité du milieu.

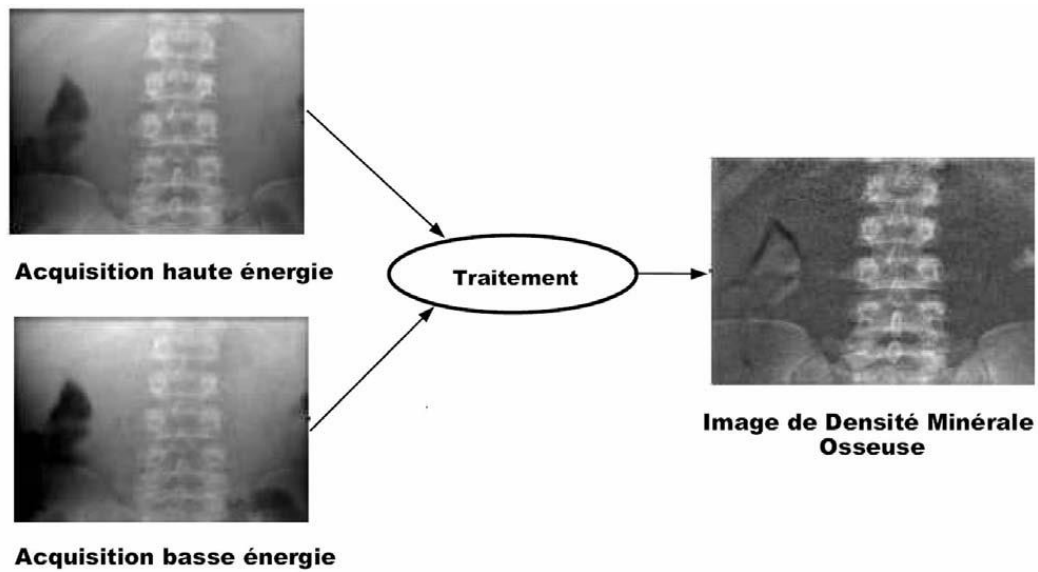


Figure II. 2 : Principe de la Absorptiometrie biphotonique à rayon X

Cette technique aide principalement au diagnostic de l'ostéoporose au niveau vertébral ou iliaque (Genant, 1977), et elle permet le suivi de la déminéralisation osseuse qui est en relation avec certaines pathologies (maladies rénales (Hegarty, et al., 2005) (Colombo, 2014). La mesure de la densité minérale osseuse reste une technique très utilisée *in vivo* pour sa forte corrélation avec la résistance, son faible taux de radiation, sa rapidité et sa facilité de mise en place ainsi que son faible coup (Colombo, 2014) (Genant, 1977). Cependant, elle ne donne l'information que sur la quantité osseuse. Elle n'explique pas toutes ses composantes, ce qui est insuffisant pour l'estimation du risque de fracture. De plus, la mesure au niveau vertébral n'est pas précise à cause de la présence des tissus mous autour de l'os et des variations des graisses intra-osseux.

II.3.3 Tomodensitométrie quantitative (Quantitative Computed Tomography ou QCT)

La tomographie par rayons X (Quantitative Computed Tomography QCT) est une technique d'imagerie appelée aussi la Tomodensitométrie (TDM) Quantitative. Elle est basée sur les mêmes principes physiques que l'absorptiométrie. Elle consiste à mesurer selon la loi de Beer-Lambert l'atténuation d'un faisceau à rayons X monochromatique suite à son

interaction avec un volume de matière. Le coefficient d'atténuation de chaque tissu (μ_i) est obtenu à partir du nombre de photons (I) traversant la matière en tous points, enregistré par un réseau de capteurs CCD sous la forme de projection. Cette procédure est refaite pour différentes positions angulaires. Le jeu de projections obtenu est alors organisé et transformé en images, en affectant à chacun des pixels des coupes 2D acquises par scanner X une valeur sur une échelle des niveaux de gris des valeurs des coefficients d'atténuation linéaire μ_i . Le contraste de l'image est donné par l'atténuation du faisceau ; plus les rayons X sont atténués par la matière, plus le signal du pixel correspondant est fort. Cette technique offre une résolution de l'ordre de 500 μm , une telle résolution est insuffisante pour une analyse globale des paramètres trabéculaires. Toutefois, elle permet une analyse texturale de tissu osseux.

Le QCT a l'avantage de permettre la séparation de l'os spongieux de l'os compact, il fournit aussi un résultat volumique et repère des variations plus fines que la DXA, mais la technique est plus irradiante. Son résultat est très influencé par l'évolution de la graisse dans la moelle osseuse vertébrale relevée lors du vieillissement. D'autre part, le coût de l'examen par QCT est beaucoup plus élevé que celui réalisé par DXA. De ce fait, la mesure de la DMO par QCT n'est utilisée que dans des cas particuliers (Laugier & Hait, 2011).

II.3.4 La radiographie

L'image radiographique correspond à la projection de toutes les structures corporelles sur un seul plan, selon une orientation donnée. Son principe repose sur la différence d'atténuation des rayons X selon les tissus traversés. Les os absorbent beaucoup les rayons X, alors que les tissus mous et les cavités arrêtent peu le rayonnement.

L'image radiographique de l'os spongieux donne une image texturée en niveaux de gris, dans laquelle les structures 3D sont superposées. Cette image est exploitée dans l'analyse de la texture du réseau trabéculaire afin de donner une estimation des propriétés de l'architecture osseuse.

L'analyse de texture radiologique est reproductible. De fortes corrélations ont été observées entre les paramètres apparents mesurés sur une imagerie radiographique, les propriétés biomécaniques et le contenu minéral de l'os. Toutefois, de fortes corrélations ont été observées entre les paramètres apparents calculés à partir des images de texture 2D et les

paramètres mesurés par imagerie tridimensionnelle (Jennane, et al., 2007), (Lespessailles, et al., 2008), (Pothuaud, et al., 2008). Cette analyse, reflète bien les propriétés 3D de l'architecture osseuse et a une bonne capacité de discrimination entre un groupe témoins et un groupe patients ostéoporotiques avec fracture. L'imagerie radiographique est accessible et favorisée pour ses faibles irradiations. Aussi, elle fournit une projection bidimensionnelle de la structure tridimensionnelle de l'os trabéculaire avec une résolution de l'ordre de 80 μm pouvant descendre jusqu'à 40 μm avec les appareils haute résolution. Donc théoriquement, les images fournies par ce modèle d'équipements permettent une bonne caractérisation de la microarchitecture de l'os trabéculaire et la prédiction précoce des pathologies osseuses en routine clinique.

II.3.5 L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale qui repose sur les propriétés magnétiques des atomes ayant un nombre de protons impair dans leur noyau. Ces protons ont la particularité de tourner sur eux-mêmes (spin) créant ainsi un champ magnétique dipolaire. De ce fait, ils deviennent assimilables à des petits aimants caractérisés par leurs moments magnétiques.

Le corps humain est composé d'environ 70% d'eau (H_2O), l'hydrogène est doté du moment magnétique le plus important vu qu'il représente le constituant principal de l'eau. Chaque atome d'hydrogène a des propriétés magnétiques intrinsèques caractérisées par un vecteur de magnétisation. En l'absence de champ magnétique externe, ce vecteur a une orientation aléatoire dans l'espace. Lorsque les atomes sont excités par un champ magnétique très puissant, ils basculent leur vecteur d'aimantation d'un certain angle (phénomène de résonance). A l'arrêt de l'excitation, le vecteur des atomes revient à sa position d'équilibre (phénomène de relaxation) tout en émettant une énergie recueillie par des récepteurs. Pour chaque tissu, il existe deux types de temps de relaxation, le temps T1 (relaxation longitudinale) et le temps T2 (relaxation transversale) influençant l'intensité du signal obtenu. Les signaux recueillis en provenance des protons dépendent aussi de la densité protonique, et de la substance organique excitée. Ces signaux sont ensuite analysés afin de reconstruire des images en coupes qui correspondent à la répartition en eau du corps du patient. Ces images sont ensuite interprétées par un radiologue. Cette technique d'imagerie

permet de différencier facilement les structures liquides, solides ou des graisses. Pour l'imagerie du tissu trabéculaire et l'évaluation de l'ostéoporose, l'information quantitative sur l'os spongieux provient indirectement de la moelle osseuse contenue dans les cavités trabéculaires. L'absence d'eau au sein des tissus solides et donc des atomes d'hydrogène rend impossible leurs détections via l'Imagerie par Résonance Magnétique

En raison de sa capacité à donner des images tridimensionnelles de résolution spatiale haute et isotrope et de son innocuité totale, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) présente un moyen particulièrement intéressant pour l'investigation de la microarchitecture trabéculaire.

L'IRM à haute résolution (HR) a un grand potentiel pour la caractérisation détaillée directe ou indirecte de l'os au niveau moléculaire et micro-architectural, en raison de sa capacité à donner des images tridimensionnelles de résolution spatiale haute et isotrope. Son avantage majeur est son innocuité totale parce qu'il ne nécessite pas de rayonnement ionisant. Cependant, il est relativement plus coûteux et prend plus de temps, et produit une résolution spatiale inférieure à celle de la tomodensitométrie. D'autre part, ce type d'examen est impraticable pour les patients porteurs de stimulateurs cardiaques dont le nombre augmente avec l'âge.

II.3.6 Techniques utilisant les ultrasons

De nombreux travaux ont montré que les tissus humains peuvent être caractérisés par des paramètres ultrasonores en raison des modifications qu'ils provoquent sur le faisceau et que les ultrasons peuvent être utiles pour l'analyse de certains paramètres de la qualité de l'os. Il a été démontré que les paramètres ultrasonores dépendent essentiellement de la densité osseuse, et l'atténuation des ultrasons dépend du degré d'anisotropie, c'est-à-dire de l'orientation des travées osseuses. Cependant, ces mesures ne sont pas considérées comme des mesures directes de la qualité osseuse mais comme des mesures densitométriques périphériques (Chappard, et al., 1997) (Laugier, et al., 1997) (Nicholson, et al., 2001).

En pratique, les mesures utilisant les ultrasons sont actuellement réalisées sur des os périphériques, selon une technique en transmission. Un émetteur et un récepteur sont placés de part et d'autre du talon. Le principe de ces techniques est basé sur la mesure de la vitesse

de propagation et de l'atténuation de l'onde ultrasonore. La vitesse des ultrasons est appelée SOS (Speed Of Sound) ou Vb (bone Velocity), elle s'exprime en mètres/seconde et dépend de la densité et de certaines propriétés mécaniques du milieu, en particulier de l'élasticité. L'atténuation dépend de l'absorption qui dépend de la structure physique et chimique du milieu, et de la dispersion qui est liée à la longueur d'onde et de l'architecture du milieu traversé. Dans les milieux biologiques, une relation polynomiale est observée entre la fréquence d'émission et d'atténuation. Toutefois, cette relation est linéaire et caractérisée par une droite de pente appelée BUA (Broadband Ultrasound Attenuation) dans la bande fréquentielle de 0,2-0,6 MHz. La pente de cette droite s'exprime en dB/MHz.

Le calcanéum est généralement privilégié comme site de mesure, dans les techniques utilisant les ultrasons pour l'étude de l'ostéoporose, parce qu'il est entouré de quantités limitées de tissus mou et de vaisseaux sanguins qui peuvent interagir avec les ultrasons. Bien que les images obtenues fournissent des informations relatives à l'orientation des travées ou leur épaisseur, elles n'accèdent pas directement à la structure tridimensionnelle de l'os.

Les mesures par les ultrasons sont rapides, à faible coût et non irradiante. Cependant, elles sont praticables uniquement sur des os périphériques où les tissus mous sont limités, à savoir, calcanéum, les phalanges, le tibia, le radius et le métacarpe.

Les systèmes d'imagerie aux ultrasons exploitent la capacité des sondes à émettre des ondes et à recevoir les informations issues de la réflexion des ondes émises. Tandis que pour caractériser les tissus osseux, le mode employé est basé sur les transformations que subissent les ondes ultrasonores en franchissant la structure osseuse. La réception du signal se fait à l'autre extrémité de la structure à étudier par des capteurs adéquats (Figure II.3).

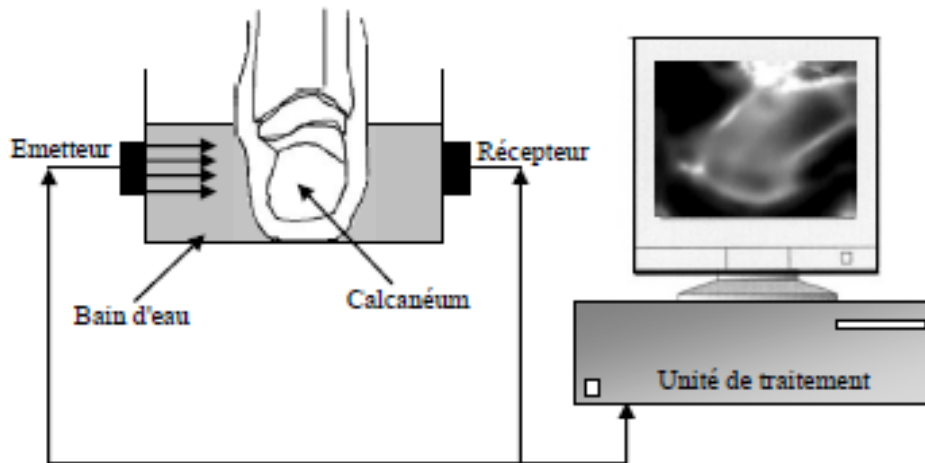


Figure II.3: Schéma de principe d'un appareil ultrasonore utilisé in vivo sur un calcanéum. Le pied et les transducteurs sont immergés dans un bain d'eau pour assurer le couplage adéquat de l'onde acoustique dans la peau.

II.4 Paramètres d'évaluation de la microarchitecture osseuse

II.4.1 Analyse morphologique

La caractérisation morphologique de la microarchitecture osseuse dépend de la taille et de l'espacement des travées, ainsi que de la porosité du tissu à étudier. Dans le but de la caractérisation de l'architecture osseuse, Parfitt, et al., 1987 sont les premiers qui ont modélisé la microarchitecture osseuse en tenant compte de sa répartition et de son anisotropie. Ils ont établi des paramètres caractérisant l'architecture osseuse à partir de coupes histomorphométriques.

Le principe de cette caractérisation est basé sur la mesure de la surface totale de la région d'intérêt, notée TV (Tissu Volume), de la surface de la partie os, notée BV (Bone Volume) et du périmètre des surfaces osseuses, notée BS (Bone Surface). Ces paramètres peuvent être mesurés si l'on a accès à la structure trabéculaire avec une résolution suffisante. Les mesures sont effectuées sur la région d'intérêt (ROI), après une opération de binarisation de l'image qui est importante et qui conditionne la qualité des résultats. Ces trois mesures sont ensuite exploitées pour déduire le paramètre principal qui est la fraction volumique de l'os BV/TV , exprimée en % et la surface spécifique de l'os BS/TV . A partir de ces mesures simples, Parfitt et al., 1987 ont développé un modèle de calcul des paramètres de la

microarchitecture trabéculaire en définissant le nombre de travées (Tb.N, en mm^{-1}), leur épaisseur (Tb.Th, en mm) et aussi l'espace entre les travées osseuses (Tb.Sp, en mm) (Parfitt, et al., 1987).

Tableau II.1: Les formules des paramètres trabéculaires

Paramètres trabéculaires	Modèle plaque	Modèle cylindrique
Épaisseur des travées	$Tb.Th = \frac{2}{(BS/BV)}$	$Tb.Dm = \frac{4}{(BS/BV)}$
Nombre de travées	$Tb.N = \frac{(BV/TV)}{(Tb.Th)}$	$Tb.N = \frac{\sqrt{\frac{4}{\pi} * \frac{BV}{TV}}}{Tb.Th}$
Espace entre travées	$Tb.Sp = \frac{1}{Tb.N} - Tb.Th$	$Tb.Sp = Tb.Dm * \left(\frac{\pi}{4} * \frac{1}{BV/TV}\right)^{-1}$

Deux méthodes sont généralement employées dans le calcul de ces paramètres :

Dans la première méthode, les formulations de l'épaisseur, de l'espacement et du nombre de travées (Tableau II.1) ont été développées en fonction de l'hypothèse considérée sur la structure trabéculaire qui est approximée par un modèle de colonnes ou par un modèle de plaques (modèle représentatif des travées).

La deuxième méthode utilise une sphère comme élément structurant pour la mesure directe de l'épaisseur des travées et de l'espace inter travées en un point P , en déterminant le rayon r de la boule maximale incluse dans la structure et contenant le point P (voir figure II.4) (Hildebrand & Ruegsegger, 1997a). Le principe de cette méthode consiste au calcul direct de l'épaisseur des travées à partir de la carte des sphères maximales d'un ensemble X . Le point $r(x, y, z)$ correspond au rayon de la plus grande sphère incluse dans X et contenant le voxel $P(x, y, z)$ appartenant à X . Le double de la valeur moyenne de $r(x, y, z)$ sur tous les voxels de la phase osseuse, remporte une estimation de la distribution des épaisseurs des travées. Il est donc possible d'estimer une épaisseur moyenne de travées. Cette cartographie

permet d'accéder à l'épaisseur des travées et à l'espace entre les travées dans la phase poreuse de tissu trabéculaire.

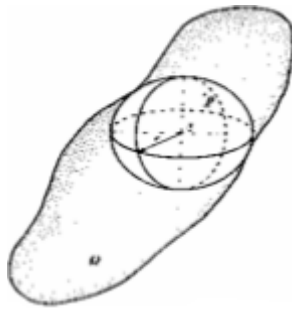


Figure II.4 : Utilisation d'une sphère comme élément structurant pour la mesure directe de l'épaisseur des travées et de l'espace inter travées

On peut aussi utiliser la méthode du Mean Intercept Length (MIL) pour le calcul des paramètres de Parfitt (Whitehouse, 1974). Cette technique est une méthode ancienne généralement utilisée dans le domaine de la recherche biomédicale pour caractériser la microarchitecture trabéculaire (Parfitt, 1983) (Pothuau, et al., 1998). Le Principe de cette méthode consiste à placer pour toutes les directions possibles de la structure à étudier (une image 2D ou 3D binarisée) une grille de lignes virtuelles parallèles ayant un espacement uniforme, et à compter le nombre d'intersections entre ces lignes de cette grille et l'interface os-moelle pour différentes valeurs de θ (intersections repérées par les points dans figure II.5).

Le nombre de travées ($Tb. N$) est donné par un nombre d'intersections rapporté à la longueur totale des lignes tests. Ceci permet de déduire l'épaisseur des travées, l'espacement inter trabéculaire ainsi que différents paramètres morphologiques associés (Janvier, 2016) (Pothuau, et al., 1998) (Moreno, et al., 2012).

En général, les longueurs analysées sont différentes d'une direction à une autre. La longueur balayée dans la direction d'une diagonale est plus grande que celle obtenue dans les autres directions. Afin d'éviter de favoriser artificiellement certaines directions, l'espace à analyser est limité au plus grand cercle inclus dans le ROI.

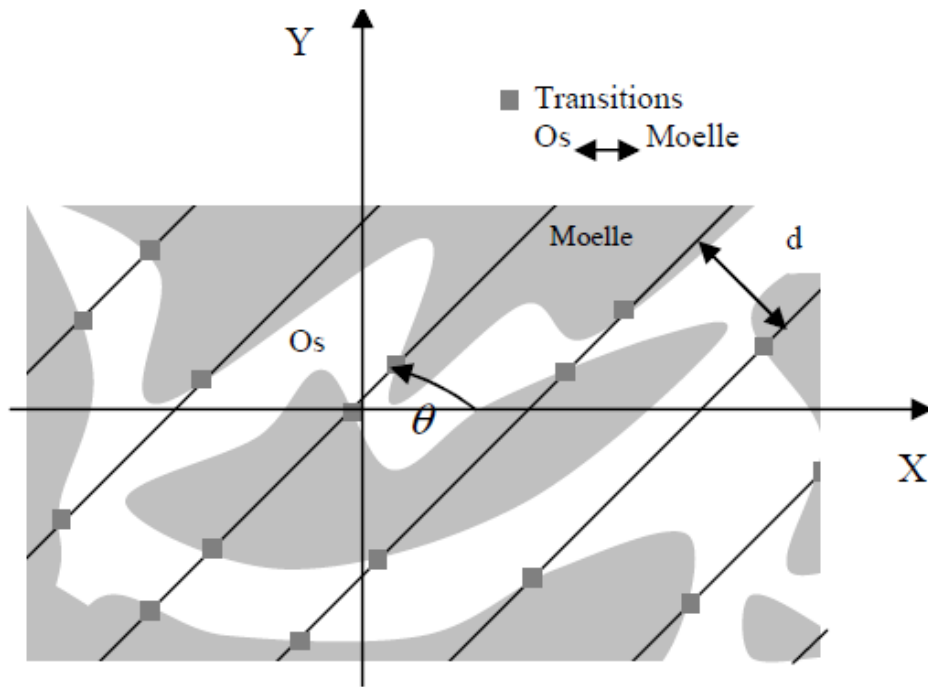


Figure II.5 : Illustration de principe de la technique de MIL pour le calcul des paramètres de Parfitt

Des méthodes plus récentes utilisées en imagerie mesurent les surfaces et les volumes à partir de la juxtaposition d'éléments structurants ayant des caractéristiques géométriques connues, tels que des triangles (2D) pour BS, des hexaèdres (3D) pour BV.

II.4.2 Analyse topologique

La caractérisation topologique est relative au dénombrement des amas de travées et des espaces médullaires ainsi qu'à la connexité des travées. Une structure est dite connexe si pour tout couple de point appartenant à cette structure complexe, un chemin inclus dans la structure passe par ces deux points. Ses paramètres topologiques renseignent sur la connectivité du réseau trabéculaire ainsi que sur la nature des formes géométriques constituant une structure.

Après la squelettisation de la structure osseuse à étudier, il est possible d'identifier le nombre de nœuds, d'extrémités libres reflétant les travées osseuses déconnectées du reste du réseau, de distances nœuds à nœuds, nœuds à extrémité libre et extrémité libre à extrémité libre, reflétant la connectivité du réseau trabéculaire (Douss, 2015). À partir de ces données,

différents paramètres peuvent être calculés, tels que, le Trabecular Bone Pattern factor, le Ridge Number Density et le Structure Model Index (SMI).

Le paramètre Trabecular Bone Pattern factor (TbPf) est un indice reflétant la connectivité d'une structure, il évalue les proportions respectives de surfaces convexes (travées fragmentées) et de surface concaves (travées connectées) dans une structure trabéculaire. La concavité implique une importante connectivité et la présence de nœuds, tandis que la convexité représente une structure fortement déconnectée, constituée de nombreux éléments isolés. Le principe de calcul de TbPf s'appuie sur la mesure de la surface osseuse et du périmètre osseux avant et après dilatation des travées (Figure II.6). Il est défini par (Hahn, et al., 1992) :

$$TBPf = \frac{(P1 - P2)}{(A1 - A2)} \quad (II.2)$$

où : P1 et P2 représentent les périmètres de l'os avant et après dilatation dans l'image.

A1 et A2 décrivent les aires de l'os avant et après dilatation dans l'image.

Le périmètre des structures concaves diminue et le périmètre des structures convexes augmente. La perte des connexions inter trabéculaires dans l'ostéoporose est à l'origine d'une prédominance des structures convexes qu'exprime le TbPf, celui-ci étant d'autant plus faible que le tissu osseux est bien connecté (Hahn, et al., 1992).

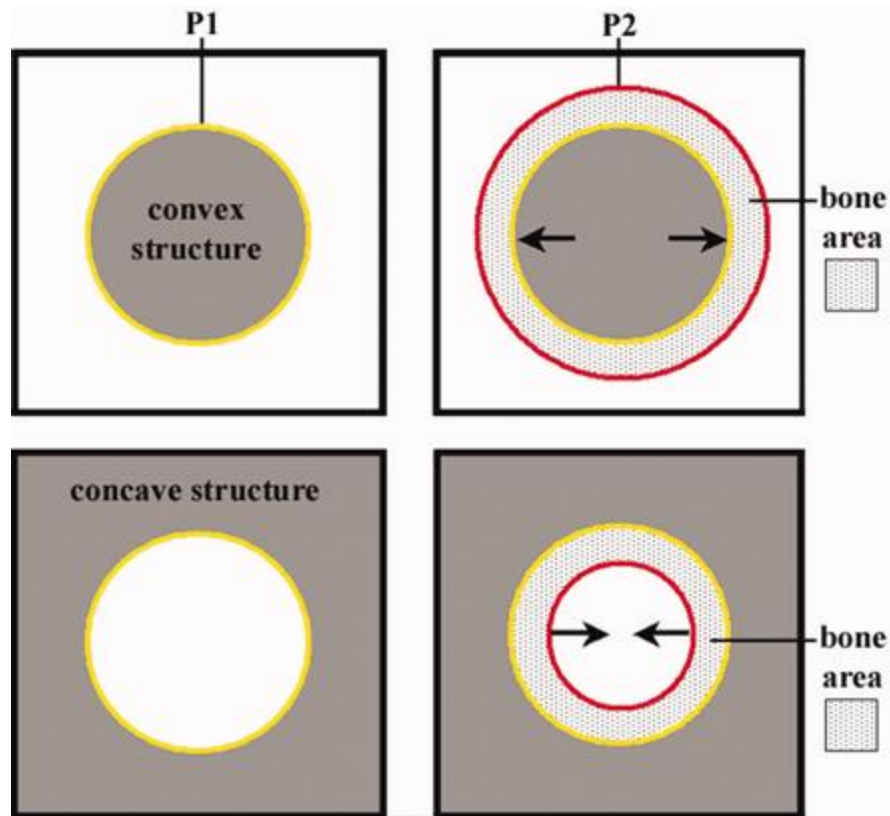


Figure II.6: Principe de calcul du TbPf pour une structure convexe et concave.

Le paramètre structure model index (*SMI*) est introduit pour quantifier la forme caractéristique d'une structure tridimensionnelle, il est largement utilisé pour mesurer les poutres et les plaques dans l'os trabéculaire. Il exploite le changement de courbure de surface qui se produit lorsqu'une structure varie de sphérique, à cylindrique, à plane. Son principe est de comparer la surface d'une structure avant et après une dilatation, à son volume sur une image tridimensionnelle. Il permet de quantifier la morphologie de la structure selon qu'elle est préférentiellement formée de plaques ou de poutres (les plaques et les poutres ont un comportement différent en cas de dilatation) Ainsi, un *SMI* de valeur zéro et un *SMI* de valeur trois caractérisent respectivement une structure idéale en plaques et une structure parfaite en poutres cylindriques. Il est donné par la formule suivante (Hildebrand & Ruegsegger, 1997b) (Salmon, et al., 2015).

$$SMI = 6 \cdot \frac{S' \cdot V}{S^2} \quad (II.3)$$

avec S , la surface de la structure avant dilation et S' la variation de surface introduit par la dilation de la structure et V , le volume initial de la structure.

Le paramètre « ridge number density » est présenté par (Laib, et al., 1997). Ce paramètre est une mesure du nombre trabéculaire, qui peut être extrait directement à partir d'images tridimensionnelles (3D) haute résolution d'un patient.

II.4.3 Analyse de texture

La texture est définie comme la répartition spatiale d'un motif dans différentes directions de l'espace. Elle peut être caractérisée comme un concept qui traduit un aspect totalement homogène d'une surface. C'est une composante très importante et largement utilisée dans la plupart des domaines de traitement d'images. Elle peut être considérée comme une information clé dans l'analyse des images notamment les images médicales. Cependant, il est difficile de définir la notion de l'analyse de texture d'une manière exacte et unique. Ses formulations sont communément liées aux procédures suivies pour la description des propriétés de la répartition spatiale des niveaux de gris. Le terme attribut ou paramètre est souvent utilisé pour désigner l'ensemble des caractéristiques d'une texture, ce paramètre doit être pertinent dans la discrimination et la classification des différentes textures. Dans le cadre de l'analyse des textures, de nombreux algorithmes ont été développés pour quantifier les propriétés texturales des images, particulièrement des images médicales.

L'idée de l'analyse de la texture osseuse est d'obtenir un reflet de la microarchitecture directement à partir de radiographies, d'images de densitométrie ou d'autres modalités de routine clinique. Dans le cas de l'os spongieux, les paramètres observés sur les images ou coupes texturées obtenues par IRM ou par radiographies sont une combinaison de l'orientation des traves d'une part et de la connectivité du réseau d'autre part.

Avec une résolution de 250 μm ou plus, l'accès direct au réseau trabéculaire est irréalisable. Les images texturées peuvent être exploitées de façon indirecte dans différentes techniques d'analyse et de caractérisation de la microarchitecture osseuse. Dans ce cas, les paramètres de texture sont dits apparents, car ils présentent un reflet indirect de la microarchitecture 3D,

Des méthodes d'analyse de texture sont explorées pour la caractérisation de l'os ayant un contenu élevé de réseau trabéculaire (os trabéculaire du calcanéum, extrémité supérieure du fémur, vertèbre lombaire, radius distal, images dentaires, etc...). Des attributs de texture extraits sont ensuite utilisés avec des techniques d'apprentissage pour la discrimination entre les groupes des sujets sains et les groupes des sujets ostéoporotiques. En plus de la séparation à l'échelle de groupes des patients témoins et des sujets ostéoporotiques, ce type d'analyse permet aussi de caractériser les effets de l'âge et de la ménopause sur la structure osseuse. La Figure II.7 montre deux images de la texture de l'os trabéculaire sur des radiographies calcanéennes d'un sujet sain et d'un sujet ostéoporotique.

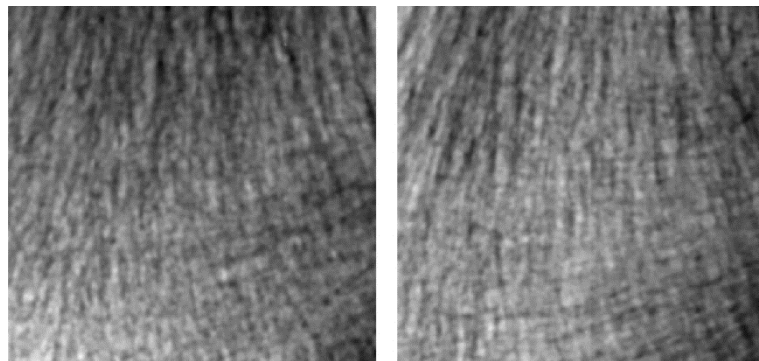


Figure II.7 : ROI extrait du calcanéum d'un sujet sain et d'un sujet ostéoporotique

Les méthodes d'extraction de caractéristiques ou d'attributs de la texture de l'os trabéculaire peuvent être regroupées dans les méthodes suivantes :

II.4.3.1 Analyse statistique

Dans l'approche statistique, la caractérisation de la texture osseuse repose sur l'étude et la description des variations locales d'intensité de niveau de gris au sein de l'image. De nombreux paramètres statistiques peuvent être calculés. Les techniques généralement utilisées pour la caractérisation statistique sont les matrices de cooccurrence qui caractérisent la probabilité conjointe d'apparition d'un couple de niveaux de gris séparés par une certaine distance dans une direction donnée ainsi que les matrices de longueurs de plages qui consistent à compter, dans une direction donnée, le nombre de plage de pixels

adjacents ayant une intensité commune de niveau de gris N_g et à calculer des paramètres statistiques à partir de l'histogramme de répartition des plages.

Lespessailles, et al., 2008 ont démontré l'intérêt clinique de l'analyse de la texture osseuse avec un appareil de radiographie à haute résolution. Ils ont développé un appareil à rayons X à haute résolution avec numérisation directe. Le but de cette étude était de démontrer l'intérêt clinique de l'analyse de la texture osseuse avec ce nouvel appareil. Dans cette étude, une population de femmes ménopausées a été considérée, 159 fractures ostéoporotiques ont été comparées à 219 cas témoins. Des photos ont été prises sur le calcanéus avec un appareil de radiographie numérique directe (Lespessailles, et al., 2008). Les matrices de cooccurrence, les matrices longueur plage et le paramètre fractal H-mean ont été évalués. La DMO a été mesurée au niveau du rachis lombaire, le col fémoral et la hanche totale par DXA. Les trois paramètres de texture ont été significativement plus faibles dans les cas de fracture ostéoporotique que dans les cas témoins. Des courbes caractéristiques ont été utilisées pour comparer la capacité discriminante des paramètres de texture et les mesures de la DMO pour les fractures. Ils ont constaté que la combinaison des paramètres de DMO et des attributs texture fournissait une meilleure évaluation du risque de fracture que celle obtenue uniquement par la mesure de la DMO. Cette étude a donc confirmé l'intérêt clinique de la combinaison des paramètres DMO et de texture pour améliorer l'évaluation du risque de fracture.

Une méthode de diagnostic automatique de l'ostéoporose basée sur l'analyse statistique de texture trabéculaire sur les images radiographiques du calcanéum a été proposée par (Singh, et al., 2017) . Dans cette étude, l'image radiographique des os a été traitée statistiquement pour extraire des caractéristiques statistiques discriminatoires de différents ordres. Ces caractéristiques ont été utilisées en apprentissage automatique pour la classification de deux populations composées de sujets ostéoporotiques et sains. Quatre classificateurs - machine à vecteurs de support (SVM), k plus proches voisins (k-NN), Naïve Bayes et réseaux de neurones artificiels - ont été utilisés pour tester les performances de la méthode proposée. Les résultats expérimentaux indiquent un taux de classification de 98 % à l'aide d'un classificateur SVM.

II.4.3.2 Analyse structurale de texture

Les textures structurées sont composées de primitives selon des lois qui régissent leur agencement spatial (Haralick., 1979). Le principe d'une approche structurale dans l'analyse de texture est de fournir une méthode de description des primitives ainsi que des règles de leur agencement (Ehrich & Lai, 1978)

Pour l'analyse structurale du réseau trabéculaire osseuse, la caractérisation topologique du réseau trabéculaire ou plutôt de sa projection est généralement utilisée. Après seuillage de l'image de la texture osseuse, une image binaire représentant les travées et la moelle osseuse est obtenue. La technique du MIL (voir la section II.4.1) ayant des paramètres identiques à ceux appréhendés en histomorphométrie peut être utilisée pour déduire l'épaisseur, le nombre et l'espacement inter trabéculaire. Ces paramètres sont identiques à ceux obtenus en histomorphométrie. Cependant on doit les faire précéder du terme « apparent ».

Pour la caractérisation des images de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose, Houam *et al.*, 2012 ont proposé une nouvelle technique d'analyse structurale de la texture trabéculaire inspirée des motifs binaires locaux (Local Binary Patterns (*LBP*)). Pour tester l'efficacité de ce descripteur, il a réalisé deux études cliniques où un nouveau descripteur *IDLBP*, est comparé à la méthode classique (*DLBP*), Les pourcentages de classification obtenus ont été de 72% avec la méthode classique *LBP* et de 91% avec le nouveau descripteur proposé *IDLBP* (Houam, et al., 2012).

II.4.3.3 Trabecular Bone Score (TBS)

Le paramètre score osseux trabéculaire ou en anglais Trabecular Bone Score (TBS) a été développé pour répondre à la nécessité de disposer d'un outil capable d'évaluer la microarchitecture osseuse en pratique clinique courante. Le TBS est un paramètre de texture qui a été développée spécifiquement pour caractériser la texture osseuse à partir des images de DXA du rachis lombaire (Silva, et al., 2013). Il mesure la moyenne des variations locales des niveaux de gris par unité de distance. Les variations du TBS peuvent refléter la microarchitecture osseuse et prévoir le risque des fractures, indépendamment de la DMO.

Ce paramètre dépend des variations de niveau de gris dans une image de projection, ces variations peuvent avoir de nombreuses origines.

Nazzari, et al., 2022 ont étudié l'utilité du TBS, par rapport à la DMO, pour identifier les patients acromégales présentant une microarchitecture trabéculaire de la colonne lombaire altérée. Les résultats de cette étude montrent que les valeurs de TBS sont significativement plus faibles chez les patients que chez les témoins, confirmant la présence d'altération de l'os trabéculaire dans l'acromégalie (Nazzari, et al., 2022).

II.4.3.4 Analyse fractale

L'analyse fractale est une analyse statistique de texture que l'on différencie des autres car elle ne repose pas sur des mathématiques euclidiennes. Elle permet d'évaluer la complexité et la rugosité ou encore l'irrégularité de la texture en définissant un paramètre dit la dimension fractale (D). De nombreuses méthodes peuvent être utilisées pour estimer la dimension fractale. Certaines méthodes ne sont applicables qu'à des images binaires, d'autres qu'à des images en niveaux de gris. Le point commun de ces méthodes est la mesure d'une quantité pour différentes échelles d'observation, ensuite la dimension fractale est calculée par régression de la courbe obtenue dans une échelle logarithmique.

La texture de l'imagerie en projection de l'os trabéculaire a des propriétés fractales. Diverses études ont montré la fiabilité et la reproductibilité de l'analyse fractale dans l'évaluation de la microarchitecture osseuse notamment au calcanéum. L'analyse fractale et multifractale en vue d'analyse et de classification de la texture de tissu trabéculaire fera l'objet du prochain chapitre.

II.4.4 Analyse de l'anisotropie

Un matériau isotrope est caractérisé par des propriétés mécaniques identiques indépendantes de la direction d'observation. L'anisotropie correspond à l'organisation directionnelle favorisée d'un matériau dans l'espace. La forme externe et la structure trabéculaire de l'os répondent à un ensemble de contraintes mécaniques induites par l'activité physique et les charges auxquelles il est soumis (loi de Wolff) (Anselm Wiskott, 2011). L'os trabéculaire est donc un matériau anisotrope, cette anisotropie architecturale dépend du site osseux considéré et reflète l'anisotropie mécanique. La connectivité et

l'anisotropie sont les principaux paramètres architecturaux qui déterminent la résistance mécanique osseuse, et les effets de l'âge de la ménopause et de certaines pathologies osseuses sur la structure trabéculaire. Différentes méthodes ont été développées dans le but d'analyse et de caractérisation l'anisotropie des structures osseuses dans un site donné.

Le paramètre star volume (SV) est un paramètre très utilisé pour l'étude de l'anisotropie du tissu trabéculaire sur des images binaires. Il est défini comme le volume osseux moyen (médullaire ou trabéculaire) qui peut être obtenu à l'aide de droites continues qui débute d'un point pris aléatoirement (figure II.8). Le paramètre SV médullaire est ainsi d'autant plus élevé que l'interconnexion du réseau est faible.

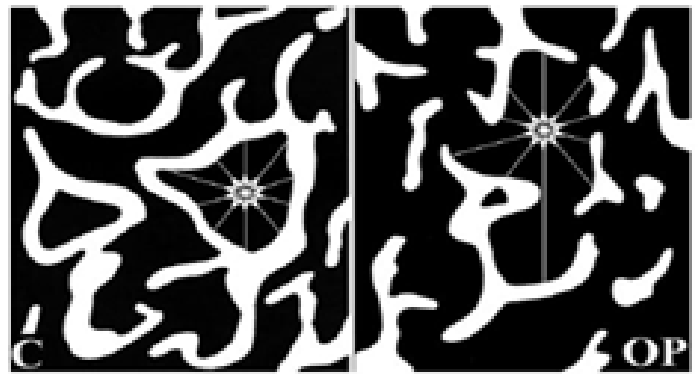


Figure II.8: Le principe de la méthode de star volume qui montre un point placé d'une façon aléatoire dans les cavités médullaires et les rayons tracés à partir de ce point et qui s'arrêtent lorsqu'ils touchent une surface trabéculaire ou endostéale.

Dans Vesterby, 1990, le volume en étoile de l'espace médullaire ($V^*m.space$) et des trabécules ($V^*tr.space$) a été estimé sur des coupes verticales obtenues à partir de la première vertèbre lombaire et de la crête iliaque d'un groupe composé de 7 femmes et 11 hommes sans maladie osseuse maligne ou métabolique. L'âge moyen était de 52 ans (extrêmes 7 à 87 ans). Une augmentation significative liée à l'âge a été observée dans le volume des étoiles de l'espace médullaire dans les vertèbres lombaires et la crête iliaque. L'augmentation du volume des étoiles de l'espace de la moelle lombaire était significativement plus importante chez les femmes que chez les hommes. De plus, une corrélation significative a été trouvée entre le volume de l'étoile de l'espace médullaire dans la vertèbre lombaire et la crête iliaque.

Aucune relation de ce type n'a été trouvée dans cette étude pour le volume de l'étoile trabéculaire, qui ne change pas avec l'âge (Vesterby, 1990).

La méthode du *MIL* décrite préalablement permet aussi une analyse de l'anisotropie de la structure osseuse. En effet, les paramètres estimés dans les trois directions de l'espace permettent de reconstituer une ellipse dans un espace à deux dimensions. Le degré d'anisotropie est déterminé par le rapport entre l'axe le plus long et l'axe le plus court de l'ellipsoïde (Chappard, 2012).

Pour ajouter un paramètre de caractérisation des modifications de l'anisotropie dans l'ostéoporose post-ménopausique. Chappard, et al., 2005 ont développé des indices d'anisotropie à partir de la transformée de Fourier rapide (FFT) sur des radiographies de l'os trabéculaire. Une analyse fractale de la texture a été réalisée sur des radiographies du calcanéum dans trois régions d'intérêt (ROI). L'évaluation de l'anisotropie était basée sur le spectre FFT de ces trois ROIs extraits sur des radiographies du calcanéum. Sur le spectre FFT, l'angle d'étalement des trabécules longitudinales appelé indice longitudinal de dispersion (dispersion longitudinal index (DLI)) et l'angle d'étalement des trabécules transversales appelé indice de dispersion transversale (index dispersion transversal index (DTI)) ont été calculés (Chappard, et al., 2005).

Harrar et al., 2018 ont proposé une méthode d'analyse orientée combinant un modèle de mouvement brownien fractionnaire anisotrope (ap-fBm) avec un estimateur de la dimension fractale appelé estimateur anisotrope de Whittle par morceaux (ap-WhE) pour caractériser les modifications trabéculaires sur les images radiographiques osseuses. Les orientations préférentielles des motifs de l'image peuvent aussi être visualisées à l'aide du spectre de fréquence (Harrar, et al., 2018). En effet, le spectre de fréquence d'une image représente la fréquence d'apparition des motifs présents sur l'image radiographique ainsi que leur orientation. Dans ce cadre, Brunet-Imbault et al., 2005, ont proposé un indice d'anisotropie sur les images radiographiques de l'os trabéculaire, en utilisant la transformée de Fourier rapide sur une région d'intérêt des radiographies du calcanéum (Brunet-Imbault, et al., 2005).

Cruz-Orive et al., 1992 ont introduit la méthode dite star volume distribution (*SVD*) ou bien la distribution de volume en étoile qui est définie comme le volume moyen d'un objet

vu à partir d'un point aléatoire à l'intérieur de l'objet, évalué en fonction de chaque direction dans l'espace (Cruz-Orive, et al., 1992).

Smit *et al.*, 1998 ont présenté une méthode qui détermine essentiellement la longueur moyenne de l'objet dans une certaine direction pour un point typique dans une structure ou une texture. Les longueurs moyennes des objets pour toutes les orientations forment ensemble le paramètre appelé, la distribution de longueur d'étoile (Star Length Distribution (SLD)). La limite majeure de ces mesures est les méthodes de calcul qui sont fondées uniquement sur un nombre d'interfaces et qui ne tiennent pas compte de la structure réelle de l'os (Smit, et al., 1998).

II.5 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes technique d'investigation de la qualité osseuse. Les images radiographiques, les images de la tomographique et les images IRM contiennent des informations relatives à la texture qui est en rapport avec la DOM et la connectivité du réseau trabéculaire osseux.

Nous avons passé en revue différentes approches d'évaluation de la microarchitecture osseuse, en mettant en évidence un certain nombre d'informations qui ne sont pas données par la mesure de la densité minérale osseuse (DMO). En effet, la microarchitecture trabéculaire osseuse reflète bien les caractéristiques 3D de la structure osseuse. Elle varie d'une manière indépendante mais complémentaire de la DMO en termes de prédiction de fractures. Sa caractérisation pourrait permettre de définir plus finement le mécanisme de la perte osseuse, le risque de fracture et l'appréciation de la réponse aux traitements.

Dans notre travail, nous avons opté pour l'approche fractale pour l'analyse de la texture trabéculaire sur des images radiographiques. L'analyse fractale permet une caractérisation de la régularité et de la complexité du réseau trabéculaire. Elle est fiable et largement utilisée pour le dépistage des sujets à risque de fractures ostéoporotiques.

Dans le prochain chapitre, nous allons passer en revue les méthodes d'analyse fractale et multifractale de texture ainsi que leurs applications dans l'analyse et la classification de la microarchitecture trabéculaire.

CHAPITRE III

LES FRACTALES ET LEURS APPLICATIONS DANS LE DIAGNOSTIC DE L'OSTÉOPOROSE

III.1 Préambule :

Des conclusions concourantes dans les domaines cliniques ont confirmé que les propriétés fractales peuvent caractériser l'état sain et l'état pathologique de l'organisme ainsi que les capacités d'adaptation en général dans les variabilités biologiques et comportementales. Le modèle fractal est basé sur un haut degré de complexité, avec répétition d'une unité de base, restant la même à toute échelle d'observation. L'analyse fractale est une mesure non euclidienne estimant la complexité et la rugosité d'une texture. La théorie fractale a trouvé diverses applications, en biologie, en physique, aussi en design, photographie, cinématographie, etc...

La recherche scientifique a démontré que les approches statistiques ou structurelles de l'analyse de la texture des images médicales, fournissent des données suffisantes pour l'analyse des structures osseuses. Les méthodes fractales sont considérées comme appropriées pour quantifier les changements dans les structures osseuses, la dimension fractale toujours populaire est largement utilisée comme descripteur de la rugosité de la texture osseuse.

Diverses études ont témoigné de la fiabilité et de la reproductibilité de l'analyse fractale dans la caractérisation de tissu osseux. Plusieurs méthodes ont été appliquées à des images de projection telles que les images radiographiques conventionnelles, pour l'aide au diagnostic et la discrimination entre le tissu d'un sujet sain et le tissu d'un sujet ostéoporotique. Dans ce chapitre, nous arborons la notion des fractales et des multifractales, les principaux algorithmes de leurs applications dans l'analyse de la texture, leurs principes ainsi que leurs applications dans le domaine de l'analyse de la texture trabéculaire pour le dépistage de l'ostéoporose.

III.2 La notion fractale

Dans la géométrie classique, nous sommes habitués à des objets dont la dimension est un nombre entier de valeurs 1, 2 et 3 pour la ligne, la surface et le volume respectivement. Les fractales, sont des fonctions mathématiques introduites par le mathématicien Mandelbrot en 1970 pour décrire les processus et les structures géométriques complexes, irrégulières et les systèmes auto-similaires à plusieurs échelles que l'on trouve dans le domaine des mathématiques ou dans la nature, telle que, une série de points sur une ligne, une courbe irrégulière et plane, une surface pleine de convolutions (Mandelbrot, 1982).

Le terme « fractal » désigne les objets fracturés de forme très irrégulière. Il exprime l'idée de cassure (fracture). Il découle du mot latin « fructus ». La structure d'un objet fractal est invariante par changement d'échelle (propriété d'invariance d'échelle). Ce qui signifie, qu'à différentes échelles, une partie de la fractale sera similaire à la fractale entière (Falconer, 2003). Ces phénomènes de similitude interne et d'invariance d'échelle existent partout dans la nature, dans un arbre, dans les nuages, dans nos poumons, et beaucoup d'autres objets de la nature (figures III. 1 et III.2).



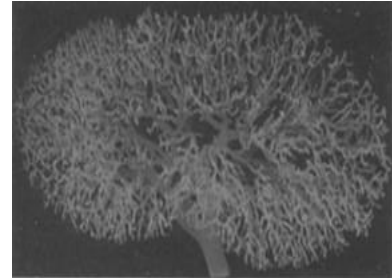
Figure III.1: Exemple d'objets présentant des propriétés fractales dans la nature.



Poumons



Cœur



rein

Figure III.2: Images des systèmes vasculaires des poumons, du cœur et du rein

La géométrie fractale est en effet un langage utile qui a été introduit pour caractériser les géométries complexe et hétérogène, non ou mal formalisées dans le cadre de la géométrie classique, elle permet aussi la description de processus non linéaires. Grâce au concept fractal, de nombreuses structures naturelles ou artificielles ont été interprétées et modélisées avec un réalisme parfois impressionnant.

Falconer, 2003 indiquait qu'il n'existe aucune définition stricte du concept de fractal qui est unanimement acceptée, mais toute structure possédant un certain nombre de caractéristiques minimales peut être considérée comme fractal. Communément, une fractale est définie comme une figure dont la dimension de Hausdorff est plus grande que la dimension topologique (Mandelbrot, 1982). Les propriétés d'autosimilarité et les définitions de la dimension fractale, aident à la compréhension de ce concept. Les règles de base en vertu desquelles, une structure peut être concédée comme fractale sont les suivantes (Falconer, 2003):

- A. L'autosimilarité, également appelée invariance d'échelle, est la caractéristique fondamentale des fractales. Elle représente un concept qui décrit la propriété d'un objet ou d'un système qui possède une structure complexe invariant à différentes échelles. Les fractales sont des objets géométriques complexes qui présentent une autosimilarité à différentes échelles. Cela signifie que lorsqu'on zoome sur une partie d'une fractale, cette partie ressemble à l'ensemble complet, même si elle peut être proportionnellement réduite. Il existe deux types d'autosimilarité associés aux fractales :

- **Autosimilarité exacte** : Dans ce cas, ; toutes les parties ont la même forme, la même structure et les mêmes proportions ou légèrement modifiées que l'objet tout entier à différentes échelles d'observation. Les fractales de Koch et de Sierpinsky sont de bons exemples d'autosimilarité exacte, où chaque partie ressemble parfaitement à l'ensemble.
- **Autosimilarité statistique** : Il s'agit d'une forme d'autosimilarité où une partie de l'objet n'est plus un modèle du tout, mais possède les mêmes propriétés statistiques à différentes échelles, l'autosimilarité est donc statistique, comme les profils des sections des surfaces réelles, elles sont statistiquement autosimilaires (voir figure III.3).

- B.** La structure d'une surface est trop irrégulière pour être décrite dans la géométrie euclidienne. Il est exactement ou statistiquement auto similaire, c'est-à-dire que le tout est semblable à une de ses parties.
- C.** Sa dimension de Hausdorff-Besicovich est une valeur fractionnaire (non entière) plus grande que sa dimension topologique.

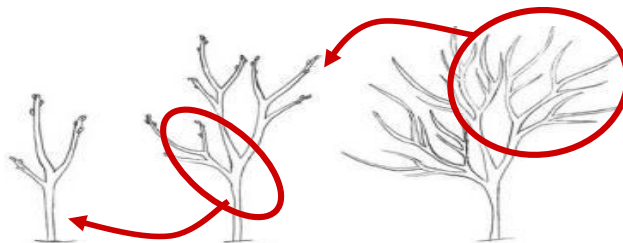


Figure III.3: Autosimilarité d'une fractale.

L'analyse fractale est différenciée des autres méthodes statistiques par le fait qu'elle se base sur des mathématiques non euclidiennes, elle est largement utilisée dans l'étude des variations d'échelles d'une surface géométrique. Elle permet aussi d'évaluer la complexité et la rugosité d'une texture en définissant un paramètre dit la dimension fractale (D).

III.2.1 Classification des fractales

Il existe plusieurs types de fractales, leur classification peut être effectuée de différentes façons. On trouve les fractales déterministes qu'on peut obtenir par des algorithmes bien définis à l'avance, et les fractales probabilistes (non déterministes) obtenues d'une façon aléatoire.

III.2.1.1 Fractales déterministes régulières ou géométriques

Les fractales déterministes peuvent être construites géométriquement ou avec des méthodes numériques, sur la base d'un algorithme mathématique et ceci en utilisant un processus récurrent composé de l'état initial et de l'opération de récurrence. Les paramètres de la fractale sont donc gardés constants à chaque itération. Ce type peut être décrit par des règles de remplacement géométriques fixes, comme le flocon de neige de Von Koch (*Figure III.4*), courbe de Hilbert (*Figure III.5*) et le triangle de Sierpinsky (*Figure III.6*) ou bien par algorithme mathématique, comme l'ensembles de Julia (*Figure III.7*) et Mandelbrot (*Figure III.8*) qui sont réalisés grâce à une suite récurrente de points définie par (Harrar, 2014) :

$$z_{n+1} = z_n^2 + c \quad (III.1)$$

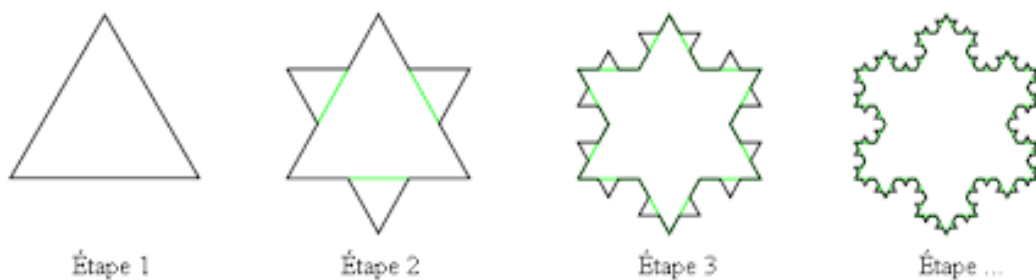


Figure III.4: Étapes de la construction d'une courbe de Von Koch, dite du flocon de neige

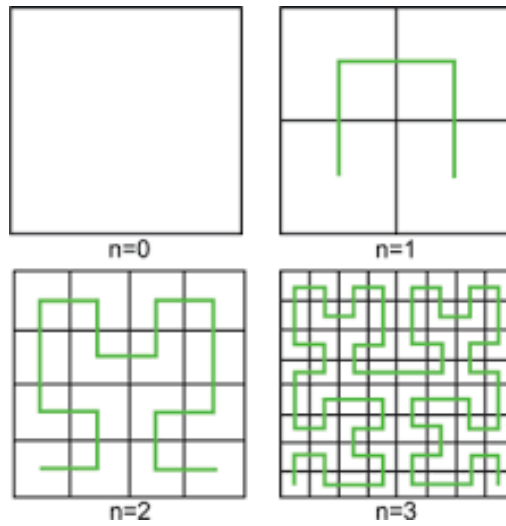


Figure III.5: Étapes de la construction d'une courbe de Hilbert



Figure III.6: Triangle de Sierpinsky



Figure III.7: Ensemble de Julia

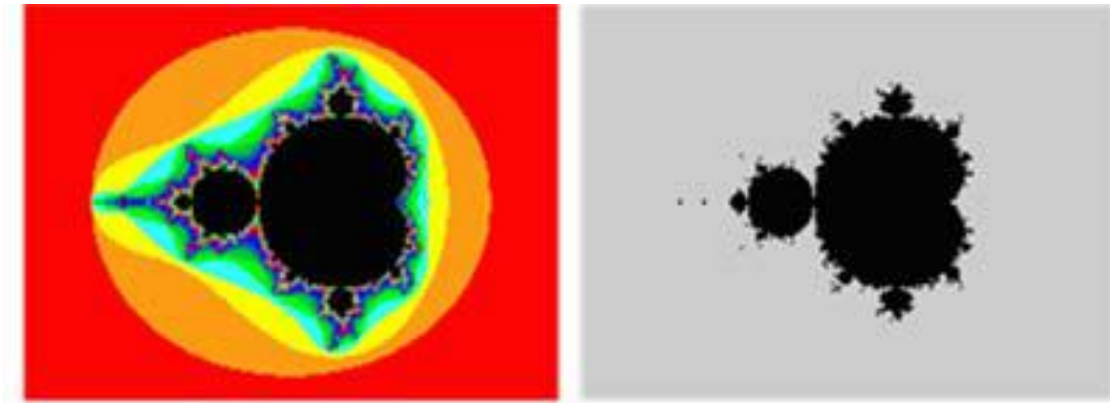


Figure III.8: Ensemble de Mandelbrot

III.2.1.2 Les fractales stochastiques ou irrégulières

Contrairement aux fractales déterministes, il existe des fractales stochastiques ou non déterministes liées à des phénomènes aléatoires (le processus dynamique de leurs créations varie de façon aléatoire). Elles se présentent sous formes d'objets fractals naturels comme les vaisseaux sanguins, le chou-fleur et les montagnes, ou bien sous formes d'objets fractals aléatoires qui exhibent un caractère aléatoire sans une autosimilarité exacte, comme par exemple, les lignes de côtes, les surfaces topographiques et les nuages. La théorie de probabilité est généralement utilisée pour décrire la construction de fractales qui impliquent des étapes aléatoires.

III.3 Notion de dimension

La notion de dimension en mathématiques peut avoir différentes significations en fonction du contexte. Les trois concepts de dimension les plus courants sont la dimension euclidienne, la dimension fractale et la dimension de Hausdorff.

III.3.1 Dimension Euclidienne

C'est le concept de dimension que nous utilisons couramment dans la géométrie traditionnelle. Dans la géométrie euclidienne traditionnelle, la dimension est généralement comprise comme le nombre minimum de coordonnées nécessaires pour spécifier un point dans un espace. Par exemple, un point dans un espace unidimensionnel (une ligne) nécessite une coordonnée (x), un point dans un espace bidimensionnel (un plan) est représenté par

deux coordonnées (x, y) , et un point dans un espace tridimensionnel est décrit par trois coordonnées (x, y, z) . Cette définition de la dimension est appelée la dimension topologique.

III.3.2 Dimension Fractale

La géométrie fractale, considérée comme appropriée à la représentation de formes naturelles, s'enracine historiquement dans les recherches abstraites sur des objets mathématiques difficiles à appréhender par la géométrie euclidienne classique (Cantor, 1883), (Hilbert, 1891); (Von Koch, 1904); (Sierpinski, 1915); (Hausdorff, 1919). De nombreuses travaux en géométrie, en analyses et en probabilités ont enrichi la création mathématique d'objets irréguliers dotés d'invariances, construits et rassemblés par Mandelbrot sous l'appellation de « fractales » (Mandelbrot, 1975); (Mandelbrot, 1986).

Le pas fut franchi lorsque on a pu étendre le modèle fractal à des formes naturelles compliquées. D'où, la difficulté de donner une définition pour les fractales et le recours à de simples propriétés comme l'autosimilarité, l'auto-affinité. De plus, il y a une différence majeure entre les dimensions fractales « théoriques » qui font en quelque sorte appel à une propriété asymptotique et ne peuvent être considérées que pour des fractales théoriques infinies et les dimensions fractales empiriques qui peuvent être calculées pour le réel fini, mais leur méthode de calcul nécessite des choix et leurs valeurs sont sujettes à l'incertitude.

Le paramètre appelé dimension fractale est un nombre qui reflète le degré d'irrégularité, de complexité et même la rugosité d'une surface ou d'un objet. Il est utilisé pour caractériser les ensembles fractals qui ont des propriétés inhabituelles, complexes et irréguliers. Elle mesure d'une manière ou d'une autre, la complexité structurelle des fractales (ensemble géométrique mathématique ou objet naturel) et permet de quantifier leur rugosité, leur irrégularité et leur autosimilarité à différentes échelles (Mandelbrot, 1975); (Mandelbrot, 1982). Contrairement à la dimension topologique, la dimension fractale peut prendre, et prend souvent une valeur non entière (Mandelbrot, 1967). Contrairement aux objets géométriques classiques, les fractales peuvent avoir une dimension non entière.

III.3.3 Dimension de Hausdorff

La dimension de Hausdorff, également appelée dimension de Hausdorff-Besicovitch, fut introduite par Hausdorff en 1918. C'est une mesure spécifique de la dimension fractale d'un ensemble. Elle généralise la notion de dimension dans le contexte des ensembles fractals, et particulièrement utile pour caractériser la complexité géométrique des objets fractals et elle est largement utilisée dans d'autres domaines des mathématiques appliquées pour étudier des structures irrégulières et complexes.

La dimension de Hausdorff est définie à travers une construction mathématique basée sur des couvertures de l'ensemble avec des ensembles ouverts de diamètres de plus en plus petits. Si on prend l'exemple d'une courbe quelconque que nous cherchons à définir, le minimum de disques connexes $N(\varepsilon)$ de diamètre ε qui permettent de recouvrir la courbe, donne la dimension de Hausdorff qui est définie par (Mandelbrot, 1982) :

$$D_H = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\frac{\log(N(\varepsilon))}{\log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \right) \quad (III.2)$$

D'après Mandelbrot, la dimension fractale souvent appelée dimension Hausdorff-Besicovitch D_h d'un objet fractal est strictement supérieure à sa dimension topologique. Elle est donnée par le rapport des logarithmes entre le nombre N d'homothéties internes de l'objet et l'inverse de la raison r de ces dernières :

$$D_h = \frac{\ln(N)}{\ln(1/r)} \quad (III.3)$$

Le terme d'homothétie est associé à un terme de réduction. Par exemple, une fractale respectant l'équation (III.3) est constitué de N modèles pour lesquels la taille est réduite d'un facteur r .

De façon analytique, la relation entre une échelle de mesure δ et la longueur L peut être exprimée comme une loi de puissance :

$$L(\delta) = K \cdot \delta^{(1-D)} \quad (III.4)$$

K est une constante et D est un nombre non entier (fractionnaire) qui représente la dimension fractale. Ce paramètre permet de décrire ce qui ne peut pas être décrit dans la géométrie euclidienne et qui ne fournit pas de détails sur les différentes irrégularités d'une structure.

La définition de Hausdorff est une base mathématique de diverses méthodes d'estimation de la dimension fractale. Cependant, dans la majorité des cas, l'équation (III. 3) ne peut pas toujours être utilisée sous cette forme. En conséquence, de nombreuses méthodes ont été proposées pour le calcul de la dimension fractale, selon différentes bases théoriques et algorithmes de calcul. Ces différents algorithmes mènent souvent à différentes dimensions pour un même objet (Lopes, 2009).

Le principe de ces méthodes est la mesure d'une quantité pour différentes échelles d'observation, suivi de calcul de la dimension fractale par régression de la courbe obtenue en échelle logarithmique (Mandelbrot, 1983), (Chhabra, et al., 1989) . La relation entre les paramètres sélectionnés est régie par une loi de puissance, pour tous les algorithmes.

L'utilisation de la géométrie fractale dans l'analyse d'images, repose principalement sur l'estimation d'attributs fractals qui permettent de décrire et de quantifier l'information que porte l'image. Elle fournit plus spécifiquement une mesure sur son niveau d'irrégularité et de sa densité dans l'espace qu'il occupe. En ce sens, une valeur élevée indique un haut niveau d'irrégularité et une occupation dense de l'espace. La dimension fractale peut donc fournir un critère de comparaison entre deux objets.

III.4 Méthodes de calcul de la dimension fractale

L'objectif de notre travail est l'analyse et la caractérisation de la texture osseuse pour l'aide au diagnostic de l'ostéoporose par imagerie médicale. L'utilisation de la géométrie fractale repose principalement sur l'estimation d'attributs fractals. Dans la littérature, une grande variété de méthodes d'estimation de la dimension fractale ou de spectre multifractal ont été décrites. Dans cette section, nous présentons quelques algorithmes qui nous semblent avoir un intérêt pour l'analyse et la caractérisation de tissu trabéculaire et le diagnostic de l'ostéoporose.

III.4.1 Méthodes basées sur le comptage des boîtes (box-counting (BC))

La dimension des boîtes est apparue dans les années 1930. Divers algorithmes ont été proposés pour estimer la dimension fractale par le principe de comptage de boîtes. Le principe de ces méthodes repose principalement sur la mesure d'une propriété de l'image en fonction d'un paramètre d'échelle. La méthode définie par Russel et al en 1980, est la méthode la plus utilisée et la plus répandue, elle est donnée par (Russel, et al., 1980):

$$d = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{\log N_n}{\log 2^n} \right) \quad (III.5)$$

où N_n représente le nombre minimum de carrés de côté $\frac{1}{2^n}$ nécessaire pour faire le recouvrement d'un signal binaire avec des carrés juxtaposés de côté $\frac{1}{2^n}$. On pourrait aussi utiliser des boîtes de côté ε (voir figure III.9), alors la dimension serait :

$$d = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\frac{\log N(\varepsilon)}{\log \frac{1}{\varepsilon}} \right) \quad (III.6)$$

où $N(\varepsilon)$ représente le nombre minimum de carrés dont la mesure du côté est ε .

Les méthodes de comptage de boîtes sont les premières méthodes développées pour le calcul de la dimension fractale, et elles sont encore les plus utilisées. Cependant, cette méthode nécessite une étape de binarisation qui peut causer une perte d'information.

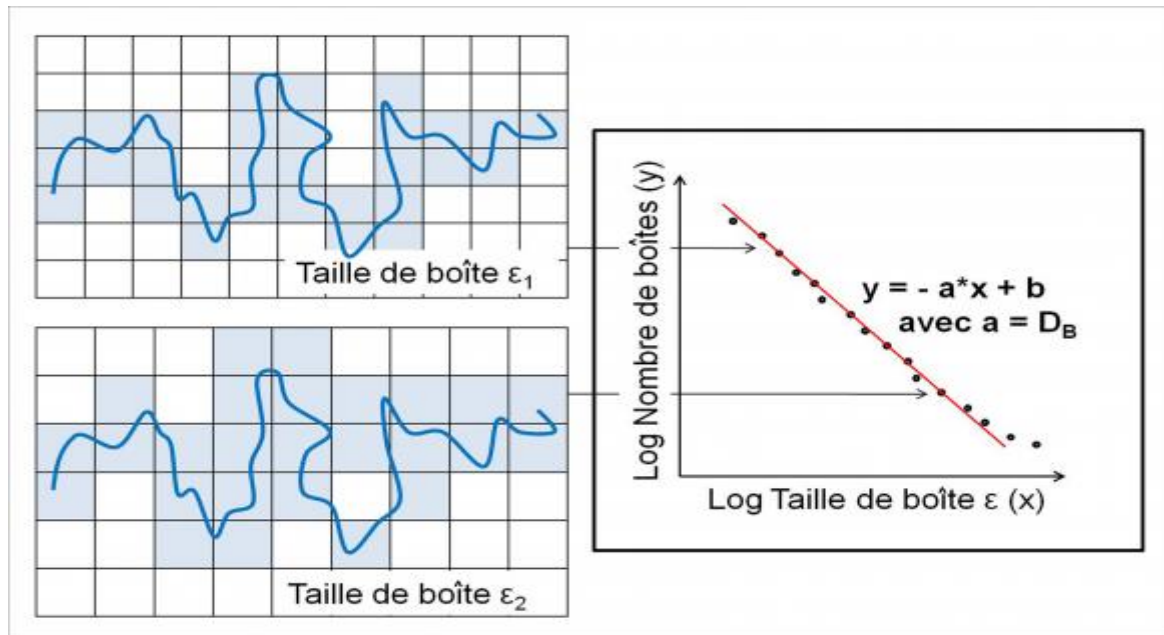


Figure III.9: Calcul de la dimension fractale par comptage de boîtes (Gouyet, 1992)

III.4.1.1 Comptage différentiel des boîtes (DBC)

La méthode de comptage différentiel de boîtes (DBC) est une adaptation de la méthode de comptage de boîtes. Elle a été proposée en 1994 par Sarkar et Chaudhuri, afin de surmonter l'inévitable étape de binarisation de la méthode de comptage de boîtes et estimer la dimension fractale des images en niveaux de gris (Sarkar & Chaudhuri, 1994).

L'image en niveaux de gris $I_{M \times M}$ est mappée dans un plan tridimensionnel (X, Y, Z) comme illustré à la figure (III.10), où X et Y représentent respectivement la longueur et la largeur de l'image, et Z désigne les valeurs d'intensité dans l'image.

Le plan XY est partitionné en grilles non superposées de taille $s \times s$ pixels, s est un entier tel que : $1 < s \leq \frac{M}{2}$.

Ainsi, nous avons une évaluation de l'échelle d'une grille donnée par : $\varepsilon = s / M$.

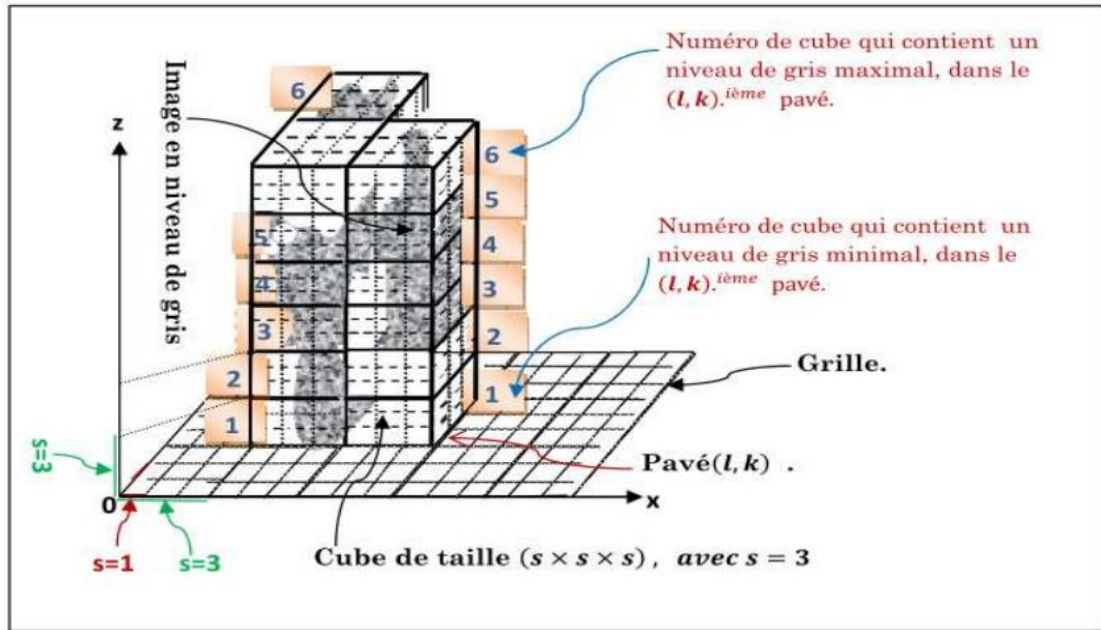


Figure III.10 : Principe de la technique de Comptage Différentiel de Boîtes (CDB).

La hauteur de la boîte h est donnée par : $h = \frac{sG}{M}$ où G est le nombre total de niveaux de gris. Soit n_ε , le nombre de boîtes de taille $s \times s \times h$, devant être placées les unes après les autres sur chaque grille pour représenter les variations de niveau de gris de cette grille. Le n_ε peut être obtenu en utilisant l'équation (Sarkar & Chaudhuri, 1994).

$$n_\varepsilon(i, j) = \left[\frac{g_{max}}{h} \right] - \left[\frac{g_{min}}{h} \right] + 1 \quad (III.7)$$

g_{max} et g_{min} sont les niveaux de gris maximum et minimum sur la grille (i, j) respectivement et $\frac{g_{max}}{h}$ et $\frac{g_{min}}{h}$ désignent les numéros de boîte contenant les maximums et minimums des niveaux de gris respectivement sur la $(i, j)^{ème}$ grille.

Le nombre de cases nécessaires pour remplir toute l'image à l'échelle ε est donné par :

$$N_\varepsilon = \sum_{(i,j)} n_\varepsilon(i,j) \quad (III.8)$$

N_ε est calculé pour différentes valeurs de s , c'est-à-dire différentes valeurs de ε . Ainsi, la dimension fractale D , peut être estimée, à partir de l'ajustement linéaire des

moindres carrés de $\log(N_\varepsilon)$ contre $\log(1/\varepsilon)$, en utilisant l'équation basique de la dimension fractale (Feder, 1988) (Gouyet, 1992):

$$D = \frac{\log(N_\varepsilon)}{\log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \quad (\text{III.9})$$

III.4.2 Méthodes basées sur le mouvement brownien fractionnel

Le mouvement brownien fractionnaire (fBm) est un modèle stochastique largement utilisé dans l'analyse de la texture osseuse. C'est un processus fractal stochastique avec un paramètre principal H appelé paramètre de Hurst ($H \in [0; 1]$) qui caractérise la rugosité du signal fBm, la figure (III.11) donne des exemples de signaux mBf 1D pour différentes valeurs de Hurst H . Ce paramètre est initialement introduit par Mandelbrot et Van Ness en 1968 comme une extension du mouvement brownien qui était défini seulement pour $H=0,5$ (Mandelbrot & Van Ness, 1968).

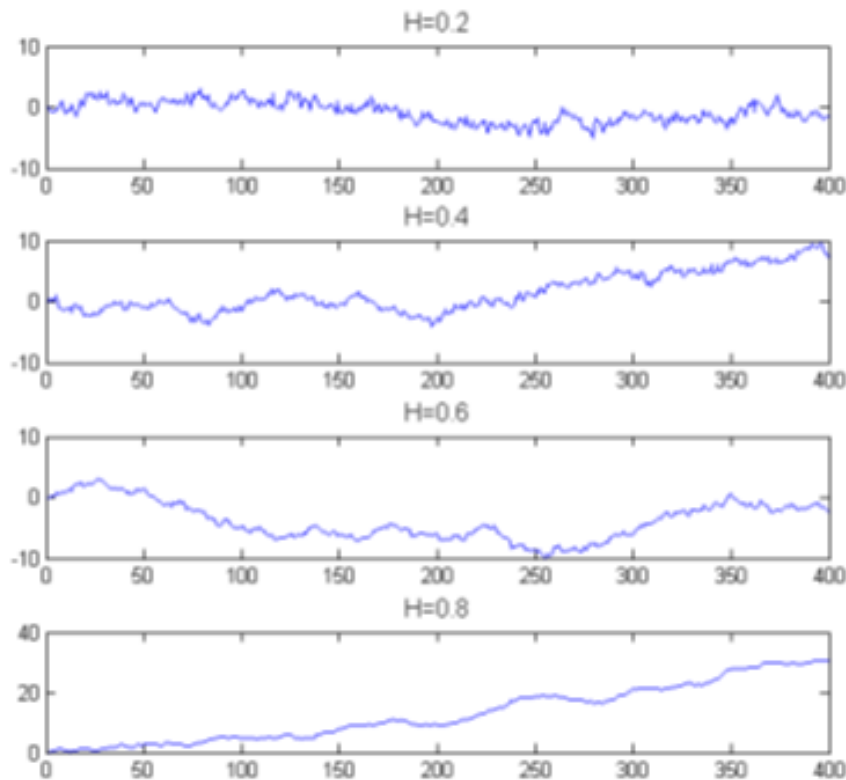


Figure III. 11 : Exemples de signaux mBf 1D pour différentes valeurs de Hurst H

Le mouvement brownien fractionnaire B_H est défini par (Jennane, et al., 2001):

$$\begin{aligned}
 B_H(t) - B_H(0) &= \frac{1}{\Gamma(H + 0.5)} \left\{ \int_{-\infty}^0 ((t - s)^{H-0.5} - (s)^{H-0.5}) dB(s) \right. \\
 &\quad \left. + \int_0^{+\infty} ((t - s)^{H-0.5}) dB(s) \right\} \tag{III.11}
 \end{aligned}$$

t représente le temps et Γ représente la fonction Gamma.

Le coefficient de Hurst H est lié à la dimension fractale D par la relation :

$$D = D_T + 1 - H \tag{III.12}$$

tel que D_T est la dimension topologique.

Le fBm se caractérise par son auto-similarité statistique définie par :

Le mouvement brownien fractionnaire (fBm) est un processus stochastique caractérisé par son auto-similarité statistique. Cette auto-similarité signifie que les propriétés statistiques du processus sont les mêmes à différentes échelles. Plus précisément, un processus $B(t)$ est dit auto-similaire avec l'exposant de Hurst H si, pour tout $k > 0$, on a :

$$B_H(kt) \equiv k^H B_H(t) \tag{III.13}$$

Il existe de nombreuses méthodes permettant l'estimation du coefficient de Hurst H pour l'analyse des signaux de type mBf (Tafraouti, 2019), on trouve :

- La méthode d'estimation par maximum de vraisemblance.
- La méthode d'estimation par méthode de Whittle.
- La méthode de variance qui est basée sur la modélisation gaussienne du signal à étudier.
- La plus utilisée est la méthode du spectre de puissance qui se base sur une décomposition en séries de Fourier.

III.5 Lacunarité Fractale

La lacunarité mesure la variation de la densité des lacunes dans une structure en fonction de l'échelle d'observation. Elle permet de quantifier la rugosité, la régularité ou l'homogénéité d'une structure en termes de distribution spatiale des vides. En imagerie, la lacunarité fractale est souvent utilisée pour caractériser des structures complexes telles que les textures des matériaux poreux.

La lacunarité fractale $L(r)$ pour une fenêtre d'observation r peut-être calculée par le rapport entre la variance $var(r)$ sur le carré de la moyenne $moy(r)$. Sa formule est donnée par (Mandelbrot, 1982):

$$L(r) = \frac{var(r)}{moy^2(r)} \quad (III.10)$$

La courbe de la lacunarité $L(r)$ en fonction de la taille de la fenêtre d'observation donne des informations significatives sur la structure spatiale d'une image à différentes échelles. En particulier, elle permet de distinguer différents degrés d'hétérogénéité au sein d'une image.

La lacunarité fractale a trouvé des applications dans l'analyse de tissus biologiques par imagerie médicale notamment dans l'analyse de la texture de tissu osseux. Elle fournit des informations sur la manière dont les lacunes ou les vides sont répartis à différentes échelles dans une image.

III.6 L'analyse fractale des images médicales

L'interprétation diagnostique d'images médicales est une tâche qui intègre deux processus fondamentaux pour atteindre le but de détection des anomalies potentielles. Le premier est la perception des images appropriées pour reconnaître les propriétés uniques de la structure à étudier, et le second est l'identification de la relation entre les modèles d'images perçus et les diagnostics possibles. L'une des caractéristiques utilisées dans ce dernier

processus est la texture qui est un élément clé dans l'analyse et la compréhension des images médicales.

Les fractales présentent une invariance d'échelle. Cela correspond bien à la nature des objets biologiques. En effet, dans le contexte de l'analyse d'images médicales, les structures anatomiques du corps humain, telles que les poumons, le cerveau, les vaisseaux sanguins, et d'autres, présentent souvent des propriétés fractales, et peuvent souvent être modélisées, en utilisant les dimensions fractales, qui sont sensibles aux détails fins dans les images, et elles sont utilisées pour quantifier la complexité de ces structures. L'analyse d'images médicales est un domaine crucial dans la recherche en médecine moderne, Les techniques d'analyse d'images, jouent un rôle essentiel dans la caractérisation et l'interprétation des images médicales, permettant ainsi aux professionnels de la santé de diagnostiquer, de surveiller et de traiter diverses conditions médicales. Elles sont déterminantes pour la détection précoce des anomalies médicales

III.6.1 Caractérisation des tissus

Les caractéristiques fractales peuvent être utilisées pour décrire la texture des tissus, ce qui peut être utile pour différencier des types de tissus spécifiques, comme la détection et la quantification des changements dans la structure et la texture des lésions au fil du temps.

III.6.2 Détection de Tumeurs :

Les dimensions fractales peuvent aider à caractériser la forme des tumeurs. Les tumeurs malignes ont souvent des contours plus complexes que les tumeurs bénignes (Latha, et al., 2014).

III.6.3 Étude de la Vascularisation :

L'analyse fractale peut être utilisée pour étudier la structure et la distribution des vaisseaux sanguins, ce qui est important dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires (Escobar, et al., 2019) .

III.6.4 Suivi de la Progression de Maladies :

Les changements dans les dimensions fractales au fil du temps peuvent être utilisés pour suivre la progression de certaines maladies, telles que la rétinopathie diabétique.

III.6.5 Analyse de la microarchitecture osseuse :

L'ostéoporose altère la microarchitecture osseuse, les os sains ont une microstructure complexe, tandis qu'en présence de l'ostéoporose, cette structure est altérée. L'ostéoporose rend les os fragiles et susceptibles de se fracturer facilement. L'analyse fractale qui permet d'étudier et de caractériser la complexité et la rugosité de la texture de la microarchitecture osseuse à différentes échelles est devenue une approche prometteuse de plus en plus utilisée dans la recherche d'aide au diagnostic précoce et à la surveillance de l'ostéoporose. En effet, l'analyse fractale de la structure trabéculaire peut fournir des informations sur la densité, la distribution, l'orientation et la connectivité des trabécules osseux et d'autres aspects importants dans le diagnostic de l'ostéoporose. Elle est souvent appliquée aux images obtenues à partir de techniques d'imagerie comme la tomographie à rayons X (CT scan), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et l'ostéodensitométrie à rayons X (DXA). Elle peut aider à quantifier les changements de la microarchitecture osseuse, donc elle peut être complémentaire à d'autres paramètres médicaux, telles que la densité minérale osseuse. En combinant les informations provenant de différentes sources, les médecins peuvent obtenir une image plus complète de la santé osseuse d'un patient. Voici comment l'analyse fractale de la texture osseuse peut être appliquée dans ce contexte :

- Détection précoce de l'ostéoporose : En identifiant les altérations subtiles dans la texture osseuse à un stade précoce, l'analyse fractale peut permettre un diagnostic précoce de l'ostéoporose, offrant ainsi la possibilité d'intervenir avant que la maladie ne progresse et des symptômes ou des fractures ne se produisent.
- Prédiction du risque de fractures : L'ostéoporose augmente le risque de fractures. En quantifiant la complexité fractale de la texture osseuse, et en combinant l'analyse fractale avec d'autres facteurs de risque, il est possible de développer des modèles de prédiction du risque de fractures liées à l'ostéoporose. Ces modèles peuvent aider les

médecins à identifier les patients à risque élevé de fractures et à prendre des mesures préventives.

- Évaluation de la réponse au traitement : L'analyse fractale de la texture osseuse peut également être utilisée pour évaluer l'efficacité des traitements de l'ostéoporose en surveillant les changements dans la texture osseuse au fil du temps. Cela permet aux médecins d'évaluer l'efficacité du traitement et d'apporter des ajustements si nécessaires.

III.6.6 Etat de l'art de l'analyse fractale dans le diagnostic de l'ostéoporose :

Dans le cadre de diagnostic de l'ostéoporose, de nombreux algorithmes d'analyse fractale de la microarchitecture de tissu osseux ont été proposés et approuvés pour quantifier les propriétés texturales des images. Les résultats de ces travaux ont montré l'intérêt de l'analyse fractale de la texture osseuse pour extraire des informations significatives qui aident au diagnostic de la maladie ostéoporotique à partir d'images médicales (radiographie, tomodynamométrie, tomographie et imagerie par résonance magnétique (IRM)).

Il a été démontré que l'analyse fractale de l'os trabéculaire fournit des informations structurelles grâce aux informations tridimensionnelles extraites à partir d'images radiographiques bidimensionnelles (Luo, et al., 1999), (Pothuau, et al., 2000), (Benhamou, et al., 1994), (Geraets & van der Stelt, 2000) . Cliniquement, il a été prouvé que l'analyse fractale appliquée à l'os trabéculaire des radiographies du calcaneum discrimine les patients avec des fractures vertébrales de ceux sans fracture (Benhamou, et al., 1994), (Benhamou, et al., 2000).

Un indicateur fractal de texture osseuse trabéculaire a été développé et validé depuis 1994 par Benhamou et al., 1994. Ils ont développé une approche d'évaluation fractale de la microarchitecture osseuse trabéculaire sur des radiographies du calcaneus. Cette approche est basée sur le modèle de mouvement brownien fractionnaire, qui résulte de l'analyse d'images avec une gamme variable de niveaux de gris et ceci afin d'évaluer la capacité de l'analyse fractale de la texture osseuse sur les images radiographiques à discriminer un groupe de patients atteints de fractures vertébrales OP d'un groupe témoin apparié selon l'âge. Ces données ont permis de valider l'utilisation du modèle fractal en vérifiant

l'organisation fractale des images radiographiques analysées par le modèle (Benhamou, et al., 1994).

Pour caractériser l'architecture du réseau osseux trabéculaire Harba et al., 1994 ont proposé une méthode d'analyse fractale basée sur le mouvement brownien fractionnaire. Cette analyse est appliquée sur des lignes d'images radiographies numérisées du calcaneum. L'étude de l'autosimilarité sur des images de radiographies a permis de déterminer deux échelles de résolution pour lesquelles l'hypothèse fractale est vérifiée. La première va d'environ 100 à 550 μm . Cette zone est utilisée pour caractériser la structure osseuse à l'échelle de l'épaisseur trabéculaire. La seconde commence environ au-dessus de 900 μm , elle peut être liée à l'espacement trabéculaire. Cette étude a démontré que cette analyse fractale à l'échelle d'épaisseur des trabécules avait un potentiel intéressant pour séparer une population témoin d'une population ostéoporotique (Harba, et al., 1994).

Yasar et Akgunlu, 2006 ont réalisé une étude des différences d'indices panoramiques mandibulaires et de dimension fractale entre les patients avec et sans ostéoporose rachidienne. Les objectifs de cette étude étaient d'évaluer la relation entre l'ostéoporose, les signes buccaux, l'indice de masse corporelle et l'âge et d'évaluer la possibilité d'utiliser ces paramètres comme indicateurs de l'ostéoporose post-ménopausique. Quarante-huit femmes ménopausées âgées de 40 à 64 ans ont été considérées. Les indices mandibulaires et le nombre de dents mandibulaires ont été mesurés et évalués à partir de radiographies panoramiques, la dimension fractale a été calculée à partir des radiographies péri-apicales numériques directes de la région prémolaire-molaire mandibulaire par la méthode de comptage de boîtes. Les résultats de cette étude ont démontré que les patients ostéoporotiques étaient plus susceptibles d'avoir une morphologie altérée du cortex inférieur que les patients non ostéoporotiques et que l'âge est un facteur de risque important pour l'ostéoporose (Yasar & Akgunlu, 2006).

Harrar et Hammami, 2007 proposent une étude de la microarchitecture trabéculaire basée sur la dimension fractale calculée par la méthode du comptage de boîtes sur des images radiographiques de l'os distal de l'avant-bras, pour un groupe de 50 sujets. Cette étude a montré qu'il existe une bonne corrélation entre la densité minérale osseuse de tissu et sa dimension fractale sur les images radiographiques (Harrar & Hamami, 2007).

Dans le but de fournir des méthodes d'aide au diagnostic précoce de l'ostéoporose chez les personnes âgées, Jennane et al., 2011 ont développé des modèles de caractérisation de la microarchitecture osseuse. Ils ont proposé deux extensions du Mouvement Brownien Fractionnaire (MBF), à savoir, le MBF par morceaux présentant deux régimes spectraux et le MBF d'ordre n qui permet de définir la dimension fractale dans l'intervalle] $n-1$, n [. Ces procédés ont été appliqués aux radiographies d'os trabéculaires de deux populations composées de patients ostéoporotiques d'un côté et de sujets sains de l'autre, à l'aide du fBm standard et ses extensions, p-fBm et n-fbm. Les résultats démontrent que les modèles p-fBm et n-fBm sont plus adaptés à de telles données, ils discriminent mieux les deux populations que le fBm classique (Jennane, et al., 2011).

En 2014, Taфраouti et al., ont étudié l'intégration des machines à vecteurs de support (SVM) avec une extraction de caractéristiques basée sur le modèle de mouvement brownien fractionnaire dans l'identification de l'ostéoporose. Pour ce faire, ils ont utilisé une base de données composée des images radiographiques osseuses de 77 patients, acquises à l'hôpital d'Orléans (France). Dans ce processus, l'image originale est subdivisée en sous-images, et dans chaque sous-image une rotation est appliquée à un angle θ , obtenant ainsi un signal qui est modélisé par le mouvement brownien fractionnaire. Les caractéristiques de texture de chaque image sont obtenues en concaténant les caractéristiques de toutes les sous images. Celles-ci sont saisies comme paramètres dans quatre fonctions du noyau (Polynomial, Quadratic, RBF, Linear) dans l'étape de classification par SVM. Cette étude a donné de bons résultats en termes de précision (Taфраouti, et al., 2014).

Pour la discrimination de 28 personnes ménopausées avec fractures fémorales ostéoporotiques d'un groupe témoin de 28 femmes de même âge, Harrar et Jennane, 2015 ont utilisé la méthode de comptage de boîtes pour calculer la DF et la signature fractale pour l'analyse fractale de la texture trabéculaire. Les valeurs de la dimension fractale sont comparées à celles de la signature fractale et à la DMO au niveau du fémur proximal. En termes de classification des deux populations, les résultats de cette étude confirment que l'analyse fractale de la texture des radiographies du calcaneum est capable de distinguer les patients ostéoporotiques présentant une fracture fémorale des témoins. Cette discrimination était plus efficace par rapport à celle obtenue par la DMO seule (Harrar & Jennane, 2015).

Oulhaj et al., 2017b proposent une approche combinant la décomposition en ondelettes et des modèles circulaires paramétriques pour analyser les radiographies du calcanéum. Afin d'examiner les performances de l'approche paramétrique proposée par rapport aux méthodes non paramétriques, la précision et les taux d'AUC (Area Under the Curve) ont été calculés. Trois analyses non paramétriques différentes ont été considérées : l'analyse fractale qui est une approche basée sur la valeur moyenne du paramètre de Hurst, H-mean, obtenue en faisant la moyenne de différentes valeurs de paramètre de Hurst H, estimées dans 36 directions différentes, la matrice de cooccurrence de niveaux de gris (GLCM) qui est une méthode statistique et l'approche hybride du modèle binaire local (LBP) (Oulhaj, et al., 2017b).

Pour la classification des images radiographiques de l'os trabéculaires, El Hassouni et al., 2017 ont utilisé le modèle de mouvement brownien fractionnaire (fBm) et la fonction de densité de probabilité pour calculer une mesure de similarité avec la distance géodésique de Rao dans le but de classer les images radiographiques de l'os trabéculaires. Une étude clinique a été réalisée sur des images radiographiques osseuses provenant de deux populations de patients ostéoporotiques (avec fracture) et sujets témoins. Un taux de classification de 96,5% est alors atteint (El Hassouni, et al., 2017).

Pour la caractérisation des modifications trabéculaires sur les images radiographiques osseuses, Harrar et al., 2018 ont proposé une méthode d'analyse orientée combinant un modèle de mouvement brownien fractionnaire anisotrope (piecewise fractional Brownian motion (ap-fBm) avec un estimateur de la dimension fractale appelé estimateur anisotrope de Whittle par morceaux (anisotropic piecewise Whittle Estimator (ap-WhE)). Pour évaluer l'efficacité de différents estimateurs d'analyse orientée de textures anisotropes dans l'estimation de la dimension fractale, deux méthodes d'analyse orientées ont été comparées. La première appelée « Image Rotation » est basée sur la rotation de l'image et l'extraction de lignes ; la deuxième méthode appelée « Directional Lines Extraction » porte sur l'extraction des lignes directement dans la direction souhaitée sans rotation de l'image. Pour valider leurs approches, ils ont comparé plusieurs estimateurs bien connus sur des images de mouvement brownien fractionnaire synthétique isotrope et anisotrope dans différentes orientations de multiples 45°. Les résultats d'une application réelle sur des images radiographiques osseuses afin de discriminer deux populations composées de 87 patients ostéoporotiques et 87 sujets

témoins ont montré la performance de modèle ap-fBm et l'estimateur ap-WhE pour caractériser les textures naturelles notamment de tissu trabéculaire par rapport à d'autres estimateurs (Harrar, et al., 2018).

Pour l'évaluation de différentes méthodes de synthèse d'images avec les propriétés de mouvement brownien fractionnaire (fractional Brownian motion (fBm)), Taфраouti et al (2018) ont appliqué un schéma de classification aux images radiographiques osseuses pour distinguer deux groupes de cas : ostéoporotiques (OP) et témoins (CC). Pour évaluer la qualité de quatre méthodes de synthèse en termes d'adéquation des réalisations générées aux propriétés de mouvement brownien fractionnaire, ils ont appliqué la transformation de décomposition en ondelettes M-bandes en arbre dual (DMBDT) afin d'extraire différentes caractéristiques statistiques à utiliser dans la tâche de classification des images. Le schéma de classification est ensuite testé sur des images radiographiques osseuses pour distinguer deux groupes de cas ostéoporotiques (OP) et témoins (CC). Une précision de 96 % a été atteinte (Taфраouti, et al., 2019) .

Dans une recherche sur les images tomodensitométriques des vertèbres de la région thoraco-lombaire, l'analyse fractale a été utilisée pour déterminer un ensemble de descripteurs de caractéristiques qui pourraient être appliqués dans le processus de diagnostic des lésions osseuses causées par l'ostéoporose (Omiotek, et al., 2019). Sur la base de l'analyse fractale d'un ensemble de données qui contenait des images de patients en bonne santé et de patients diagnostiqués avec l'ostéoporose, trois descripteurs ont été obtenus. Il s'agissait de deux dimensions fractales calculées par la méthode de variation obtenue à la suite de l'analyse d'images en niveaux de gris et d'une lacunarité fractale calculée par la méthode du comptage de boîtes sur des images binaires. L'efficacité des descripteurs a été vérifiée à l'aide de six méthodes de classification supervisée populaires. Une précision globale de la classification de 81 % est atteinte. Les résultats de cette recherche ont montré que l'analyse fractale peut être un outil essentiel pour extraire un vecteur caractéristique des images de tomodensitométrie de la colonne vertébrale dans le diagnostic des défauts osseux ostéoporotiques.

Une technique de caractérisation fractale de la texture des images aux rayons X et en IRM de l'os trabéculaire est proposée par Zehani, et al., 2020. La méthode de comptage

différentiel de boîtes (DBCM) a été utilisée pour estimer la dimension fractale (FD) après une étape de prétraitement d'image appropriée. Une analyse statistique comparative a été réalisée sur des images IRM et radiographiques de tissus osseux sains et ostéoporotiques. Les résultats ont montré un niveau de performance acceptable de cette méthode pour distinguer les tissus osseux trabéculaires sains et ostéoporotiques (Zehani, et al., 2020).

Pour la prédiction des propriétés mécaniques de l'os cortical d'une côte humaine à l'aide de la dimension fractale, Velazquez-Ameijide et al., 2021, ont considéré un grand nombre de sujets humains post mortem pour étudier la relation entre la microstructure de l'os cortical des côtes et les propriétés mécaniques à l'aide de la dimension fractale. Des tests de traction uniaxiale ont été réalisés sur des coupons d'os cortical des côtes. La résistance à la traction, la limite d'élasticité, le module d'Young, la déformation maximale et le travail jusqu'à rupture ont été déterminés pour chaque coupon. La dimension fractale a été calculée à partir d'images CT et de procédures de corrélation d'images numériques. Un effet très significatif des propriétés mécaniques sur la dimension fractale a été observé dans cette étude (Velázquez-Ameijide, et al., 2021).

Afin d'évaluer le potentiel de paramètre de lacunarité osseuse β (TBL β), en tant qu'outil pour la prédiction de risque de fracture ostéoporotique, une étude observationnelle portant sur des femmes de plus de 50 ans à risque de FV a été menée par Zaia et al., 2021. Le paramètre TBL β a été calculé sur des images IRM de vertèbres lombaires, provenant de 279 femmes ostéoporotiques avec et sans fracture vertébrale préalable. La puissance diagnostique de la méthode TBL β , par la courbe des caractéristiques de fonctionnement du récepteur (ROC) et d'autres mesures de précision diagnostique, a été comparée au DXA-BMD de la colonne lombaire. Les résultats de base montrent que TBL β est capable de discriminer les patients avec/sans FV prévalente ($p = 0,003$). L'ASC (aire sous la courbe de ROC) est de 0,63 pour le TBL β , statistiquement plus élevée ($p = 0,012$) que celle de la DMO (0,53) (Zaia, et al., 2021) .

Dans l'objectif de comparer la dimension fractale (DF) mesurée par la méthode de comptage de boîtes pour deux sites osseux sur la tomодensitométrie à faisceau conique (CBCT), une étude a été réalisée par Carvalho et al., 2022 pour savoir si la DF pouvait servir d'outil accessoire pour orienter les femmes ménopausées vers une analyse densitométrique.

La fiabilité et la précision de DF ont été évaluées. Cette étude est réalisée sur 103 femmes ménopausées, dont 52 avaient une densité minérale osseuse normale et 51 avaient une ostéoporose. Deux régions d'intérêt ont été considérées : une située à la deuxième vertèbre cervicale et l'autre située à la mandibule. Les résultats de cette étude ont montré que les valeurs moyennes de DF étaient significativement plus faibles dans la région d'intérêt mandibulaire chez les patients ostéoporotiques que chez les individus ayant une densité minérale osseuse normale, les AUC étaient de 0,644 ($P = 0,008$) et 0,531 ($P = 0,720$) pour les sites mandibulaire et vertébral, respectivement. Bien que la DF soit différente entre les femmes ayant une DMO normale et une ostéoporose au site mandibulaire, la DF au niveau du site vertébral ne pouvait pas être utilisée comme outil additif pour orienter les femmes vers une investigation de l'ostéoporose (Carvalho, et al., 2022).

III.7 Des fractales aux multifractales

La théorie des fractales fournit des outils mathématiques pour décrire des phénomènes à différentes échelles. Pour les objets fractals caractérisés par une structure hiérarchique récursive, la compréhension de quelques étapes de raffinement suffit souvent à appréhender globalement le phénomène physique considéré. Cependant, certains objets physiques présentent des structures moins ordonnées, ce qui nécessite des outils d'analyse plus sophistiqués.

Dans leur travail, Parisi et Frisch, 1985 ont remarqué que les phénomènes turbulents, présents dans les fluides en mouvement, sont caractérisés par des tourbillons et des mouvements chaotiques à différentes échelles spatiales et temporelles, et que la turbulence ne pouvait être entièrement décrite par les outils traditionnels de la physique, car elle présentait des structures complexes et variées à différentes échelles. Les méthodes d'analyse classiques basées sur des concepts de régularité uniforme n'étaient pas suffisantes pour décrire pleinement ces phénomènes.

Pour surmonter ces limitations, Parisi et Frisch.,1985 ont introduit le formalisme multifractal. Cette approche reconnaît que la turbulence et d'autres phénomènes similaires ne suivent pas une régularité constante à toutes les échelles, mais présentent plutôt une variabilité locale de la régularité. En d'autres termes, la structure de la turbulence peut varier

d'une région à une autre dans un même flux turbulent. En effet, l'analyse multifractale fournit un cadre plus flexible pour décrire la complexité des phénomènes turbulents, en prenant en compte la diversité des structures et des comportements observés à différentes échelles. Cette approche a eu un impact significatif dans le domaine de la physique de la turbulence et a également été étendue à d'autres domaines où des phénomènes complexes se manifestent à différentes échelles, offrant ainsi de nouveaux outils pour mieux comprendre et modéliser la complexité des systèmes naturels (Parisi & Frisch, 1985).

Les multifractales sont une généralisation des fractales, elles étudient la distribution des dimensions fractales locales, elles capturent une plus grande diversité de structures que les fractales traditionnelles. Les fractales présentent une auto-similarité stricte, tandis que les multifractales permettent des degrés variables d'auto-similarité à différentes échelles. En d'autres termes, contrairement aux fractales qui ont une dimension fractale unique, les multifractales ont une gamme de dimensions fractales (propriétés fractales différentes) qui caractérisent différentes parties de l'ensemble.

Les multifractales sont principalement utiles pour la description et la modélisation des phénomènes complexes qui présentent des irrégularités et des variations de manière non uniforme à différentes échelles. Cela peut être observé dans des phénomènes comme, le mouvement des prix sur les marchés financiers, les variations de précipitations dans les systèmes climatiques, ou même les images médicales complexes peuvent être analysées à l'aide des concepts multifractaux. Les méthodes multifractales trouvent des applications importantes en imagerie médicale, elles offrent des outils mathématiques puissants qui permettent l'analyse et la caractérisation de structures complexes et hétérogènes présentes dans des tissus biologiques, d'identifier les régions présentant des anomalies ou des pathologies, et d'aider à la prise de décisions cliniques.

L'analyse multifractale offre donc une description plus riche des structures complexes que l'on peut rencontrer dans la nature ou dans les données, en introduisant la notion de singularités multiples ou de degrés de rugosité à différentes échelles. Les méthodes multifractales d'analyse de texture s'appuient sur le concept de la régularité d'une fonction qui est habituellement définie par un exposant appelé exposant de Holder et sur les spectres multifractals. Elle se fait en introduisant des fonctions de poids ou des mesures de probabilité

variables à différentes échelles. Ces fonctions attribuent des poids divers à différentes parties de l'objet fractal, conduisant ainsi à des dimensions fractales variables. Les multifractales présentent ainsi une distribution de dimensions fractales qui permet de capturer la complexité hétérogène des phénomènes naturels.

Dans un système homogène, la probabilité (p) d'une mesure change avec l'échelle ε suivant la relation suivante (Chhabra, et al., 1989), (Evertsz & Mandelbrot, 1992):

$$P(\varepsilon) \sim \varepsilon^D \quad (III.14)$$

où D représente la dimension fractale du système. Pour les systèmes non-uniformes ou hétérogènes, la probabilité P_i dans la $i^{\text{ème}}$ boîte, qui est en rapport avec le degré de porosité du tissu osseux dans notre étude, varie comme:

$$P_i(\varepsilon) \sim \varepsilon^{\alpha_i} \quad (III.15)$$

où α_i représente l'exposant de Holder ou spectre de singularité caractérisant le degré de régularité dans la $i^{\text{ème}}$ région ou dans un endroit spatial (Feder, 1988). Comme des valeurs semblables de α_i pourraient être trouvées à différentes positions de la structure observée, la distribution de ce paramètre est donnée par le spectre multifractal $f(\alpha_i)$ qui décrit la régularité globale de la surface analysée, ce paramètre peut être considéré comme la dimension fractale des sous-ensembles caractérisés par l'exposant de Holder α_i . La relation entre le spectre multifractal $f(\alpha_i)$ et le nombre de boîtes (ou points) $N(\alpha_i)$ possédant l'exposant de singularité α_i est donnée comme suit (Kohmoto, 1988) :

$$N(\alpha_i) \sim \varepsilon^{-f(\alpha_i)} \quad (III.16)$$

Voici quelques aspects clés de l'analyse multifractale :

III.7.1 Fonctions d'irrégularités (exposants de Hölder)

La régularité ponctuelle est une façon de quantifier, à l'aide d'un nombre positif, le fait que le graphe d'une fonction est plus ou moins "rugueux" en un point t_0 donné. La régularité ponctuelle autour d'un point t d'une fonction $X(t)$ est le plus habituellement mesurée par l'exposant ponctuel de Hölder qui est un paramètre fondamental dans l'analyse

multifractale des signaux. Il est utilisé pour quantifier la régularité ou l'irrégularité des données à différentes échelles. Il exprime la variation spatiale de la structure des textures. En effet, il mesure la manière dont les irrégularités varient spatialement et il est associé à des sous-ensembles de données spécifiques à différentes échelles. Les avancées dans les méthodes d'estimation de ces exposants permettent une caractérisation plus précise des textures multifractales.

L'exposant de Hölder α d'une fonction $X(t)$ en un point t_0 est défini comme étant le plus grand exposant tel qu'il existe un polynôme $P_n(t)$ de degré n (Wendt, et al., 2007) :

$$|X(t) - P_n(t)| \leq C |t - t_0|^\alpha \quad (III.17)$$

où C est une constante positive et $|t - t_0|$ représente la distance entre t et t_0 .

Cette inégalité exprime la manière dont la fonction $X(t)$ se comporte près du point t_0 . En termes simples, elle dit que la différence entre la fonction $X(t)$ et le polynôme $P_n(t)$ est bornée par une constante C multipliée par la puissance de la distance $|t - t_0|$ à la puissance de l'exposant de Hölder α .

L'exposant de Hölder montre donc à quel point la fonction est "lisse" ou "régulière" autour du point t_0 . Un exposant de Hölder élevé indique une fonction plus régulière, tandis qu'un exposant plus petit indique une fonction moins régulière, voire rugueuse ou irrégulière, autour du point considéré.

III.7.2 Spectre multifractal :

En général, le spectre multifractal est une distribution continue d'exposants de Hölder ou de dimensions généralisées. Chaque exposant de Hölder dans ce spectre correspond à une échelle spécifique et exprime la façon dont la structure ou la texture varie ou se complexifie à cette échelle particulière. En examinant le spectre multifractal, on peut obtenir des informations précieuses sur la distribution des singularités à différentes échelles, sur la nature de la variabilité spatiale et sur la manière dont la complexité est répartie dans la texture ou le signal étudié. Cette représentation offre une vision plus complète et détaillée de la

structure multifractale d'un système, permettant une analyse approfondie et une meilleure compréhension des phénomènes complexes observés.

Le spectre multifractal est calculé à partir de l'ensemble de données en utilisant des méthodes mathématiques spécifiques. La procédure générale de calcul de spectre multifractal est comme suit :

a) Choix de la mesure ou de la fonction à étudier :

Il peut s'agir d'une distribution de probabilité, d'une fonction définie sur un intervalle, ou d'une autre mesure fractale.

b) Définition de différentes échelles :

On considère généralement plusieurs échelles pour étudier la fonction ou la mesure. Cela peut se faire en utilisant des boîtes de différentes tailles ou en effectuant des analyses à différentes résolutions.

c) Calcul des exposants de Hölder :

Pour chaque échelle, on calcule l'exposant de Hölder α qui mesure la régularité locale de la fonction ou de la mesure. Cet exposant est défini par la manière dont la fonction varie sur cette échelle spécifique.

d) Construction du spectre multifractal :

Le spectre multifractal représente la distribution des valeurs de α et leur fréquence d'apparition à travers différentes échelles. Il révèle des informations sur la nature fractale et multifractale de la texture du tissu osseux trabéculaire, y compris la présence de structures à différentes échelles.

Une fois les exposants de Hölder α sont calculés pour différentes échelle, l'étape suivante d'une analyse multifractale consiste à décomposer le support de X suivant les ensembles E_α qui présentent les lignes de niveaux de la fonction de Hölder (grouper les points de même régularité), pour obtenir une description globale de la répartition des singularités de X , tel que :

$$E_\alpha = \{t : \alpha_x(t) = \alpha\} \quad (III.18)$$

Ceci peut se faire en privilégiant une approche géométrique ou une approche statistique. Le résultat est un spectre multifractal, c'est-à-dire une fonction $\alpha \rightarrow f(\alpha)$, qui décrit combien de points du signal ont une régularité égale à α .

e) Analyse et interprétation :

L'analyse du spectre multifractal permet de comprendre comment les singularités se distribuent à différentes échelles dans l'objet étudié. Des zones de régularité ou d'irrégularité spécifiques peuvent être identifiées, et des informations sur la structure fractale à différentes échelles peuvent être obtenues. Les résultats du spectre multifractal peuvent être interprétés pour comprendre les caractéristiques de la texture du tissu osseux trabéculaire, telles que la distribution des trabécules et leur complexité à différentes échelles.

III.7.3 Méthodes de calcul du spectre multifractal

Dans le cadre de l'étude de la texture, y compris pour le tissu osseux trabéculaire, l'analyse multifractale consiste à décrire les propriétés de régularités ponctuelles par l'intermédiaire du spectre de singularités. Le calcul de spectre multifractal repose généralement sur des méthodes mathématiques et informatiques avancées. Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'estimation du spectre multifractal. Ces méthodes sont généralement divisées en deux classes, celles dites de « comptage de boîtes » et celles basées sur les ondelettes. Nous présentons dans cette section quelques-unes des méthodes couramment utilisées dans l'analyse de la texture en général et dans l'analyse des images médicales en particulier :

III.7.3.1 Méthodes basées sur le comptage de boîtes (Box-Counting Analysis) :

Que ce soit pour des signaux 1D, 2D ou 3D, le principe des méthodes de cette classe est le même que celui des méthodes de l'évaluation de la DF dans la section (III.4.1). Le principe est basé sur la division de l'image en boîtes de différentes tailles et une mesure normalisée est calculée dans chacune d'elles. La distribution des singularités fractales à différentes échelles est quantifiée en comptant le nombre de boîtes nécessaires pour couvrir

chaque niveau de singularité. Le spectre multifractal est obtenu en analysant comment la densité de singularités varie avec la taille des boîtes.

III.7.3.2 Dimension fractale généralisée et spectre multifractal

Les dimensions fractales généralisées $D(q)$ également appelées « dimensions de Renyi » (Renyi, 1955) sont calculées comme une fonction de l'ordre de la probabilité de moment q tel que le paramètre q permet de caractériser la complexité d'un signal à différentes échelles. Les dimensions fractales généralisées sont définies comme le comportement asymptotique du rapport entre $\ln(Z(q, \epsilon))$ et $\ln(\epsilon)$. (Hentschel et Procaccia 1983) :

$$D(q) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0^+} \frac{1}{q-1} \frac{\ln(Z(q, \epsilon))}{\ln(\epsilon)} \quad (III.19)$$

$Z(q, \epsilon)$ représente la fonction de partition, qui est définie comme suit :

$$Z(q, \epsilon) = \sum_{i=1}^{N(\epsilon)} p_i(\epsilon)^q \quad (III.20)$$

$N(\epsilon)$ indique le nombre de boîtes de taille ϵ nécessaires pour couvrir le signal, et $P_i(\epsilon)$ est la probabilité associée à la $i^{\text{ème}}$ boîte. En ajustant q , on peut obtenir différentes dimensions fractales généralisées.

La fonction de partition évolue aussi comme :

$$Z(q, \epsilon) = \epsilon^{\tau(q)} \quad (III.21)$$

où $\tau(q)$ est l'exposant de corrélation du moment d'ordre q défini comme (Halsey, et al., 1986):

$$\tau(q) = (q-1)D(q) \quad (III.22)$$

Le spectre multifractal $f(\alpha)$ et l'exposant de corrélation $\tau(q)$ sont liés par la transformée de Legendre ((Halsey, et al., 1986), (Chhabra, et al., 1989)):

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - \tau(q) \quad (III.23)$$

et

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(q)}{dq} \quad (III.24)$$

La transformée de Legendre pourrait conduire à certaines erreurs. En 1989, Chhabra et Jensen ont présenté une méthode d'estimation directe du spectre multifractal, sans la transformée de Legendre. Cette méthode est largement appliquée pour étudier la résistance des structures à différentes échelles, en particulier, pour traiter la variabilité spatiale des propriétés du sol et l'analyse de la distribution volumique de ses agrégats à partir d'échantillons prélevés (Chhabra, et al., 1989) ; (Posadas, et al., 2003) ; (Posadas, et al., 2005); (Perrier, et al., 2006). Dans notre travail, nous l'avons adoptée pour la caractérisation du tissu osseux et la classification de la texture trabéculaire sur des images radiographiques de calcaneum, pour la discrimination entre les sujet sains et ostéoporotiques (Bouzeboudja, et al., 2023)].

III.7.3.3 Approche géométrique

L'analyse d'image numérique par géométrie fractale considère l'image comme une surface dans l'espace euclidien à trois dimensions où (x, y) représente la position du pixel et le niveau de gris est la troisième composante.

Pour évaluer la régularité d'une image (image de singularité) au voisinage d'un point (x, y) , l'image est divisée en boîtes S_i non superposées de taille ϵ . Chaque boîte S_i est caractérisée par une mesure, $\mu(S_i)$ qui est fonction des niveaux de gris de l'image. L'exposant de Hölder local α au point (x, y) qui est un paramètre clé dans l'analyse multifractal est défini par (Stojic, et al., 2006) :

$$\alpha_i = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(\mu(S_i))}{\ln(\epsilon)} \quad (III.25)$$

où α_i est l'exposant de Hölder du sous-espace S_i .

Le spectre multifractal appelé aussi dimension de Hausdorff est donné par :

$$f_\varepsilon(\alpha) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(N_\varepsilon(\alpha_i))}{\ln(\varepsilon)} \quad (III.26)$$

où $N_\varepsilon(\alpha)$ est le nombre de cases contenant une valeur particulière de α_i .

Cette méthode est proposée pour la détection des microcalcifications dans les mammographies numériques. Elle a extrait avec succès les microcalcifications dans des cas cliniquement approuvés (Stojic, et al., 2006).

III.7.3.4 Méthodes basées sur la transformation en ondelettes (WT, Wavelet Transform) :

Les transformées en ondelettes sont utilisées pour l'analyse multifractale d'images et de signaux. Les coefficients d'ondelette sont appliqués pour estimer les dimensions fractales à différentes échelles. En effet, la transformée en ondelettes aide à décomposer le signal en différentes échelles et à extraire des informations sur la structure de singularité locale à chaque échelle permettant ainsi de construire le spectre multifractal.

III.7.3.4.1 Méthode des coefficients dominants

La méthode des coefficients dominants (Wavelet Leaders) repose sur un fondement théorique établie par (Abry, et al., 2004) et (Jaffard, et al., 2006) . Elle est utilisée dans l'analyse multifractale pour caractériser la structure fractale des données.

La méthode des coefficients dominants repose sur la notion de dimensions fractales généralisées, qui permettent de quantifier la complexité fractale à différentes échelles. Les fonctions de partition dans cette méthode sont construites à partir des coefficients dominants (définis comme des sup locaux de coefficients d'ondelette) obtenus par la transformée en ondelettes discrète (TOD)

Pour un signal unidimensionnelle pour la position k et l'échelle 2^j , les coefficients d'ondelette discrets sont définis pour l'ondelette $\psi_{j,k}$ qui est la norme adaptée à la description des exposants de Hodler :

$$d_f(j, k) = \int_{\mathbb{R}} dt f(t) \frac{1}{2^j} \psi_0(2^{-j}t - k) \quad (III.27)$$

Les coefficients dominants $l_f(j, k)$ à l'échelle j et au temps k sont définis à partir des coefficients $d_f(j, k)$ de la façon suivante :

$$l(j,k) = \sup_{\lambda'_{j,k} \subset 3\lambda_{j,k}} |d(\lambda'_{j,k})| \quad (III.28)$$

$\lambda_{j,k}$ est défini comme étant l'intervalle séparant les points du maillage dans le plan temps échelles à l'échelle j et au moment k . Les coefficients dominants $l(j, k)$ consiste à sélectionner le coefficient en ondelettes discrètes ayant la plus grande valeur absolue dans l'intervalle $\lambda'_{j,k}$.

III.7.3.4.2 Méthode de maximum de module de la transformée en ondelettes (MMTO)

La méthode des « maxima du module de la transformée en ondelettes » (MMTO) repose sur la transformée en ondelettes en générale et sur la transformée en ondelettes continues en particulier. Elle est adaptée pour révéler l'organisation hiérarchique des singularités des mesures fractales (Arnéodo, et al., 2000). Son principe est basé sur le suivi des MMTO à différentes échelles.

La méthode MMTO consiste à former une fonction de partition basée sur les maximas locaux, définis à chaque échelle, du module de la TO. Ainsi, la relation qui donne la fonction de partition prend en considération les modules $M_\sigma(x)$ appartenant aux lignes de maxima de la TO. Elle est définie par (Arnéodo, et al., 2000) :

$$Z(q, \sigma) = \sum_{q \in \mathbb{R}, L \in L(A)} (M_\sigma(x))^q \quad (III.29)$$

où q est l'ordre des moments statistiques et $M_\sigma(x)$ est l'ensemble des maxima locaux à l'échelle σ .

Un ajustement par régression linéaire des fonction de partition dans un plan logarithmique permet l'estimation de la fonction d'échelle $\tau(q)$, la relation entre la fonction de partition et la fonction d'échelle est décrite par:

$$Z(q, \sigma) \approx \sigma^{\tau(q)} \quad (III.30)$$

III.7.4 Applications de des méthodes d'analyse multifractale dans l'analyse de la texture osseuse

Une technique de caractérisation texturale pour un diagnostic efficace de l'ostéoporose à l'aide d'images radiographiques osseuses a été proposée par (Palanivel, et al., 2020). La lacunarité multifractale a été utilisée pour caractériser la texture de l'os trabéculaire dans les radiographies. Dans un premier temps, ils ont calculé les exposants de Holder, puis les dimensions de Hausdorff, qui quantifient la régularité globale des pixels. Ensuite, ils ont déterminé la lacunarité à partir des dimensions de Hausdorff. Les mesures des performances montrent que l'estimation de la lacunarité à partir des dimensions de Hausdorff, plutôt que de l'image d'entrée, contribue directement à une caractérisation texturale des radiographies osseuses, conduisant à de bonnes performances dans la classification de l'ostéoporose.

Khider et al, 2007 ont proposé un technique de classification de la texture de l'os trabéculaire à partir d'images IRM et tomodesitométriques par analyse multi-résolution. Cette technique est basée sur l'utilisation de l'analyse multifractale par la méthode WTMM-2d. Un choix de trois caractéristiques a été proposé pour réaliser la classification de ces images : la moyenne des exposants de Hölder aux sommets du spectre de Legendre, la densité des squelettes de transformation en ondelettes par pixel et la variance des directions des gradients (Khider, et al., 2007.).

Korchiyne et al., 2012 ont utilisé la méthode géométrique de calcul de spectre multifractal pour la caractérisation d'images CT-Scan (Computed Tomography) de textures osseuses saines et ostéoporotique. L'approche proposée est basée sur l'analyse des

composants fractals de l'image et l'étude de la régularité locale et globale par le biais de l'exposant de Hölder et du spectre multifractal (Korchiyne, et al., 2012).

III.8 Discussion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la théorie fractale et multifractale sous les différentes formes existantes. Nous avons étudié la notion de dimension fractale qui est une notion importante dans l'analyse des signaux. Plusieurs méthodes de calcul de dimension fractale ont été présentées, particulièrement, celles qui sont largement appliquées dans l'analyse des caractéristiques de tissu osseux. Nous avons présenté aussi la notion d'irrégularité, la fonction d'irrégularité et le spectre multifractal qui représentent un élément fondamental dans l'analyse multifractale des signaux.

Nous avons passé en revue les principales approches utilisées dans la caractérisation fractale d'images texturées du tissu osseux, notamment les approches appliquées sur les images de radiographies osseuses.

Les différentes études ont prouvé qu'il existe une bonne corrélation entre la densité minérale osseuse de tissu et sa dimension fractale, et soutiennent l'idée que la dimension fractale est plus sensible que la DMO dans des cas spécifiques. Ces travaux ont démontré que l'analyse fractale appliquée à la texture trabéculaire avait un potentiel intéressant pour séparer une population témoin d'une population ostéoporotique.

L'hypothèse de l'évaluation fractale de l'architecture de l'os trabéculaire peut avoir des applications, non seulement pour améliorer la précision du dépistage des patients ostéoporotiques en tant qu'indicateur complémentaire de la DMO, mais également dans diverses tâches d'intérêt clinique, comme l'évaluation des propriétés mécaniques de l'os ostéoporotique et l'étude de l'effet traitements sur la réparation osseuse.

L'analyse multifractale qui représente une généralisation de la théorie fractale, permet de quantifier le degré de régularité, elle fournit une description à la fois locale et globale des singularités d'un signal. Cette description est souvent porteuse d'informations complémentaires. Ces informations peuvent être utiles dans l'analyse de la structure des pores et des travées de l'os trabéculaire.

Dans le prochain chapitre, nous allons proposer une nouvelle approche basée sur l'analyse multifractale afin d'extraire de nouveaux attributs caractéristiques de la texture trabéculaire.

CHAPITRE IV

IDENTIFICATION DE L'OSTÉOPOROSE PAR L'ANALYSE DE LA TEXTURE OSSEUSE

IV.1 Préambule

Dans ce chapitre, nous présentons la méthode d'analyse et de caractérisation de la texture du tissu trabéculaire osseux pour la classification des sujets sains et ostéoporotiques que nous avons développée et appliquée aux images radiographiques de calcanéum et aux images IRM et scanner (CT) de tissu osseux. Cette méthode est basée sur le calcul direct du spectre multifractal qui permet une caractérisation des irrégularités locales et globales de l'image, influencées par la détérioration de la microarchitecture osseuse causée par la maladie.

Après une présentation des données utilisées pour mettre au point notre méthode, la technique sera structurée en trois parties : la première consiste au prétraitement des images et à leur binarisation pour la mise en évidence du réseau trabéculaire osseux, la deuxième montre l'intérêt de l'utilisation du spectre multifractal pour l'extraction de nouveaux paramètres caractéristiques de la texture trabéculaire, et la troisième partie traite l'application des modèles de classification pour évaluer les performances des attributs proposés. Nous terminons par la présentation des résultats et leurs validations.

IV.2 Présentation des données et de la méthode

IV.2.1 Présentation des données :

Différentes bases d'images sont utilisées pour tester les performances de la méthode proposée. Néanmoins, afin de valider notre approche et de pouvoir comparer nos résultats avec un maximum d'autres travaux, nous avons utilisé la banque de données la plus utilisée dans des recherches antérieures.

Notre première base de données est constituée d'images obtenues par différentes modalités (Scanner (CT) et IRM) prises in vivo à l'hôpital de Lille. Des régions d'intérêt (Region Of Interest) notées ROI de différentes dimensions allant de (70 x 70) à (110 x 100) pixels ont été localisées par radiologie sur les différentes coupes obtenues par les deux techniques, de façon à ne conserver que les surfaces trabéculaires en objet d'étude (voir figures IV.1 et IV.2).

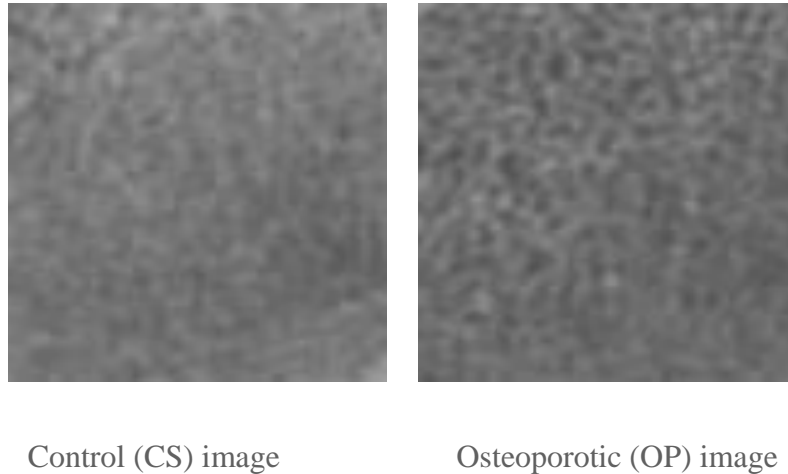


Figure IV.1 : ROI CTC extrait d'un sujet CS et d'un patient OP

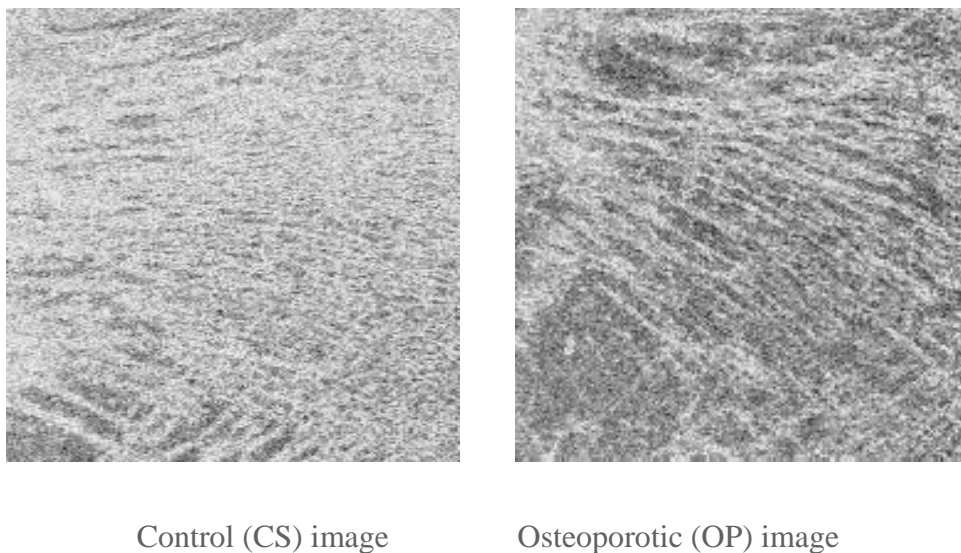


Figure IV.2 : ROI IRM extrait d'un sujet CS et d'un patient OP.

Une autre base de données a été mise à notre disposition par l'Hôpital d'Orléans (France). Elle contient un ensemble d'images radiographiques 2D qui représentent les régions d'intérêt (ROI) localisées par toujours radiologie pour ne conserver que la surface de l'os trabéculaire. Les images radiographiques du calcanéum ont été obtenues selon une procédure standardisée, à l'aide d'un équipement clinique à rayons X, la distance focale-calcaneum a été fixée à 1,15 m, la tension du tube a été réglée à 55 kV et la condition d'exposition était de 20 mAs pour tous les patients. Les images obtenues sont codées sur 16 bits et ont une taille de 400 x 400 pixels. La base de données est composée d'images radiographiques du calcanéum (os du talon) de deux populations. Une population de référence comprenant 87 sujets témoins (CS) et 87 patients ostéoporotiques (OP) présentant des fractures. La figure IV. 3 illustre la région d'intérêt dans le calcanéum. La figure IV.4 décrit celle extraite du calcanéum d'un sujet CS et d'un patient OP.



Figure IV.3 : Exemple de ROI sélectionnée à partir d'image radiographique de calcanéum.

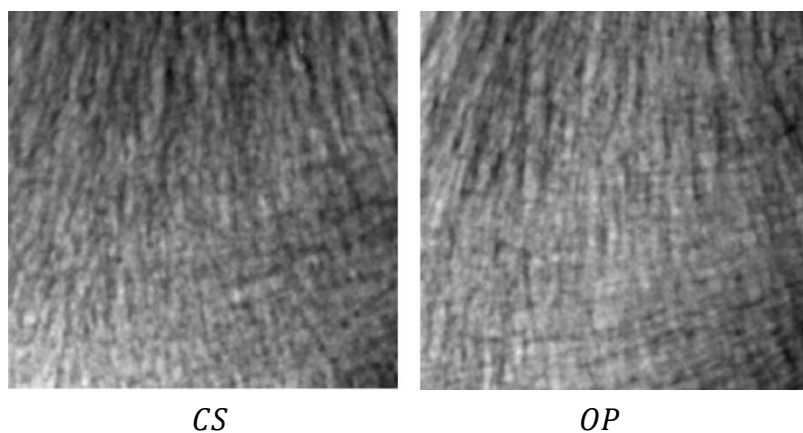


Figure IV.4 : ROI radiographique extrait du calcanéum d'un sujet CS et d'un patient OP.

IV.2.2 Méthodologie

L'approche multifractale proposée a été mise en œuvre en deux dimensions (2D) et sans perte de généralité, son principe peut être étendu aux cas 1D et 3D. La technique retenue fonctionne selon différentes étapes détaillées dans les sections suivantes. Tout d'abord, les images sont prétraitées à l'aide d'un filtre médian suivi d'une étape de binarisation. Ensuite, le spectre multifractal est calculé et différents attributs caractéristiques sont extraits pour caractériser la microarchitecture de l'os trabéculaire. Enfin, ces derniers sont utilisés pour classer les deux populations de sujets ostéoporotiques et témoins. Les étapes de l'approche proposée seront détaillées dans les prochaines sections et illustrées dans l'organigramme général de la figure IV.5.

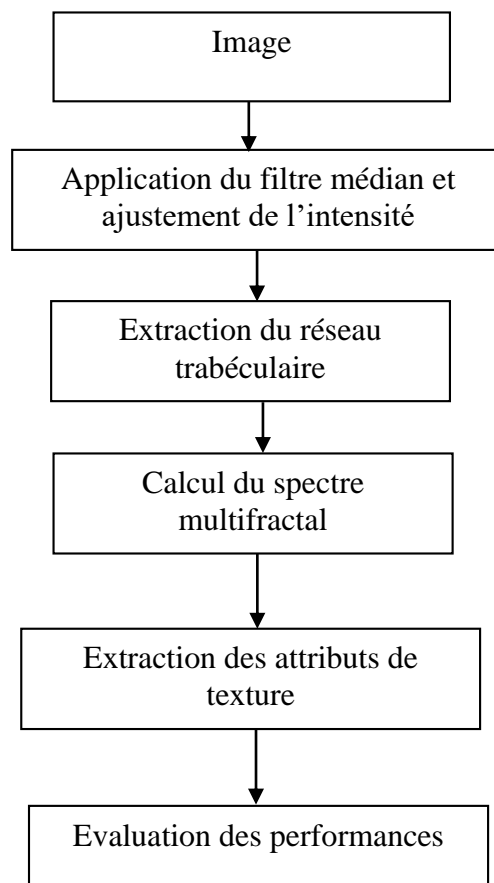


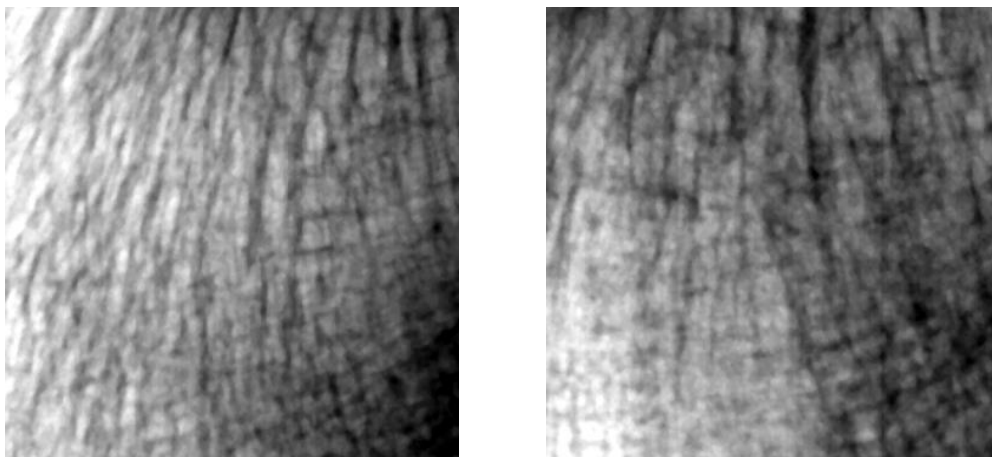
Figure IV.5 : Organigramme général de l'approche proposée.

IV.2.2.1 Prétraitement

Les images osseuses montrent une grande similitude entre les sujets sains et les patients ostéoporotiques. Pour améliorer la qualité de l'image et augmenter la capacité de l'approche proposée à distinguer les sujets *CS* et *OP*, chaque image est d'abord prétraitée.

Pour supprimer le bruit impulsionnel sans modifier les fréquences pertinentes pour la classification de l'ostéoporose, un filtre médian non linéaire de taille 3x3 a été appliqué à chaque image en niveaux de gris. Le filtre médian corrige principalement le bruit du type sel et poivre produit lors du processus d'acquisition des images.

Pour améliorer le contraste et assurer la meilleure dynamique possible, une expansion linéaire de l'échelle de niveaux de gris de chaque image a été réalisée grâce à un ajustement de l'histogramme. La figure IV.6 montre des images typiques obtenues après application d'un filtre médian et réglage de l'intensité des images radiographiques d'un patient *CS* et *OP*.



(CS)

(OP)

Figure IV.6: Échantillons représentatifs d'images radiographiques osseuses d'un sujet *CS* et d'un patient *OP* après application du filtre médian et réglage de l'intensité.

Pour évaluer l'impact de l'étape de binarisation sur les résultats obtenus, deux méthodes ont été utilisées. La première consiste à une binarisation locale avec un seuil déterminé à chaque pixel en utilisant la valeur moyenne locale, plus 25% de l'écart type des niveaux de gris dans une fenêtre de voisinage de taille 5x5 (Boutry, et al., 2003). La deuxième méthode porte sur une méthode de binarisation globale, qui exploite l'algorithme utilisé par (White &

Rudolph, 1999). La première étape de cette technique consiste à améliorer le contraste à l'aide du filtre Laplacien Gaussien ($\sigma = 0,5$ pixels, taille du noyau = 6). Ensuite, la méthode de seuillage global d'Otsu (Otsu, 1979) est utilisée pour fournir une image binaire. Les résultats obtenus à l'aide des méthodes de binarisation locale et globale sont illustrés par les figure IV.7, IV .8 et IV.9, pour les images CT, IRM et radiographique respectivement. Les travées osseuses sont représentées en blanc tandis que la moelle osseuse est affichée en noir.

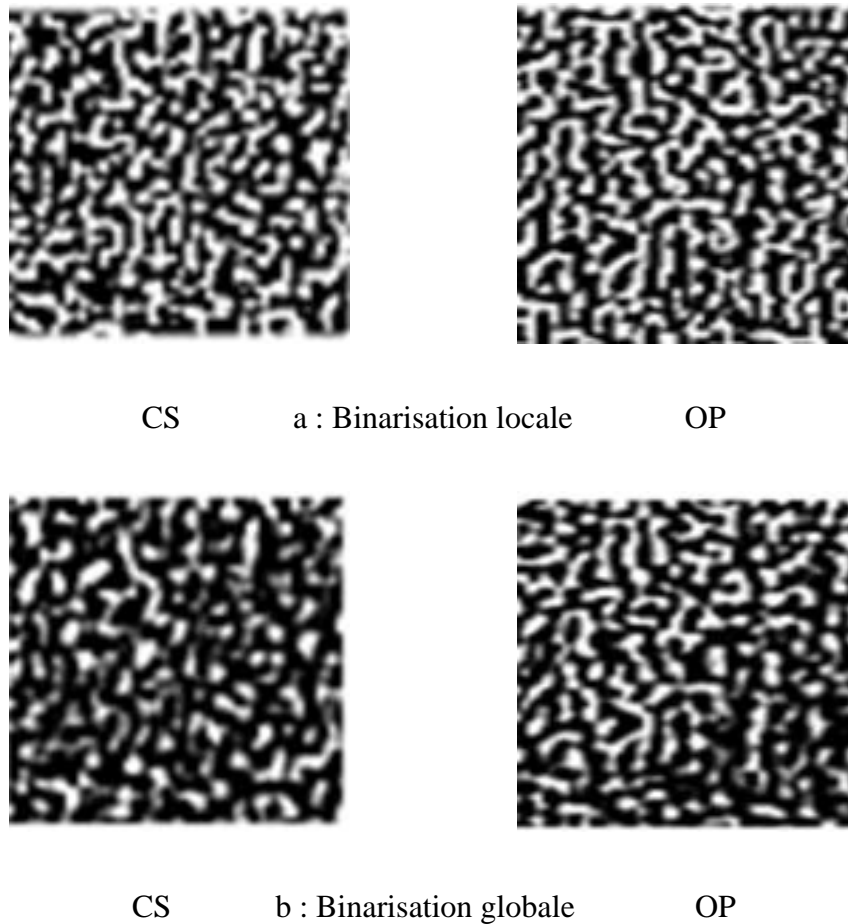
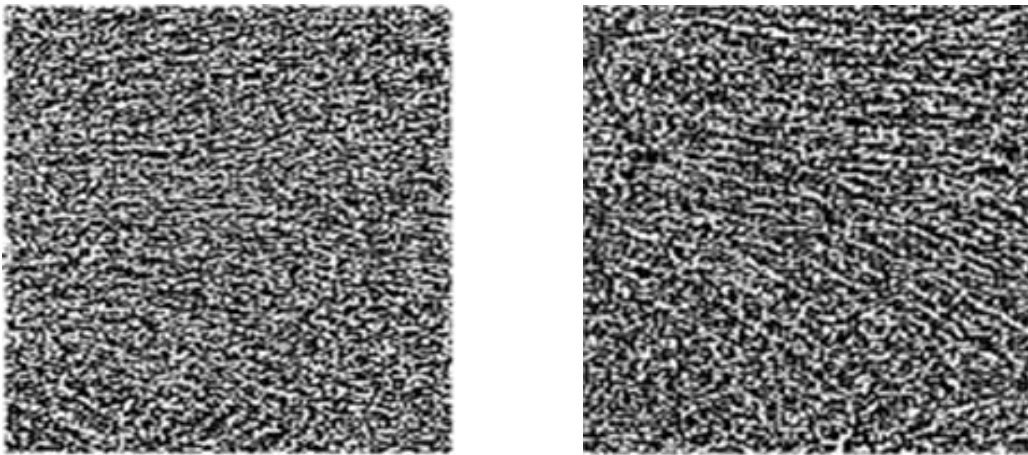


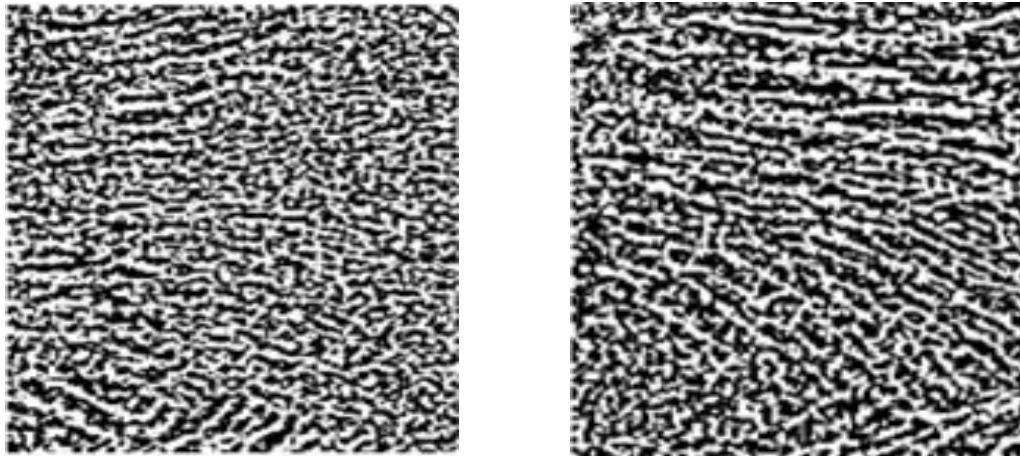
Figure IV.7: Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images CT. Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.



CS

a : Binarisation locale

OP

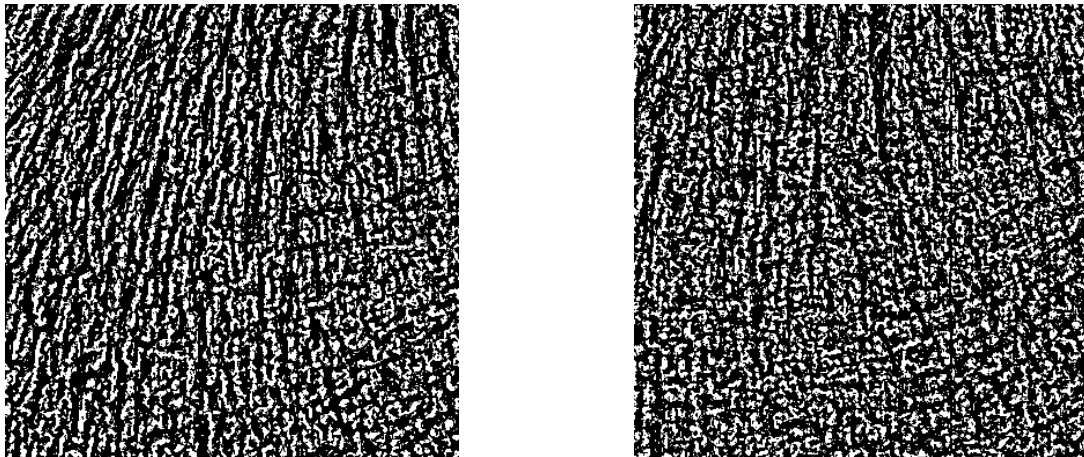


CS

b : Binarisation locale

OP

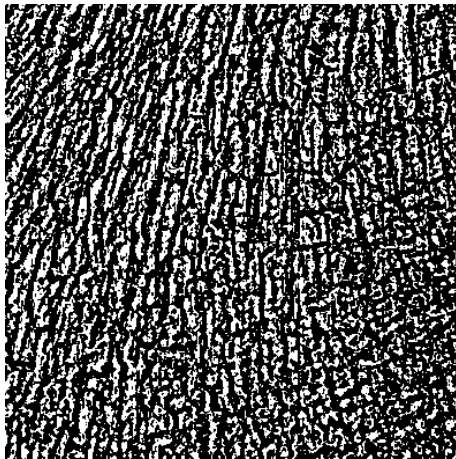
Figure IV.8: Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images IRM. Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.



CS

a : Binarisation locale

OP



CS

b : Binarisation globale

OP

Figure IV.9 : Images obtenues en utilisant la méthode de binarisation locale (a) et la méthode de binarisation globale (b) pour un CS et un OP des images radiographiques.

Les trabécules osseuses sont en blanc et la moelle osseuse est en noir.

IV.2.2.2 Calcul de spectre multifractal

L'analyse multifractale est une extension de l'analyse fractale, qui consiste à étudier la régularité de la structure d'un processus donné et à décrire à la fois ses singularités locales et globales. Les singularités locales sont obtenues via l'exposant de Hölder α qui détermine leurs robustesses. Les singularités globales sont déterminées grâce au spectre multifractal, $f(\alpha)$ qui décrit la densité de distribution de l'exposant de Hölder α (Testud, 2006). En effet, le spectre de singularité $f(\alpha)$ fournit une description mathématiquement précise et

naturellement intuitive de la mesure multifractale en termes d'ensembles entrelacés, avec une force de singularité α , dont la dimension de Hausdorff est $f(\alpha)$ (Chhabra & Jensen, 1989).

Les ensembles multifractaux peuvent également être caractérisés par les dimensions fractales généralisées $D(q)$ qui correspondent aux exposants d'échelle pour les $q^{\text{ème}}$ moments de la mesure, présentés dans le chapitre III (Section III.6.3)

Lorsque $f(\alpha)$ et $D(q)$ sont des fonctions lisses, $f(\alpha)$ est lié à la relation $\tau(q) = (q - 1)D(q)$ par la transformée Legendre. Dans ces cas, les courbes $f(\alpha)$ et $\tau(q)$ peuvent être facilement déduites des courbes des dimensions fractales généralisées $D(q)$. Une telle opération consiste d'abord à lisser la courbe $D(q)$ puis à appliquer la transformée Legendre. Cela présente des inconvénients. Les barres d'erreur issues de la procédure de lissage rendent plus difficile leurs estimations à partir des données elles-mêmes. De plus, si les courbes $f(\alpha)$ ou $\tau(q)$ présentent des discontinuités, alors la procédure de lissage ne permet pas d'assurer ces « transitions de phase ».

En raison de sa simplicité et de sa rapidité, la méthode de calcul direct du spectre multifractal proposée par (Chhabra et Jensen, 1989) a été retenue dans notre cas. Cette méthode évite explicitement l'utilisation de la transformée de Legendre pour calculer le spectre multifractal. Elle est mathématiquement précise et peut être facilement appliquée à l'analyse de données expérimentales réelles dont la dynamique sous-jacente est inconnue (Chhabra & Jensen, 1989) (Chhabra, et al., 1989).

La distribution des trabécules et des pores dans le tissu osseux a été évaluée en utilisant des intervalles de taille ε pour différents moments d'ordre q . Pour cela, nous avons calculé la probabilité P_i dans chaque boîte de taille ε , qui représente la fraction de travées présente dans la $i^{\text{ème}}$ case, et qui est donnée par (Chhabra, et al., 1989):

$$P_i(\varepsilon) = \frac{m_i}{M} \quad (IV.1)$$

où m_i représente le nombre de pixels des trabécules et M le nombre total de pixels dans une boîte de taille ε .

L'exposant de Hölder α qui quantifie le degré de régularité au point x_i et le spectre multifractal $f(\alpha)$ qui peut être considéré comme la dimension fractale généralisée de l'ensemble des boîtes à singularités α peuvent être calculés pour le moment d'ordre q par les équations (IV.2) et (IV.3), respectivement (Chhabra & Jensen, 1989).

$$\alpha(q) = - \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{\log(N)} \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} \mu_i(q, \varepsilon) \log[P_i(\varepsilon)] \quad (IV.2)$$

$$f(q) = - \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{\log(N)} \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} \mu_i(q, \varepsilon) \log[\mu_i(q, \varepsilon)] \quad (IV.3)$$

où, $\mu_i(q, \varepsilon)$ est la mesure standard exprimée par :

$$\mu_i(q, \varepsilon) = \frac{P_i^q(\varepsilon)}{\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} P_i^q(\varepsilon)} \quad (IV.4)$$

L'exposant q est un paramètre réel, Il peut être considéré comme un microscope puissant et un paramètre sélectif. En effet, les grandes valeurs de q favorisent les boîtes avec de grandes valeurs de $\mu_i(\varepsilon)$, mettant en évidence les régions de fluctuations intenses au-dessus de la moyenne. À l'inverse, les faibles valeurs de q favorisent les cases avec de faibles valeurs de la mesure $\mu_i(\varepsilon)$ et accentuent les fluctuations inférieures à la moyenne.

Une étape cruciale de l'analyse multifractale est le choix des valeurs du moment d'ordre q qui peuvent être utilisées dans les équations ((IV.2) et ((IV.3). Ce choix peut être évalué par le comportement linéaire des fonctions (IV.5) et (IV.6) présentées ci-dessous en fonction de $\log(\varepsilon)$ (Chhabra & Jensen, 1989), (Saucier & Muller, 1999):

$$\sum_1^{N(\varepsilon)} \mu_i(q, \varepsilon) \log[P_i(\varepsilon)] \quad (IV.5)$$

$$\sum_1^{N(\varepsilon)} \mu_i(q, \varepsilon) \log[\mu_i(q, \varepsilon)] \quad (IV.6)$$

Les figures IV.10, IV.11 et IV.12 représentent les variations des exposants de Hölder α en fonction des moments d'ordre q , pour les images IRM, CT et radiographiques respectivement.

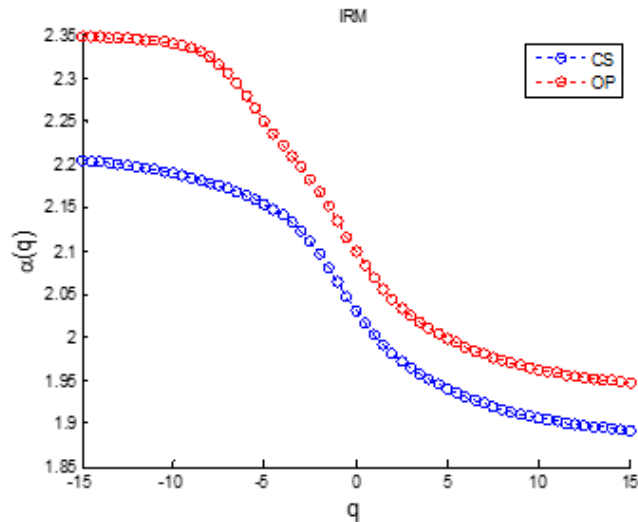


Figure IV.10: Variations de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images IRM d'un cas CS (bleu) et d'un sujets OP (rouge).

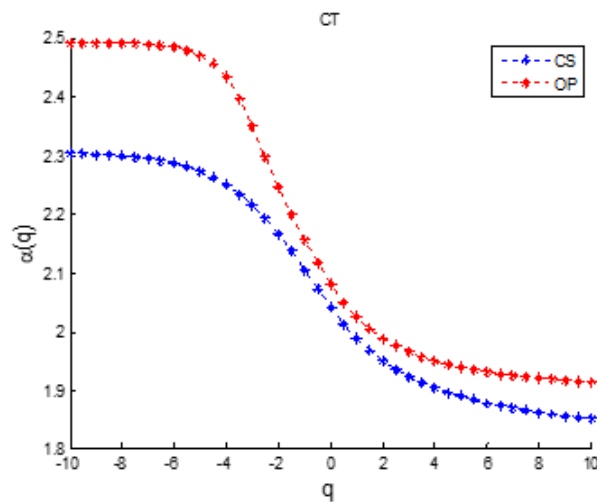


Figure IV.11: Variations de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images CT d'un cas CS (bleu) et d'un sujets OP (rouge).

Une relation linéaire entre $\alpha(q)$ et q indique que l'image est caractérisée par une seule dimension fractale. Dans notre cas, selon les figures IV.10, IV.11 et IV.12, on constate

une variation non linéaire de $\alpha(q)$ qui indique un comportement multifractal du tissu osseux trabéculaire dans les trois types d'image.

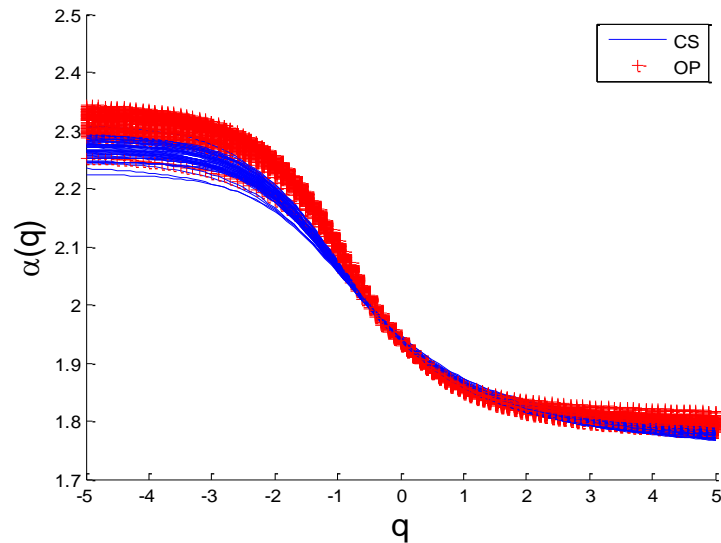


Figure IV.12 : Variations de coefficient de Hölder en fonction du moment d'ordre q pour les images radiographique, les cas CS (bleu) et les sujets OP (rouge).

Les figures IV. 13, IV.14 et IV.15 illustrent que le spectre de singularité $f(\alpha)$ est une parabole concave avec un pic montrant que les régions d'intérêt (ROIs) examinées possèdent des caractéristiques multifractales dans leur distribution spatiale. Cela confirme que l'analyse multifractale est bien adaptée pour étudier la complexité du réseau osseux trabéculaire sur les images IRM, CT et radiographique. Les courbes de singularités multifractales obtenues, soulignent que la porosité du tissu osseux contribue considérablement à l'hétérogénéité spatiale du tissu trabéculaire. En fait, l'hétérogénéité des tissus osseux ostéoporotiques est principalement affectée par la distribution de la taille des pores et des trabécules.

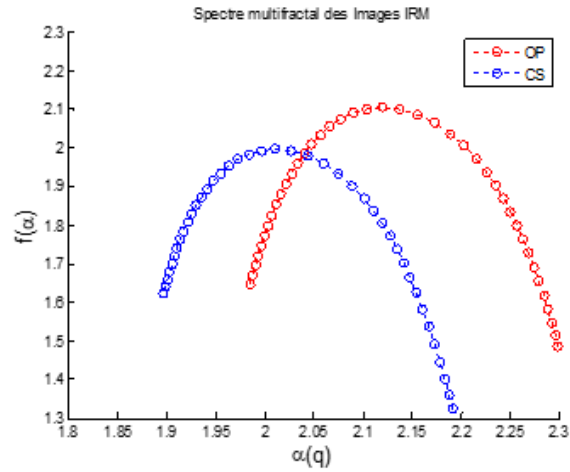


Figure IV.13: Spectre multifractal d'une image IRM d'un sujet sain (CS) en bleu et d'une image IRM d'un patient ostéoporotique (OP) en rouge.

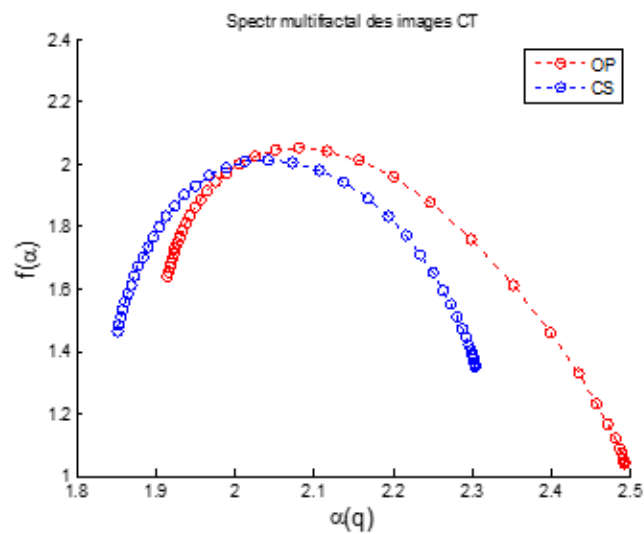


Figure IV.14: Spectre multifractal d'une image CT d'un sujet sain (CS) en bleu et d'une image CT d'un patient ostéoporotique (OP) en rouge

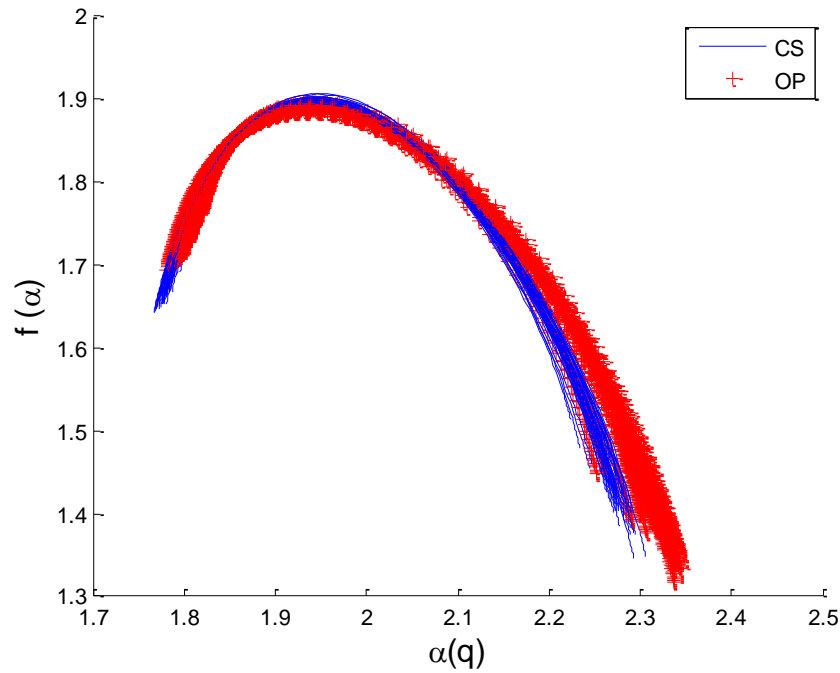


Figure IV.15: Spectre multifractal des images radiographiques, cas CS (bleu) et de sujets OP (rouge).

Dans notre cas, le spectre multifractal $f(\alpha)$ représente la régularité et la complexité de l'os trabéculaire. En utilisant les ROIs extraites des images IRM, CT et radiologiques, les équations (IV.2) et (IV.3) ont été utilisées pour calculer le spectre. Après l'étape de binarisation, deux autres paramètres ont été pris en compte dans le calcul du spectre multifractal. Le premier est la taille des boites (ε) utilisées pour déterminer les probabilités $P_i(\varepsilon)$. Le second porte sur la largeur de l'intervalle des moments d'ordre q de ces probabilités.

Après plusieurs tests et en utilisant un vecteur caractéristique composé de différents descripteurs issus de l'analyse multifractale, le paramètre ε variant entre 2 et 64 pour un pas de 2 s'est avéré efficace et suffisant pour une meilleure classification des populations dans les trois types d'images. Pour l'intervalle des moments d'ordre q qui peut être considéré comme un microscope puissant dans l'analyse de la texture des images nous donnerons plus de détails sur le choix de ce paramètre dans les sections de calcul des paramètres caractéristique, en analysant l'influence de cet intervalle sur les performances des attributs de texture, pour chaque type d'image.

IV.2.2.3 Calcul des paramètres multifractals de la texture osseuse

Le comportement du spectre multifractal est un élément expliquant la texture. Pour la caractérisation de la texture trabéculaire osseuse, deux approches de calcul des paramètres de classification de texture ont été proposées. Notant que la première approche est appliquée aux images de notre première base de données composée d'images IRM et CT, et la deuxième est réservée aux images radiographiques.

IV.2.2.3.1 Les attributs de texture pour les images IRM et CT :

Pour l'analyse de la texture du tissu osseux sur les images IRM et CT, nous avons opté pour la méthode d'analyse multifractale proposé dans (Tahiri Alaoui, et al., 2023). Le principe de cette méthode consiste à répartir l'image en deux groupes en utilisant une dimension fractale moyenne qui partage la plage des valeurs décrite par $f(\alpha)$ et définie par :

$$D_{m=\frac{1}{M}} = \sum_{\alpha=\alpha_{min}}^{max} f(\alpha) \quad (IV.7)$$

Ainsi on a deux sous régions qui recouvrent l'image :

- les pixels (i, j) dont l'exposant de Holder $\alpha(i, j)$ est tel que : $f(\alpha(i, j)) > Dm$
- les pixels (i, j) dont l'exposant de Holder $\alpha(i, j)$ est tel que : $f(\alpha(i, j)) \leq Dm$

Nous avons ainsi l'ensemble des points du spectre défini par $f(\alpha(i, j)) > Dm$, qui correspondent à un intervalle de singularités déterminé par les valeurs :

$$\alpha_{min}^m = \min\{\alpha/f(\alpha) = Dm\} \quad (IV.8)$$

$$\alpha_{max}^m = \max\{\alpha/f(\alpha) = Dm\} \quad (IV.9)$$

L'exposant de Holder central α_c est défini par la moyenne des exposants de Holder contenus dans l'intervalle $[\alpha_{min}^m, \alpha_{max}^m]$. Par conséquent, la dimension D_c qui correspond à α_c sera retenue comme la dimension centrale du spectre.

$$\alpha_c = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=\alpha_{min}^m}^{\alpha_{max}^m} \alpha \quad (IV.10)$$

La figure IV.16 illustre ces différentes quantités sur un exemple de spectre multifractal lissé.

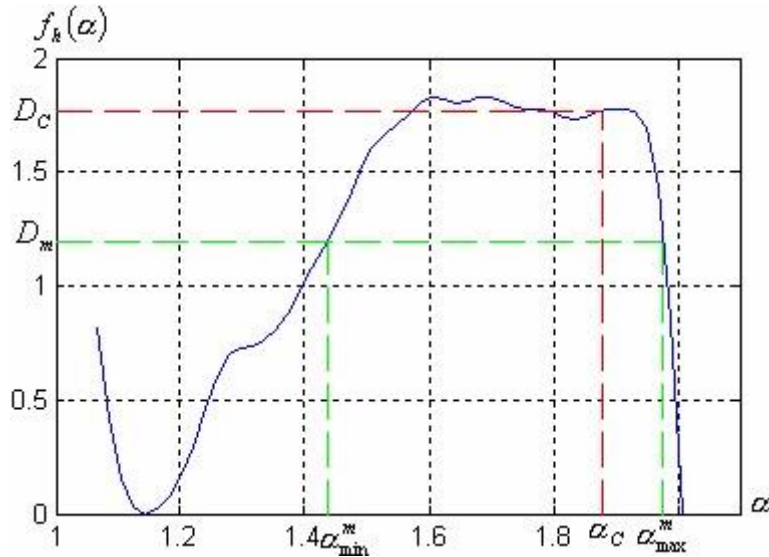


Figure IV.16 : Différentes quantités de spectre multifractal.

Ainsi le spectre multifractal est divisé en deux zones, à savoir : gauche $\alpha < \alpha_c$ et droite $\geq \alpha_c$. La position du spectre est définie par les singularités maximum α_{max} , minimum α_{min} , et la singularité centrale α_c , tandis la forme peut être quantifiée par le calcul des surfaces des différentes parties du spectre ainsi que leurs répartitions par rapport aux axes α et $f(\alpha)$. Les attributs de texture sont obtenus par l'analyse totale et partielle du spectre qui permet de calculer :

Les surfaces totales données par :

$$att1 = \int_{\alpha_{min}}^{\alpha_c} f(\alpha) d\alpha \quad (IV.11)$$

$$att2 = \int_{\alpha_c}^{\alpha_{max}} f(\alpha) d\alpha \quad (IV.12)$$

$$att3 = \frac{att1}{att2} \quad (IV.13)$$

$att1$ et $att2$ renseignent sur les fractalités définies par les exposant de Holder $\alpha < \alpha_c$ et $\alpha_c \leq \alpha$ respectivement. Par contre $att3$ renseigne sur la présence d'un type de fractalités par rapport à l'autre.

Les intégrales moyennes sur l'axes des α et leurs proportions sont décrites par :

$$att4 = \frac{att1}{(\alpha_c - \alpha_{min})} \quad (IV.14)$$

$$att5 = \frac{att2}{(\alpha_{max} - \alpha_c)} \quad (IV.15)$$

$$att6 = \frac{att4}{att5} \quad (IV.16)$$

Pourcentage des surfaces totales représentées par :

On définit les quantités suivantes :

$$att7 = \frac{att4}{f_{max}^g - f_{min}^g} \quad (IV.17)$$

$$att8 = \frac{att5}{f_{max}^d - f_{min}^d} \quad (IV.18)$$

$$att9 = att7/att8 \quad (IV.19)$$

avec :

$$f_{min}^g = \min\{f(\alpha)/\alpha \in [\alpha_{min}, \alpha_c]\}$$

$$f_{min}^d = \min\left\{\frac{f(\alpha)}{\alpha} \in [\alpha_c, \alpha_{max}[}\right\}$$

$$f_{max}^g = \max \left\{ \frac{f(\alpha)}{\alpha} \in [\alpha_{min}, \alpha_c[\right\}$$

$$f_{max}^d = \max \left\{ \frac{f(\alpha)}{\alpha} \in [\alpha_c, \alpha_{max}[\right\}$$

g : gauche et **d** : droite

L'analyse partielle du spectre :

Le spectre possède une partie intéressante où la dimension Hausdorff est importante, et donnée par les exposants de Holder α appartenant à l'intervalle $[\alpha_{min}^m, \alpha_{max}^m]$ incarnant les régions homogènes de la texture. Nous allons définir les surfaces partielles, les quantités dérivées ainsi que les aires partielles et les quantités dérivées pour analyser le comportement du spectre dans les deux parties de cette intervalle à savoir : $[\alpha_{min}^m, \alpha_c]$, $[\alpha_c, \alpha_{max}^m]$.

- **Les surfaces partielles :**

Les surfaces partielles sont données par :

$$att10 = \int_{\alpha_{min}^m}^{\alpha_c} f_h(\alpha) d\alpha - (\alpha_c - \alpha_{min}^m) f_{min}^{g,m} \quad (IV.20)$$

$$att11 = \int_{\alpha_c}^{\alpha_{max}^m} f_h(\alpha) d\alpha - (\alpha_{max}^m - \alpha_c) f_{min}^{d,m} \quad (IV.21)$$

$$att12 = att10 / att11 \quad (IV.22)$$

avec :

$$f_{min}^{g,m} = \min\{f(\alpha)/\alpha \in [\alpha_{min}^m, \alpha_c]\}$$

et

$$f_{min}^{d,m} = \min\{f(\alpha)/\alpha \in [\alpha_c, \alpha_{max}^m]\}$$

g : gauche et **d** : droite

• **Les intégrales moyennes sur l'axes des α et leur proportion :**

On définit les paramètres suivants :

$$att13 = \frac{att10}{(\alpha_c - \alpha_{min}^m)} \quad (IV.23)$$

$$att14 = \frac{att11}{(\alpha_{max}^m - \alpha_c)} \quad (IV.24)$$

$$att15 = att13/att14 \quad (IV.25)$$

Le pourcentage des surfaces partielles :

$$att16 = \frac{att13}{f_{max}^{g,m} - f_{min}^{g,m}} \quad (IV.26)$$

$$att17 = \frac{att14}{f_{max}^{d,m} - f_{min}^{d,m}} \quad (IV.27)$$

$$att18 = att16/att17$$

Avec : (IV.28)

$$f_{max}^{g,m} = \max\{f(\alpha)/\alpha \in [\alpha_{min}^m, \alpha_c]\}$$

et

$$f_{max}^{d,m} = \max\{f(\alpha)/\alpha \in [\alpha_c, \alpha_{max}^m]\}$$

Pour vérifier le comportement discriminant des caractéristiques extraites, un test statistique de significativité a été réalisé à l'aide du test non paramétrique de Wilcoxon (Wilcoxon, 1945). Ce dernier permet de déterminer à l'aide de la valeur de p qui est une mesure de la probabilité, si deux ensembles de données sont significativement différents l'un de l'autre. Une valeur p (p – values) faible indique une discrimination plus élevée, tandis

qu'une valeur p grande montre que la fonctionnalité n'assure pas une distinction entre les sujets *CS* et *OP*.

Pour réaliser le test d'hypothèse, nous fixons l'hypothèse nulle (H_0), qui signifie qu'il n'y a pas de différence significative entre les paramètres de classification de texture pour les deux groupes d'images des sujets *CS* et *OP*. Par contre, l'hypothèse alternative décrit une différence significative entre les paramètres de ces deux groupes.

Nous comparons les valeurs de p obtenues au seuil de signification 0,05 qui est généralement considéré (Labarere, 2011/2012). Si la valeur de p est inférieure au seuil de signification, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle et conclure qu'il existe une différence significative entre les groupe *CS* et *OP* en termes de paramètres de classification de texture. Autrement, l'hypothèse nulle est maintenue.

Le tableau IV.1 et IV.2 présentent les valeurs p (degré de significativité) des paramètres extraits à partir des images IRM pour différents intervalles de moment d'ordre q , pour les méthodes de binarisation locale et globale respectivement.

Les valeurs p inférieures au seuil de significativité sont données dans des cases de couleur verte. Ces valeurs indiquent que les paramètres caractéristiques dérivés du spectre multifractal permettent de différencier les images IRM d'une *CS* et d'une *OP*. De plus, la binarisation locale fournit plus de paramètres discriminants comparativement à la méthode de binarisation globale.

Tableau IV. 1 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images IRM pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation locale.

Images IRM et binarisation locale	q	$-1 \leq q \leq 1$	$-2 \leq q \leq 2$	$-5 \leq q \leq 5$	$-10 \leq q \leq 10$	$-15 \leq q \leq 15$
	at1		0,222	0,151	0,690	1,000
at2		0,222	0,016	0,056	0,548	1,000
at3		0,008	0,008	0,151	0,310	0,222
at4		0,008	0,008	0,016	0,056	0,016
at5		0,032	0,095	0,548	0,690	0,690
at6		0,008	0,008	0,008	0,548	1,000
at7		0,008	0,008	0,008	0,310	0,421
at8		0,008	0,008	0,690	0,841	1,000
at9		0,008	0,008	0,032	0,841	0,841
at10		0,222	0,008	0,548	0,548	0,222
at11		0,222	0,008	0,690	0,841	1,000
at12		0,095	0,008	0,310	0,841	0,841
at13		0,222	0,008	0,222	0,151	1,000
at14		0,222	0,008	0,310	0,841	1,000
at15		0,222	0,008	0,548	1,000	1,000
at16		0,095	0,008	0,690	0,690	0,841
at17		0,008	0,008	0,548	0,841	1,000
at18		0,016	0,841	0,690	0,841	0,548

Tableau IV.2 : Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images IRM pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation globale.

Images IRM avec binarisation globale		$-1 \leq q \leq 1$	$-2 \leq q \leq 2$	$-5 \leq q \leq 5$	$-10 \leq q \leq 10$	$-15 \leq q \leq 15$
	at1		0,310	0,421	0,548	0,548
at2		0,421	0,421	0,690	0,421	0,222
at3		0,421	0,841	0,310	0,421	0,222
at4		0,008	0,008	0,016	0,310	0,690
at5		0,008	0,008	0,151	0,222	0,222
at6		0,008	0,016	1,000	0,841	0,548
at7		0,008	0,008	1,000	1,000	1,000
at8		0,008	0,008	0,151	0,421	0,310
at9		0,008	0,056	0,841	0,841	0,841
at10		0,421	0,421	0,310	0,421	0,421
at11		0,421	0,421	0,548	0,690	0,421
at12		0,095	0,008	0,310	0,421	0,841
at13		0,222	0,421	0,421	0,421	0,548
at14		0,421	0,421	0,548	0,690	0,222
at15		0,151	0,095	0,841	0,310	0,095
at16		0,032	0,032	0,151	0,222	0,310
at17		0,008	0,008	0,222	0,310	0,421
at18		0,016	0,008	0,310	0,310	0,151

L'intervalle $-2 \leq q \leq 2$ pour un pas de 0,1, donne plus de paramètres discriminants avec les plus faibles valeurs de degré de significativité . On peut conclure donc que cet intervalle est suffisamment adapté pour mettre en évidence le comportement multifractal du réseau trabéculaire et révéler les dégradations de la microarchitecture osseuse sur le spectre multifractal pour les images IRM.

Les tableaux IV.3 et IV.4 présentent les valeurs p des paramètres extraits à partir des images CT pour différents intervalles de moment d'ordre q avec la binarisation locale et la binarisation globale respectivement.

Ces valeurs montrent que les paramètres caractéristiques du spectre multifractal permettent de séparer entre les images CT d'un CS de OP. La binarisation locale offre plus de paramètres discriminants par rapport à la méthode de binarisation globale.

Tableau IV.3: Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images CT pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation locale

		$-1 \leq q \leq 1$	$-2 \leq q \leq 2$	$-5 \leq q \leq 5$	$-10 \leq q \leq 10$	$-15 \leq q \leq 15$	$-20 \leq q \leq 20$
		Images CT et binarisation locale	at1	0,222	0,548	0,151	0,095
at2	0,151		0,548	0,151	0,016	0,032	0,190
at3	0,008		0,222	0,016	0,008	0,032	0,190
at4	0,008		0,008	0,421	0,008	0,008	0,016
at5	0,008		0,008	0,032	0,032	0,016	0,190
at6	0,008		0,008	0,008	0,008	0,016	0,111
at7	0,008		0,016	0,095	0,095	0,032	0,032
at8	0,008		0,008	0,016	0,008	0,016	0,111
at9	0,008		0,008	0,016	0,008	0,016	0,111
at10	0,151		0,421	0,008	0,008	0,032	0,190
at11	0,222		0,421	0,032	0,016	0,032	0,190
at12	0,056		0,032	0,151	0,222	0,032	0,413
at13	0,151		0,222	0,841	0,421	0,151	0,286
at14	0,222		0,222	0,095	0,310	0,151	0,730
at15	0,056		0,016	0,222	0,548	0,690	0,413
at16	0,008		0,008	0,095	0,841	0,310	0,556
at17	0,008		0,016	0,151	0,222	0,095	0,286
at18	0,008		0,151	0,095	0,032	0,032	0,190

Tableau VI.4: Les valeurs p des paramètres extraits à partir des images CT pour différents intervalles de moment d'ordre q , avec la binarisation globale.

		$-1 \leq q \leq 1$	$-2 \leq q \leq 2$	$-5 \leq q \leq 5$	$-10 \leq q \leq 10$	$-15 \leq q \leq 15$	$-20 \leq q \leq 20$
Images CT et binarisation global	at1	0,056	0,310	0,151	0,222	0,095	0,095
	at2	0,056	0,095	0,151	0,421	0,222	0,222
	at3	0,032	0,032	0,151	0,222	0,222	0,151
	at4	0,310	0,310	0,151	0,056	0,008	0,008
	at5	0,151	0,056	0,056	0,421	0,095	0,095
	at6	0,016	0,016	0,056	0,222	0,056	0,056
	at7	0,222	0,222	0,095	0,151	0,008	0,008
	at8	0,056	0,056	0,056	0,222	0,095	0,095
	at9	0,016	0,016	0,095	0,222	0,056	0,056
	at10	0,056	0,095	0,151	0,151	0,151	0,095
	at11	0,095	0,421	0,016	0,151	0,095	0,095
	at12	0,095	0,151	0,421	0,310	0,056	0,095
	at13	0,032	0,056	1,000	0,841	0,310	0,222
	at14	0,056	0,222	0,151	0,690	0,421	0,690
	at15	0,032	0,016	0,690	0,841	0,222	0,016
	at16	0,151	0,056	0,056	0,222	0,310	0,151
	at17	0,310	0,056	0,310	0,548	0,310	0,548
	at18	0,016	0,841	0,548	0,151	0,151	0,548

Différents intervalles de moment d'ordre q permettent de mettre en évidence le comportement multifractal du réseau trabéculaire et de révéler les dégradations de la microarchitecture osseuse sur le spectre multifractal pour les images CT. Les valeurs p les plus basses assurent une meilleure discrimination entre les cas *CS* et *OP* et ont été affecté par l'intervalle $-1 \leq q \leq 1$.

IV.2.2.3.2 Application aux images radiographiques

Après prétraitement, binarisation et le calcul de spectre multifractal des images radiographiques, une nouvelle technique est appliquée pour le calcul de différents paramètres caractéristiques de la microarchitecture de l'os trabéculaire. Ces derniers sont utilisés pour classer les deux populations des sujets ostéoporotiques et témoins. Les étapes de cette approche sont illustrées dans l'organigramme général de la figure IV.10 et détaillées dans les prochaines sections.

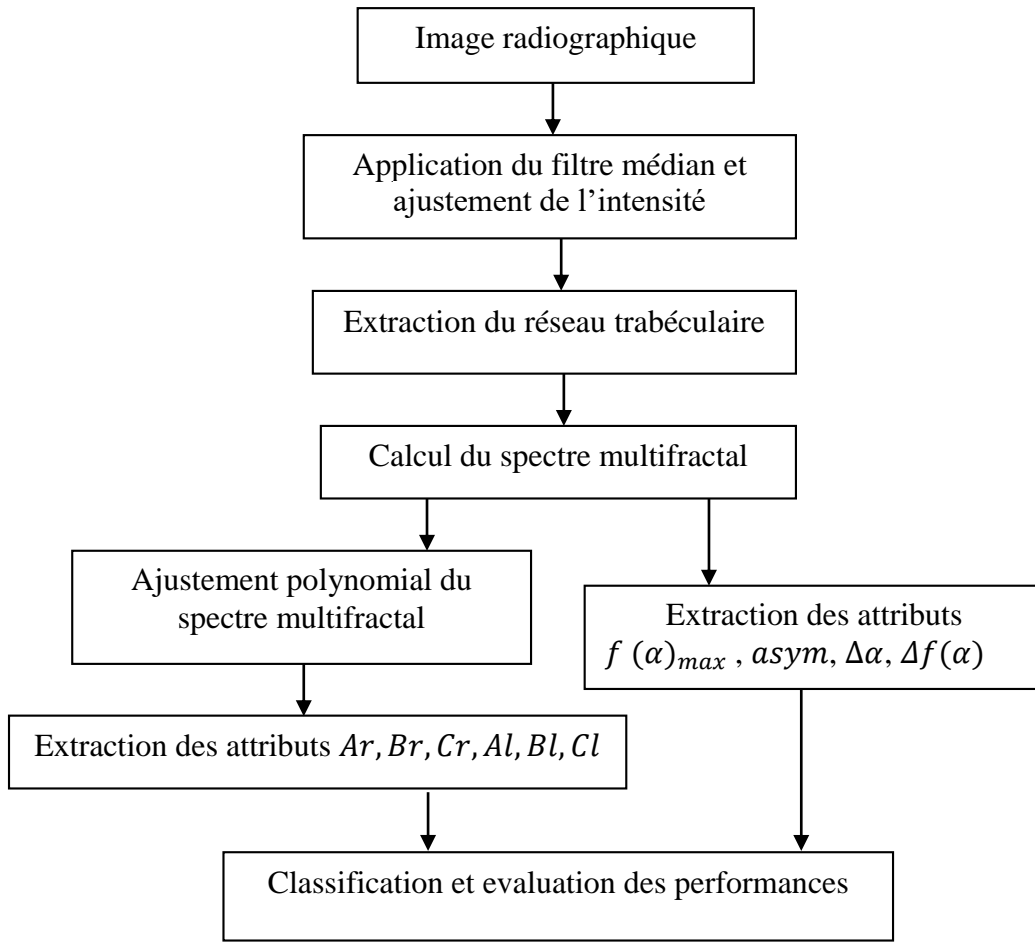


Figure IV.17: Organigramme général de l'approche proposée. $\Delta\alpha$ est la largeur du spectre, $\Delta f(\alpha)$ est la hauteur du spectre, *asym* donne la mesure d'asymétrie, (*Ar, Br, Cr*) et (*Al, Bl, Cl*) sont respectivement des coefficients d'ajustement des parties droite et gauche du spectre.

Pour les images radiographique, après différents tests effectués, nous avons constaté que la plage de $-5 \leq q \leq 5$ pour un pas de 0,1 vérifie le comportement linéaire des fonctions de Chhabra données par les équations (IV.2) et (IV.3)

Les spectres multifractals obtenus (Figure IV.15) montrent différentes caractéristiques de symétrie et une plus grande tendance vers le côté gauche des spectres ($q < 0$). En utilisant la valeur de la force de singularité $\alpha(0)$ à laquelle le spectre de la singularité a son maximum, nous définissons une mesure d'asymétrie du spectre comme :

$$asym \equiv \frac{\alpha(0) - \alpha_{min}}{\alpha_{max} - \alpha(0)} \quad (IV.28)$$

D'autres paramètres caractéristiques peuvent être extraits de la forme du spectre multifractal pour quantifier les dégradations de la microarchitecture osseuse trabéculaire dues à l'ostéoporose, à savoir, le degré de multifractalité des échantillons, qui est donné par la largeur du spectre ($\Delta\alpha = \alpha_{max} - \alpha_{min}$), la valeur maximale du spectre multifractal, $f(\alpha)_{max}$ et la hauteur du spectre $\Delta f(\alpha)$ calculée comme $f(\alpha)_{max} - f(\alpha)_{min}$. Tous ces paramètres ont été calculés directement à partir du spectre multifractal pour chaque ensemble d'images (*CS* et *OP*).

Tableau IV.5: moyenne \pm écarts types et p – values des paramètres du spectre multifractal obtenus en utilisant les deux méthodes de binarisation.

Data	Binarisation locale			Binarisation global		
	OP	CS	p -values	OP	CS	p -values
$f(\alpha)_{max}$	1.891 \pm 0.003	1.904 \pm 0.003	1,296E-07	1.897 \pm 0.002	1.902 \pm 0.002	0.018
$asym$	2.730 \pm 0.152	2.022 \pm 0.104	8.622E-13	2.089 \pm 0.095	2.028 \pm 0.089	0.979
$\Delta\alpha$	0.520 \pm 0.022	0.491 \pm 0.018	7.566E-07	0.494 \pm 0.014	0.492 \pm 0.017	0.038
$\Delta f(\alpha)$	0.504 \pm 0.032	0.471 \pm 0.039	5.606E-03	0.495 \pm 0.030	0.468 \pm 0.030	0.841

Une valeur élevée de la largeur du spectre $\Delta\alpha$ indique une plus grande ouverture du spectre multifractal et suggère que l'hétérogénéité de l'échantillon est robuste. En revanche, une texture homogène est caractérisée par un spectre multifractal étroit. Le tableau IV.5 montre que la largeur du spectre $\Delta\alpha$ a des valeurs élevées pour les cas *OP*, confirmant une grande variabilité et hétérogénéité de leur réseau trabéculaire, ce qui confirme la détérioration de la microarchitecture osseuse trabéculaire *OP*. Par contre, les valeurs de largeur relativement faibles des spectres obtenues pour les sujets *CS* indiquent une moindre variabilité de leur microarchitecture osseuse trabéculaire et révèlent une meilleure homogénéité dans la répartition spatiale des trabécules osseuses. La hauteur du spectre $\Delta f(\alpha)$ qui est donnée par $(f(\alpha)_{max} - f(\alpha)_{min})$ reflète la rugosité du tissu osseux. Une valeur élevée indique une grande différence entre les caractéristiques fractales dans les emplacements spatiaux du réseau trabéculaire. Plus la différence entre les emplacements

spatiaux est grande, plus les fluctuations dans la répartition des pores et des travées dans le tissu osseux trabéculaire sont irrégulières.

IV.2.2.3.2.1 Ajustement du spectre multifractal

En plus des attributs calculés directement à partir du spectre multifractal et pour une meilleure analyse des effets de l'ostéoporose sur les propriétés du spectre multifractal, nous introduisons dans cette section d'autres attributs extraits de l'ajustement linéaire du spectre multifractal. Après avoir étudié la forme et l'évolution des spectres et constaté que les spectres obtenus sont asymétriques, nous avons conclu que le spectre multifractal peut être ajusté. Pour une meilleure précision, chaque spectre multifractal est divisé en deux parties (gauche et droite) des paraboles inversées (Figure IV.18). Ces deux parties sont continûment différentiables, et peuvent être exprimées sous forme de fonctions continues comme suit :

$$f(\alpha(q)) = A(\alpha(q))^2 + B\alpha(q) + C \quad (IV.29)$$

où α représente l'exposant de Hölder, A , B et C sont des coefficients à déterminer par l'ajustement polynomial du spectre multifractal obtenu pour chaque image.

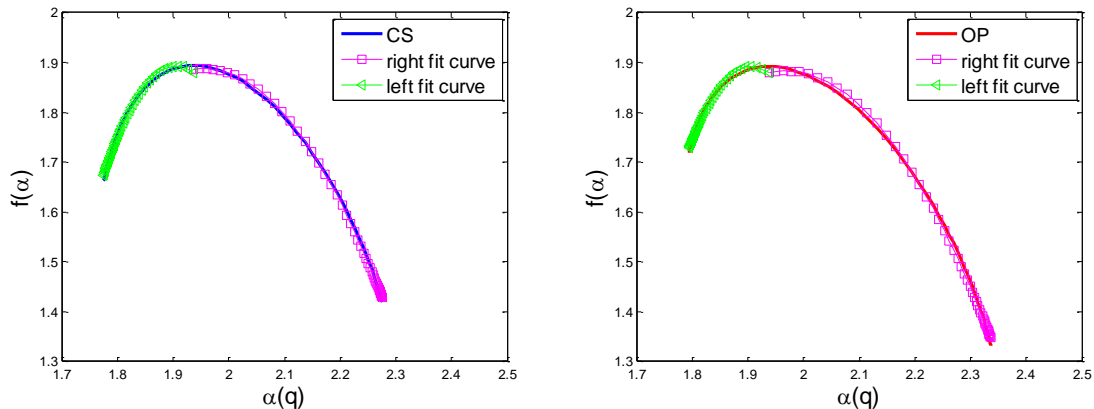


Figure IV.18: Courbes d'ajustement polynomiales pour les parties droite et gauche du spectre multifractal d'un cas CS et d'un sujet OP.

Les Figure IV.19 et Figure IV.20 montrent les boxplot des coefficients d'ajustement des parties droite et gauche du spectre multifractal pour les cas *CS* et *OP* pour les deux procédés de binarisation. Comme on peut le constater, l'ajustement des coefficients

(Al, Bl et Cl) et (Ar, Br et Cr) obtenus respectivement des parties gauche et droite du spectre multifractal permet de discriminer les cas CS et OP.

On remarque également que la partie gauche du spectre met davantage en évidence la dégradation des trabécules osseuses (Figure IV.19, deuxième rangée) due à l'ostéoporose. Cependant, dans le cas de la binarisation par la méthode Otsu (binarisation globale), la partie droite du spectre discrimine mieux les deux populations (Figure IV.20). Le tableau IV.6 fournit les valeurs p (p – values) de chaque coefficient d'ajustement polynomial pour les deux méthodes de binarisation.

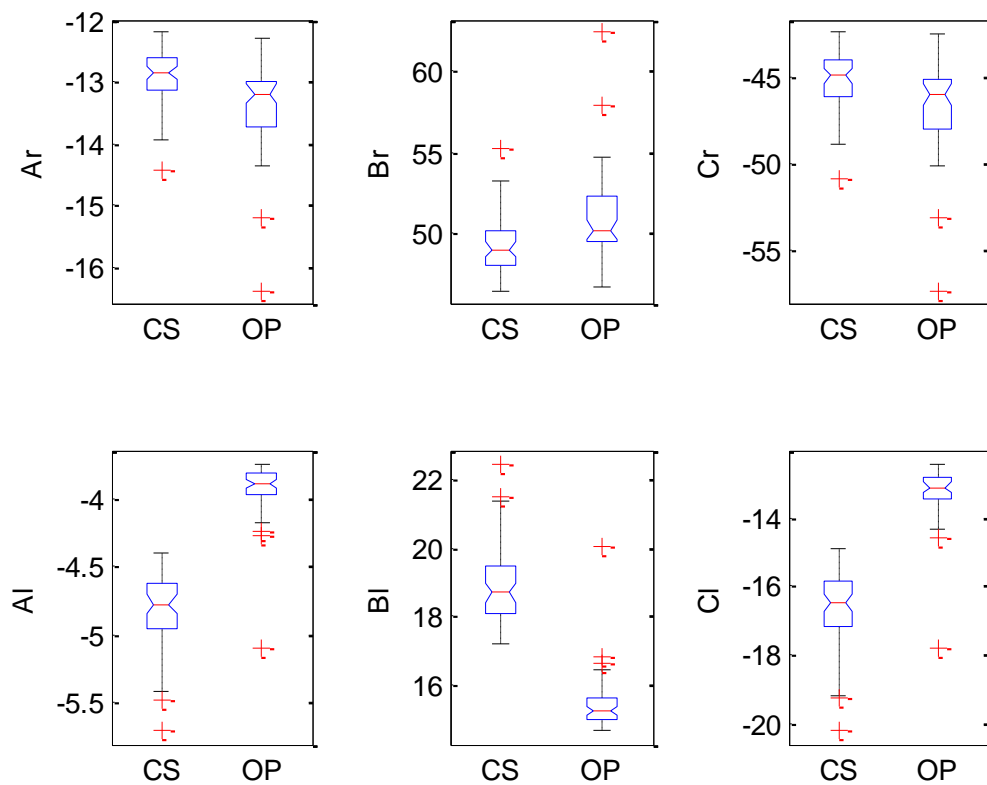


Figure IV.19: Boxplots des coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant la méthode de binarisation locale. (Al, Bl, Cl) et (Ar, Br, Cr) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.

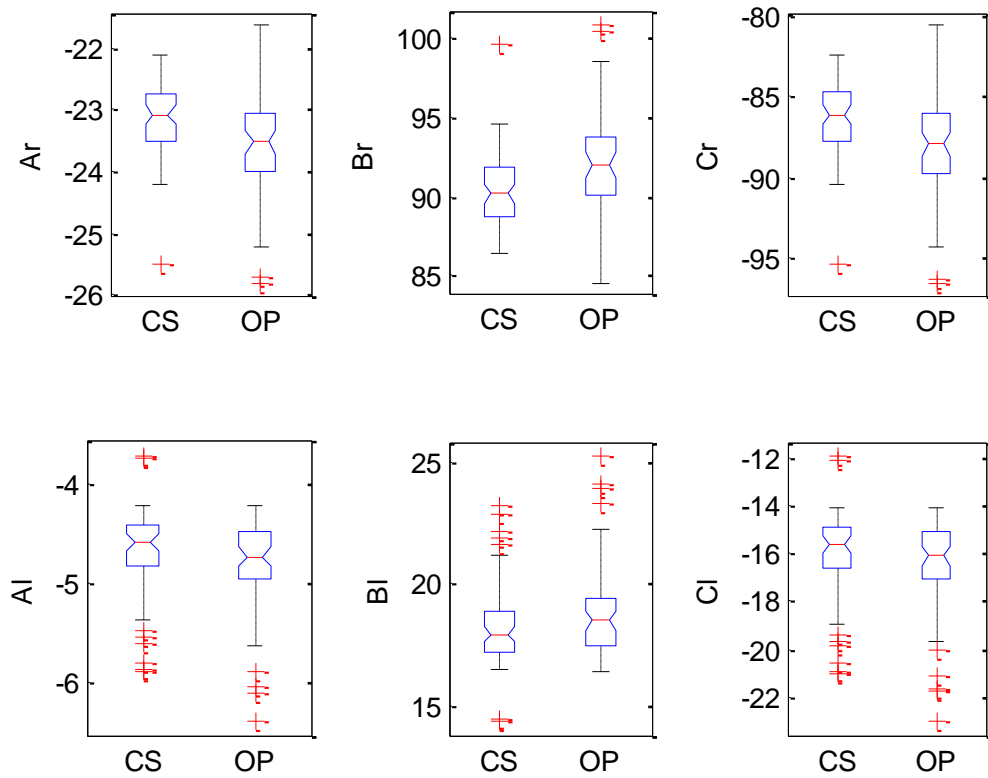


Figure IV.20: Boxplots des coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant la méthode de binarisation globale. (*Al, Bl, Cl*) et (*Ar, Br, Cr*) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.

Comme le montre le tableau IV.6, toutes les caractéristiques extraites en utilisant la méthode de binarisation locale sont plus discriminantes par rapport à la méthode de binarisation globale. Les valeurs p les plus basses ont été obtenues pour le degré d'asymétrie et les coefficients d'ajustement (*Al, Bl, Cl*) de la partie gauche du spectre multifractal. Dans le cas de la méthode de binarisation globale, les valeurs p les plus basses ont été affectées par les coefficients (*Ar, Br, Cr*) de la partie droite du spectre multifractal ($p < 0,05$).

Tableau IV.6: p – values obtenues en utilisant les coefficients d'ajustement polynomiaux pour chaque partie du spectre multifractal en utilisant les deux méthodes de binarisation. (Al, Bl, Cl) et (Ar, Br, Cr) sont respectivement les coefficients d'ajustement pour les parties gauche et droite du spectre.

Attributs	Binarisation locale	Binarisation global
<i>Al</i>	1.986E-09	0.1496
<i>Bl</i>	4.512E-09	0.1915
<i>Cl</i>	7.046E-09	0.2560
<i>Ar</i>	1.522E-03	0.0209
<i>Br</i>	2.792E-03	0.0207
<i>Cr</i>	6.734E-03	0.0182

IV.3 Classification à l'aide d'un modèle de régression logistique

Pour évaluer l'efficacité des attributs caractéristiques extraits pour classer les deux populations; contrôle et pathologique, une régression logistique (Sperandei, 2014) a été réalisée à l'aide de plusieurs modèles combinant les paramètres extraits directement du spectre multifractal ($\Delta\alpha, \Delta f(\alpha)$ et $f(\alpha)_{max}$) et les coefficients d'ajustement polynomial obtenus à partir des parties gauche et droite du spectre Al, Bl, Cl, Ar, Br, Cr . La régression logistique est une technique de modélisation statistique qui est plus souvent appliquée en médecine pour l'identification des facteurs liés à une maladie. Elle est largement utilisée pour la classification binaire, bien qu'elle puisse être étendue à des problèmes de classification multi-classe. Elle modélise la probabilité qu'une observation appartienne à une certaine catégorie en fonction de variables explicatives.

Pour tester les performances de notre approche, nous avons utilisé la validation croisée à 10 partie (10-fold cross-validation) qui est une méthode couramment utilisée pour évaluer les performances d'un modèle. Dans cette technique, l'ensemble de données est divisé en 10 parties égales. Pendant chaque itération, 9 des 10 parties sont utilisées pour entraîner le modèle, tandis que la partie restante est utilisée pour le valider, et une mesure de performance est enregistrée. Ces étapes sont répétées 10 fois, chaque fois en utilisant une partie différente

comme ensemble de validation. Les mesures de performance obtenues lors de chaque itération sont ensuite moyennées pour obtenir une évaluation globale de la performance du modèle.

Pour évaluer la contribution du degré d'asymétrie *asym* par rapport aux autres caractéristiques, nous avons également défini un modèle contenant uniquement cette caractéristique. Les tests ont été réalisés uniquement dans le cas de la méthode de binarisation locale car elle offre les meilleures performances.

Les cinq modèles suivants (M1 à M5) ont été formés :

- M1: attributs obtenus directement du spectre ($\Delta\alpha + \Delta f(\alpha) + f(\alpha)_{max}$).
- M2: degré d'asymétrie du spectre multifractal (*asym*).
- M3: coefficients d'ajustement polynomiaux de la partie gauche du spectre ($Al + Bl + Cl$).
- M4: coefficients d'ajustement polynomiaux de la partie droite du spectre ($Ar + Br + Cr$).
- M5: 10 attributs ($\Delta\alpha + \Delta f(\alpha) + f(\alpha)_{max} + asym + Al + Bl + Cl + Ar + Br + Cr$).

En plus de l'aire sous la courbe AUC (Area Under the Curve), les paramètres suivants ont été utilisés pour évaluer les performances de la classification.

- $ACC = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN)$: précision pour distinguer les sujets.
- $SN = TP / (TP + FN)$: Sensibilité qui identifie la capacité à identifier les sujets OP.
- $SP = TN / (TN + FP)$: Spécificité qui identifie la capacité à identifier les sujets CS.

Où TP représente les sujets ostéoporotiques correctement identifiés, TN le nombre de sujets sains correctement identifiés, FN le nombre de sujets ostéoporotiques mal identifiés et FP le nombre de sujets sains mal identifiés.

Pour chaque modèle, la validation croisée 10 fois (Schaffer, 1993) a été répétée 100 fois pour construire les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) qui représente la sensibilité en fonction de la spécificité, présentées sur la Figure IV.21. Les résultats obtenus pour les différentes métriques de classification sont présentés dans le tableau IV.7.

Pour souligner l'apport des nouvelles fonctionnalités proposées et estimées directement à partir du spectre multifractal, le degré d'asymétrie et les coefficients d'ajustement (A, B, C) des parties gauche et droite du spectre multifractal, les cinq modèles ($M1, M2, M3, M4$ et $M5$) ont été considérés pour classer les deux populations.

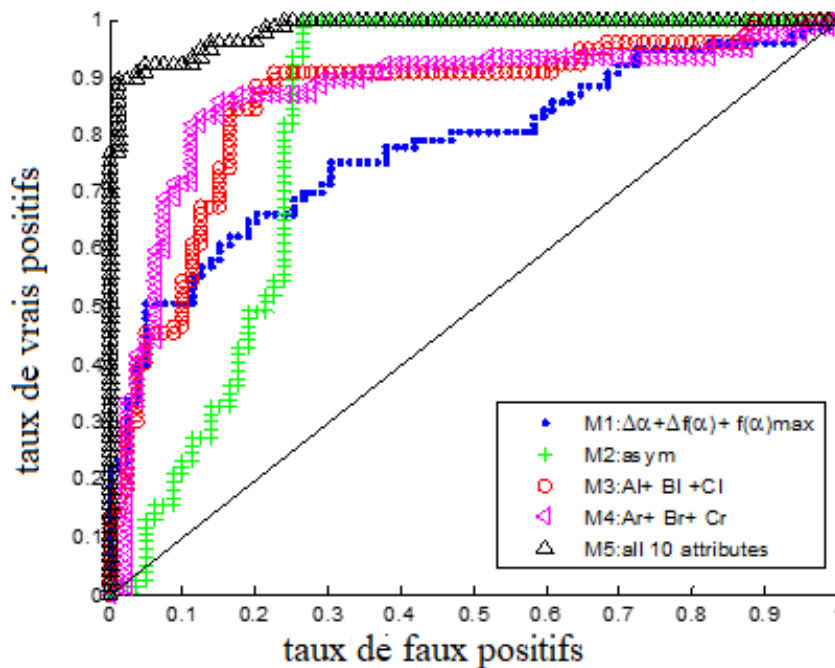


Figure IV.21: Courbes ROC obtenues en utilisant les différents modèles (M1 à M5) dans une régression logistique.

Tableau IV.7: Performances de classification en utilisant les différents modèles et la méthode de binarisation locale.

	Modèles	ACC %	SN %	SP %	AUC %
Binarisation locale	<i>M1: $\Delta\alpha + \Delta f(\alpha) + f(\alpha)$</i>	0.71797	0.7403	0.6962	0.7787
	<i>M2: asym</i>	0.8333	0.9221	0.7477	0.8195
	<i>M3: $Al + Bl + Cl$</i>	0.8701	0.8553	0.8847	0.9518
	<i>M4: $Ar + Br + Cr$</i>	0.7692	0.7404	0.7976	0.7958
	<i>M5: All features</i>	0.9801	0.9727	0.9873	0.9837

Comme le montre le tableau IV.7, le degré d'asymétrie (*M2*) et les coefficients d'ajustement polynomial de la partie gauche du spectre multifractal (*M3*) permettent d'obtenir de meilleures performances par rapport aux caractéristiques extraites directement du spectre (*M1*) et aux coefficients d'ajustement polynomiaux de la partie droite du spectre multifractal (*M4*). En utilisant ces modèles partiels, la meilleure sensibilité ($SN = 0,922$) est fournie par le modèle *M2*, le modèle *M3* donne la meilleure précision ($ACC = 0,870$), la meilleure spécificité ($SP = 0,885$) et l'aire sous courbe ($AUC = 0,952$). Les dix attributs (*M5*) incluant toutes les caractéristiques améliore considérablement les performances et atteint de meilleurs résultats de classification en termes de précision ($ACC = 0,980$), de spécificité ($SP = 0,987$), de sensibilité ($SN = 0,973$) et d'aire sous courbe ($AUC = 0,984$).

IV.4 Inter-comparaison

Les résultats obtenus avec notre approche ont été comparés à divers travaux publiés dans la littérature, utilisant les mêmes données (images radiographiques).

El Hassouni et al., 2017 ont utilisé le modèle de mouvement brownien fractionnaire (fBm) et la distance géodésique de Rao pour calculer une mesure de similarité permettant de classer les images radiographiques de l'os trabéculaire. Ils ont pu montrer que la combinaison de la fonction de densité de probabilité du bruit gaussien fractionnaire (fGn) à travers sa matrice de covariance et de la matrice géodésique Rao discrimine les groupes *CS* et *OP* avec une précision de 96,5 % (El Hassouni, et al., 2017).

Oulhaj et al., 2017b ont proposé une approche combinant la décomposition en ondelettes et les modèles circulaires paramétriques pour l'étude de la texture de l'os trabéculaire. Les classificateurs SVM et Neural Network ont été utilisés pour discriminer deux populations composées de patients ostéoporotiques et de sujets témoins. Les résultats démontrent qu'il est possible d'extraire des caractéristiques directionnelles de la texture osseuse à l'aide d'une approche paramétrique, et que les caractéristiques de Gabor, associées aux paramètres Wrapped Cauchy et au classificateur RBF-SVM, atteignent une précision de 95,98 % et une sensibilité de 100 % (Oulhaj, et al., 2017b).

Singh et al., 2017 ont prétraité et amélioré les images radiographiques osseuses pour extraire des caractéristiques statistiques discriminatoires de différents ordres. Ensuite, différents classificateurs comme Naïve Bayes, K-Nearest Neighbours, SVM et réseau de neurones artificiels ont été utilisés pour tester les performances de leur méthode. Les vecteurs des caractéristiques discriminatoires obtenus avec les deux premières composantes principales après une analyse en composantes principales (ACP) ont été utilisés pour séparer les images radiographiques saines des images ostéoporotiques. Grâce au classificateur SVM, ils ont atteint un taux de classification de 97,87 % et une sensibilité de 100 % (Singh, et al., 2017).

Harrar et al., 2018 ont proposé une méthode d'analyse orientée combinant le modèle de mouvement brownien fractionnaire anisotrope (ap-fBm) avec l'estimateur anisotrope par morceaux de Whittle (ap-WhE) pour caractériser les modifications de l'os trabéculaire sur les images radiographiques osseuses. Une précision de 71,8 % a été atteinte pour distinguer les groupes CS et OP (Harrar, et al., 2018).

Tafraouti et al., 2019 ont utilisé la transformation de décomposition M-Band à double arbre (DMBDT) pour extraire différentes caractéristiques statistiques (moyenne, mode, variance et entropie de Reyni) à partir des images radiographiques osseuses. Ils ont montré que six sous-bandes, un filtre « Symlets » et une grande taille d'image avec une combinaison de différentes caractéristiques statistiques, permettent d'obtenir une précision de 96 % avec le classificateur SVM (Tafraouti, et al., 2019).

Tableau IV.8: Performances de classification de l'approche proposée par rapport aux méthodes existantes dans la littérature.

	SN (%)	SP (%)	ACC (%)
El Hassouni, et al., 2017	97.77	95.40	96.50
Oulhaj, et al., 2017b	100	92.55	95.98
Singh, et al., 2017	100	95.74	97.87
Harrar, et al., 2018	72.00	71.00	71.80
Tafraouti, et al., 2019	95.40	96.50	96.00
Alagan Palanivel, et al., 2020	59	59	59
Méthode proposée	97.26	98.72	98.01

Les performances de classification de l'approche proposée par rapport à ces études utilisant les mêmes données sont présentées dans le tableau IV.8. Nos paramètres multifractals avec la classification de régression logistique atteignent des performances compétitives en termes de sensibilité (SN = 97,27), de spécificité (98,72 %) et d'exactitude (98,01). %. Les résultats obtenus montrent que la technique proposée présente un bon potentiel pour la classification des images radiographiques *CS* et *OP*. Il s'agit d'une nouvelle opportunité pour améliorer le diagnostic de l'ostéoporose.

Contrairement à Alagan Palanivel et al., 2020 qui considérait que la binarisation n'est pas une approche efficace pour segmenter les textures osseuses trabéculaires, nos résultats montrent le contraire et que si cette technique est bien choisie, elle permet alors de mettre en évidence le réseau trabéculaire et améliore considérablement la classification des différents patients (Alagan Palanivel, et al., 2020).

IV.5 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons introduit une nouvelle approche basée sur l'analyse multifractale pour la caractérisation de la texture osseuse. La méthode proposée utilise le spectre multifractal pour fournir des fonctionnalités intéressantes pour la classification de la texture des radiographies osseuses. Notre technique a été appliquée dans le domaine de l'imagerie médicale. Les premiers tests ont été réalisés sur des image IRM et CT, ensuite

appliqués pour classer 174 images radiographiques du tissu osseux, dont la moitié composée de patients ostéoporotiques et l'autre moitié concernait des sujets témoins. Notre approche comprenait quatre étapes. La première étape a été consacrée à la binarisation de l'image radiographique afin de mettre en évidence le réseau osseux trabéculaire. La deuxième phase a consisté à trouver l'intervalle des moments d'ordre q et la taille des boîtes nécessaires au calcul du spectre multifractal. Ensuite, nous avons exploité, le spectre multifractal pour extraire de nouveaux attributs de texture révélant des changements dans la microarchitecture osseuse dus à l'ostéoporose. Dans la dernière étape, les patients ostéoporotiques et les sujets sains ont été classés par la méthode régression logistique et la technique de validation croisée avec plusieurs modèles incluant des attributs de texture extraits du spectre multifractal.

Les résultats obtenus montrent que la binarisation locale est bien adaptée pour mieux valoriser le réseau trabéculaire, permettant une meilleure caractérisation de la microarchitecture de l'os trabéculaire. Il en résulte une meilleure discrimination entre les sujets sains et les patients ostéoporotiques.

L'analyse des propriétés du spectre multifractal a montré que le tissu osseux trabéculaire possède des caractéristiques multifractales. La variabilité et l'hétérogénéité des caractéristiques de l'os trabéculaire ostéoporotique diffèrent par la largeur et le degré d'asymétrie de leur spectre multifractal, qui sont élevés par rapport à ceux des sujets témoins. La rugosité du tissu osseux est représentée par la hauteur du spectre $\Delta f(\alpha)$, qui caractérise la différence entre les caractéristiques fractales selon les emplacements spatiaux du réseau trabéculaire. Le spectre multifractal ainsi que l'ajustement polynomial de ses parties gauche et droite ont été utilisés pour classer les deux populations. Les résultats ont montré que les caractéristiques extraites de la forme du spectre multifractal, en particulier les coefficients obtenus à partir de l'ajustement polynomial du spectre multifractal, en conjonction avec la méthode de binarisation locale, fournissent les meilleurs scores de performance avec une précision de 98,01 %, une sensibilité de 97,26%, une spécificité de 98,78% et une aire sous la courbe de 98,37%. Ces résultats sont très satisfaisants car nos images sont exigeantes avec une grande similarité visuelle.

De plus, les comparaisons avec des travaux utilisant les mêmes données montrent la puissance de notre approche qui présente incontestablement un potentiel très intéressant pour la classification de l'ostéoporose.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans ce travail, nous avons proposé une approche d'aide au diagnostic de la maladie d'ostéoporose, qui représente un problème de santé publique. Cette maladie est caractérisée par une diminution de la masse osseuse et une détérioration de la microarchitecture trabéculaire. Dans les routines cliniques, le diagnostic de l'ostéoporose est basé sur l'évaluation de la densité minérale osseuse (DMO).

Globalement, la DMO est considérée comme un outil important dans le diagnostic de l'ostéoporose, mais elle ne constitue pas à elle seule un critère absolu. Elle ne fournit qu'une mesure de la densité minérale osseuse et ne prend pas en compte la microarchitecture osseuse qui fait référence à la structure tridimensionnelle du tissu osseux, y compris la disposition des trabécules (os spongieux) et la taille des pores dans l'os. En effet, des anomalies dans la microarchitecture osseuse peuvent augmenter le risque de fractures, même en l'absence de réduction significative de la densité minérale osseuse. L'évaluation complète de la santé osseuse devrait idéalement inclure à la fois la densité minérale osseuse et une évaluation de la microarchitecture pour obtenir une image plus complète du risque de fractures.

L'intégration de différentes méthodes d'analyse d'image a permis une meilleure évaluation de la santé osseuse, en prenant en compte à la fois la densité minérale et la microarchitecture osseuse. Différentes études ont prouvé qu'il existe une bonne corrélation entre la densité minérale osseuse de tissu et sa dimension fractale, et soutiennent l'idée que la dimension fractale est plus sensible que la DMO dans des cas spécifiques. Ces travaux ont démontré que l'analyse fractale appliquée à la texture trabéculaire avait un potentiel intéressant pour séparer une population témoin d'une population ostéoporotique.

Dans cette thèse, nous avons introduit une nouvelle approche basée sur l'analyse multifractale pour la caractérisation de la texture trabéculaire osseuse, sur des images médicales, pour révéler les dommages de la microarchitecture osseuse causés par l'ostéoporose.

Après une introduction à l'os et à l'ostéoporose nous avons présenté les différentes techniques d'investigation de la qualité osseuse. Nous avons passé en revue les méthodes

d'analyse fractale et multi fractale de la texture ainsi que leurs applications dans l'analyse et la classification de la microarchitecture trabéculaire

La méthode proposée utilise le spectre multi fractal pour fournir des fonctionnalités intéressantes pour la classification des images de tissu osseux. Nous avons utilisé deux base de données, la première base de données est constituée d'images obtenues par différentes modalités (Scanner (CT) et IRM), la deuxième est composée de 174 images radiographiques, dont la moitié représente des tissus ostéoporotiques et l'autre moitié décrit des tissus témoins.

Pour quantifier la porosité de tissu trabéculaire, de nouveaux attributs de la texture osseuse trabéculaire ont été introduits. Après le calcul direct du spectre multifractal de réseaux trabéculaires binaires, deux groupe d'attributs ont été calculés à partir du spectre multifractal, Le premier groupe est obtenu directement à partir de spectre multifractal et le deuxième groupe est dérivé par régression linéaire de chacune des partie droite et gauche du spectre.

Pour évaluer les performances de notre approche, plusieurs modèles ont été considérés pour la discrimination entre les patients présentant la maladie de l'ostéoporose et les sujets sains. Le test statistique de significativité et les courbes ROC ont été considérés.

L'analyse des propriétés du spectre multifractal a montré que le tissu osseux trabéculaire possède des caractéristiques multifractales dans ses distributions spatiales. Les courbes de singularités multifractales soulignent que la porosité (la distribution de la taille des pores et des trabécules) du tissu osseux contribue considérablement à l'hétérogénéité spatiale du tissu trabéculaire. Les spectres de singularité des patients ostéoporotique étaient différents de celui des patients témoins. Cela confirme que l'analyse multifractale est bien adaptée pour étudier la microarchitecture du réseau osseux trabéculaire.

Les résultats des différents tests réalisés montrent que le prétraitement des données et principalement le choix de la méthode de binarisation permet d'améliorer de manière spectaculaire les performances de la technique. Aussi, la binarisation locale est bien adaptée pour une meilleure valorisation du réseau trabéculaire, permettant ainsi une meilleure caractérisation de la microarchitecture de l'os trabéculaire. Il en résulte une meilleure discrimination entre les sujets sains et les patients ostéoporotiques.

Une bonne corrélation entre l'état clinique (sains ou ostéoporotiques) et les paramètres de spectre multifractal des textures osseuses des sujets, a été révélée. Les résultats de classification montrent que les paramètres caractéristiques de la forme du spectre multifractal,

en particulier les coefficients obtenus à partir de l'ajustement polynomial du spectre multifractal, en conjonction avec la méthode de binarisation locale, fournissent les meilleurs scores de performance avec une précision de 98,01 %, et une aire sous la courbe de 98,37%. Ces résultats très satisfaisants et encourageants démontrent la puissance de l'approche proposée. Le choix de la méthode directe de calcul du spectre multifractal et la technique d'extraction des réseaux trabéculaires ont aussi contribué à l'amélioration de nos résultats.

L'étude comparative de nos résultats avec ceux obtenus lors des études précédentes réalisées à partir des mêmes données montrent que notre approche présente un potentiel élevé pour la classification de l'ostéoporose. Les nouveaux paramètres natifs du spectre multifractal présentent un outil complémentaire prometteur pour l'étude de la structure osseuse et la prédiction du risque de fractures.

Notre étude suggère que le spectre multifractal et les paramètres qui dérivent de sa forme sont des paramètres significatifs qui décrivent l'irrégularité et la rugosité de la microarchitecture osseuse, notamment le degré d'asymétrie et les coefficients d'ajustement polynomial du spectre. Ils peuvent caractériser avec succès les formes trabéculaires des os et dévoiler leurs dégénérescences avec une sensibilité suffisante. L'approche proposée est un outil de diagnostic additionnel prometteur en complément de la DMO dans l'évaluation de la qualité osseuse et la prédiction du risque fracturaire.

Les principales contributions de cette étude sont les suivantes :

- Détermination directe du spectre de singularité $f(\alpha)$ pour caractériser la texture de l'os trabéculaire à l'aide d'images médicale.
- Utilisation des propriétés de singularité du spectre pour décrire la variabilité et l'hétérogénéité globales ainsi que la rugosité de l'os trabéculaire.
- Ajustement polynomial du spectre multifractal pour fournir de nouvelles fonctionnalités permettant une meilleure analyse et caractérisation de la texture de l'os trabéculaire.
- Utilisation de la régression logistique et de la validation croisée pour classer les sujets ostéoporotiques et sains et comparaison des résultats obtenus à l'état de l'art.

Pour les travaux futurs, des covariables cliniques telles que l'âge, le sexe et les conditions de vie des sujets pourraient être incluses dans les modèles de régression logistique. De plus, il serait également intéressant d'étendre l'approche proposée aux images

radiographiques en niveaux de gris. L'anisotropie de l'os trabéculaire est également une caractéristique qui devrait être prise en compte dans les études futures.

BIBLIOGRAPHIE

- Abry, P., Jaffard, S. & Lashermes, B., 2004. Revisiting scaling, multifractal, and multiplicative cascades with the wavelet leader lens. *Optic East, Wavelet Applications in Industrial Applications II*, 5607, 103–117.
- Alagan Palanivel, D., Natarajan, S., Gopalakrishnan, S. & Jennane, R., 2020. Multifractal-based lacunarity analysis of trabecular bone in radiography. *Computers in Biology and Medicine*, 116.
- Anselm Wiskott, H., 2011. Biological aspects of bone. *Revue d'Odonto-Stomatologie*, 40, 76-88.
- Areecal, A. & Sumam David, S., 2019. Current and Emerging Diagnostic Imaging-Based Techniques for Assessment of Osteoporosis and Fracture Risk. *IEEE Reviews in Biomedical engineering.*, 12, 254-268.
- Arlot, M. E., Sornay-Rendu, E., Garnero, P., Vey-Marty, B., & Delmas, D., 1997. Apparent pre- and postmenopausal bone loss evaluated by DXA at different skeletal sites in women: the OFELY cohort. *Journal of Bone and Mineral Research*, 12(4), 683-690. doi: 10.1359/jbmr.1997.12.4.683
- Arnéodo, A., Decoster, N. & Roux, S., 2000. A wavelet-based method for multifractal image analysis: Methodology and test applications on isotropic random rough surface. *European Physical Journal B*, 15, 567-600.
- Bartl, R. & Frisch, B., 2009. Osteoporosis: Diagnosis, Prevention, Therapy. *second ed., Springer*.
- Benhamou, C. L., Lespessailles, E., Jacquet, G., Harba, R., Jennane, R., Lousot, T., Tourliere, D., & Ohley, W., 1994. Fractal organization of trabecular bone images on calcaneus radiographs. *Journal of Bone and Mineral Research*, 9(12), 1909-1918. doi: 10.1002/jbmr.5650091210
- Benhamou, C., Pothuaud, L. & Lespessailles, E., 2000. Caracterisation de la microarchitecture trabeculaire osseuse. *ITBM-RBM 2000*, 21, 351-8.
- Benhamou, C. L., Poupon, S., Lespessailles, E., Loiseau, S., Jennane, R., Siroux, V., Ohley, W., & Pothuaud, L., 2001. Fractal analysis of radiographic trabecular bone texture and bone

- mineral density: two complementary parameters related to osteoporotic fractures. *Journal of Bone and Mineral Research*, 16(4), 697-704. doi: 10.1359/jbmr.2001.16.4.697.
- Boutry, N., Cortet, B., Dubois, P., Marchandise, X., & Cotten, A., 2003. Trabecular bone structure of the calcaneus: preliminary in vivo MR imaging assessment in men with osteoporosis. *Radiology*, 227(3), 708-717. doi: 10.1148/radiol.2273020420.
- Bouxsein, M. & Genant, H., 2010. La colonne vertébrale brisée. *La Journée mondiale de l'Ostéoporose est soutenue par les sponsors, rue Juste-Olivier, 9 CH-1260 Nyon, Suisse.*
- Bouzeboudja, O., Haddad, B., Taleb-Ahmed, A., Ameer, S., El Hassouni, M., & Jennane, R., 2023. Multifractal analysis for improved osteoporosis classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 80.
- Brulhart, D., Stoll, D., Gonzalez Rodriguez, E. & Aubry-Rozier, B., 2019. Que faire face à une fracture vertébrale. *Rev Med Suisse*, 15, 815-820.
- Brunet-Imbault, B., Lemineur, G., Chappard, C., Harba, R., & Benhamou, C. L., 2005. A new anisotropy index on trabecular bone radiographic images using the fast Fourier transform. *BMC Medical Imaging*, 5(4).
- Cantor, G., 1983. Über unendliche, lineare Punktmannigfaltigkeiten V., *Mathematische Annalen.*, 21, 545-591.
- Carey, J. & Delaney, M., 2009. T-Scores and Z-Scores. *Clinical Reviews in Bone and Mineral Metabolism*, 8(3), 113-121.
- Carvalho, B. F., Koehne de Castro, J. G., Santos de Melo, N., de Souza Figueiredo, T., Moreira-Mesquita, C. R., de Paula, A. P., Sindeaux, R., & Leite, A. F., 2022. Fractal dimension analysis on CBCT scans for detecting low bone mineral density in postmenopausal women. *Imaging Science in Dentistry*, 52(1), 53-60.
- Chang, H.-J., Lee, S.-J., Yong, T.-H., Shin, N.-Y., Jang, B.-G., Kim, J.-E., Huh, K.-H., Lee, S.-S., Heo, M.-S., Choi, S.-C., Kim, T.-I., & Yi, W.-J., 2020. Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis. *Scientific Reports.*, 10(1), 1-8.
- Chappard, C., 2012. Méthodes d'évaluation de la microarchitecture de l'os trabéculaire humain. *Med Sci (Paris)*, 28(12), 1111-1115.

- Chappard, C., Brunet-Imbault, B., Lemineur, G., Giraudeau, B., Basillais, A., Harba, R., & Benhamou, C.-L., 2005. Anisotropy changes in post-menopausal osteoporosis: characterization by a new index applied to trabecular bone radiographic images. *Osteoporos Int*, 16(10), 1193–1202.
- Chappard, C., Laugier, P., Fournier, B., Roux, C., & Berger, G., 1997. Assessment of the relationship between BUA and BMD at the calcaneus using BUA imaging and DXA. *Osteoporosis Int*, 7, 316-322.
- Chappard, D., Baslé, M., Legrand, E. & Audran, M., 2008. Trabecular bone microarchitecture: A review. *Morphologie*, 92, 162-170.
- Chapurlat, R., 2011. Comment explorer la microarchitecture osseuse?. *Réflexions Rhumatologiques*, 15(141), 13-15.
- Chhabra, A. & Jensen, R., 1989. Direct Determination of the $f(\alpha)$ Singularity Spectrum. *Physical Review Letters*. 62(12), 6(12), 1327-1330.
- Chhabra, A., Meneveu, C., Jensen, R. & Sreenivasan, K., 1989. Direct determination of the $f(\alpha)$ singularity spectrum and its application to fully developed turbulence. *Physical review*, A40(9), 5284-5294.
- Coiffier, G. & Le Reste, P., 2017. Traitement de la fracture vertébrale ostéoporotique par vertébroplastie quand et pour qui ?. *La Lettre du Rhumatologue*, novembre. 436.
- Colombo, A., 2014. *La micro-architecture de l'os trabéculaire en croissance : variabilité tridimensionnelle normale et pathologique analysée par microtomodensitométrie*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, École Doctorale des Sciences de la Vie et de la Santé, France.
- Cruz-Orive, L., Karlsson, L., Larsen, S. & Wainschtein, F., 1992. Characterizing anisotropy: A new concept. *Micron and Microscopica Acta*, 23, 75-76.
- Delpart, J., 2015. *Prise en charge et prévention de l'ostéoporose en 2015 : Quel rôle pour le pharmacien d'officine*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, Faculté de Pharmacie, France.
- Dimai, H. P., Ljuhar, R., Ljuhar, D., Norman, B., Nehrer, S., Kurth, A., & Fahrleitner-Pammer, A., 2019. Assessing the effects of long-term osteoporosis treatment by using

- conventional spine radiographs: results from a pilot study in a sub-cohort of a large randomized controlled trial. *Skeletal Radiology*, 48, 1023–1032.
- Douss, R., 2015. *Squelettisation d'images en niveaux de gris et applications*. Thèse de doctorat, Université paris descartes, (France) ; Université de Carthage (Tunisie),
- Ehrich, R. & Lai, P., 1978. Elements of a structural model of texture. *Pattern Recognition and Image Processing*, 319–326.
- El Hassouni, M., Tafraouti, A., Toumi, H., Lespessailles, E., & Jennane, R., 2017. Fractional Brownian Motion and Rao Geodesic Distance for Bone X-Ray Image Characterization. *Ieee journal of biomedical and health informatics*, september, 21(5), 1347-1359.
- Escobar, M. A., Guzman-Spulveda, J. R., Parra-Michel, J. R. & Guzman-Cabrera, R., 2019. A proposal to measure the similarity between retinal vessel segmentations images. *Natural sciences and engineering*, 11(22), 05-29.
- Evertsz, C. J. G. & Mandelbrot, B. B., 1992. *Multifractal measures, Appendix B, in: Chaos and Fractals*. New York: Springer-Verlag.
- Falconer, K., 2003. *Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications*. :Wiley–Blackwell.
- Feder, J., 1988. *Fractals*. Dans: New York: Plenum Press.
- Fontana, A. & Delmas, P., 2001. L'ostéoporose : épidémiologie, clinique et approches thérapeutiques. *Medecine/Sciences*, 17, 1297-305.
- Genant, H. B. D., 1977. Quantitative Bone Mineral Analysis Using Dual Energy Computed Tomography: Investigative Radiology.. 12(6), 545-51.
- Geraets, W. G. & van der Stelt, F., 2000. Fractal properties of bone. *Dentomaxillofacial Radiology*, 29(3), 144-53.
- Gouyet, J., 1992. *Physique et structures fractales*. Paris: Masson.
- Hadjidakis, D. & Androulakis, I., 2006. Bone remodeling. 1092, 385–396.
- Hahn, M., Vogel, M., Pompesius-Kempa, M. & Delling, G., 1992. Trabecular bone pattern factor: a new parameter for simple quantification of bone microarchitecture. *Bone*, 13(4), 327-330.

- Halsey, T. C., Jensen, M. H., Kadanoff, L. P., Procaccia, I., & Shraiman, B. I., 1986. Fractal measures and their singularities: The characterization of strange sets. *Physical Review A*, 33(2), 1141-1151. doi: 10.1103/PhysRevA.33.1141.
- Haralick., R., 1979. Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, May, 67(5), 786–804.
- Harba, R., Jacquet, G., Jennane, R., Loussot, T., Benhamou, C. L., Lespessailles, E., & Tourlière, D., 1994. Determination of Fractal Scales on Trabecular Bone X-Ray Images. *Fractals*, 2(3), 451-456.
- Harrar.K. & Hamami, L., 2008. The Fractal Dimension correlated to the bone mineral density. *Wseas transactions on signal processing*, 4, 110-126.
- Harrar, K., 2014. *Segmentation d'Images Radiographiques : Application à la Détection de l'Ostéoporose*. Thèse de doctorat, École Nationale Polytechnique (ENP), Laboratoire Signal et Communications, El Harrach, Alger
- Harrar, K. & Hamami, L., 2007. The box counting method for evaluate the fractal Dimension in radiographic images. *6th WSEAS International Conference on circuits, systems, electronics, control & signal processing, Cairo, Egypt., 29-31 Dec*, 4, 385-389.
- Harrar, K. & Jennane, R., 2015. Trabecular Texture Analysis Using Fractal Metrics for Bone Fragility Assessment. *International Scholarly and Scientific Research & Innovation*, 9(9), 606-611.
- Harrar, K., Jennane, R., Zaouchi, K., Janvier, T., & Lespessailles, E., 2018. Oriented fractal analysis for improved bone microarchitecture characterization. *Biomedical Signal Processing and Control*, 39, 474–485.
- Hausdorff, F., 1919. Dimension und ausseres Mass. *Mathematische Annalen*, 79, 157-179.
- Hegarty, J., Mughal, M., Adams, J. & Webb, N., 2005. Reduced bone mineral density in adults treated with high-dose corticosteroids for childhood nephrotic syndrome.. *Kidney International*, 68(5), 2304-2309.
- Heidsieck, C., 2022. *Estimation de la résistance osseuse à partir d'images EOS par modélisation en éléments finis : du concept à l'implémentation clinique*. Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak – Campus de Paris.

- Hentschel, H. G. E., & Procaccia, I., 1983. The infinite number of generalized dimensions of fractals and strange attractors. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 8(3), 435-444.
- Hilbert, D., 1891. Über die stetige Abbildung einer Linie auf ein Flächenstück. *Mathematische Annalen*, 38, 459-460.
- Hildebrand, T. & Ruegsegger, P., 1997a. A new method for the model-independent assessment of thickness in three-dimensional images. *Journal of Microscopy*, January, 185, 67–75.
- Hildebrand, T. & Ruegsegger, P., 1997b. Quantification of Bone Microarchitecture with the structure model index. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 1(1), 15-23.
- Houam, L., Hafiane, A., Boukrouche, A., Lespessailles, E., & Jennane, R., 2012. One dimensional local binary pattern for bone texture characterization,". *Pattern Analysis and Applications*, 17,179 - 193.
- Jacquet, G., Ohley, W.-J., Mont M.-A., Siffert, R., Schmuckler, R., 1990. Measurement of bone structure by use of fractal dimension [abstract]. *Proc Annu Conf IEEE/EMBS* 12:1402–1403
- Jaffard, S., Lashermes, B. & Abry, P., 2006. Wavelet leaders in multifractal analysis. *T Qian, M. I; Vai, X. Yuesheng. Wavelet Analysis and Applications, Birkhäuser Verlag*, 219–264.
- Janvier, T., 2016. *Caractérisation de la gonarthrose sur radiographie X par analyse de la texture de l'os trabéculaire*. Thèse de doctorat, Automatique et traitement du signal, université d'Orléans.
- Jeandel, C. et al., 2002. Ostéoporose facteurs de risque et fractures, La lettre de l'observatoire du mouvement. Issue 5, 1- 10.
- Jennane, R., Ohley, W., Majumdar, . S. & Lemineur, G., 2001. Fractal Analysis of Bone X-Ray Tomographic Microscopy Projections. *IEEE transactions on medical imaging*, 20(5), 443 – 449.
- Jennane, R., Almhdie, A., Aufort, G. & Lespessailles, E., 2012. 3D shape-dependent thinning method for trabecular bone characterization. *Medical Physics*, 39(1), 168-78.

- Jennane, R., Harba, R., Bonami, A. & Lespessailles, E., 2011. Two Extensions of Fractional Brownian Motion. Application to Trabecular Bone Radiographs. *Brownian Motion: Theory, Modelling and Applications*, R. C. Earnshaw, E. M. Riley, Ed. New York : Nova Science Publishers, 291-312..
- Jennane, R., Harba, R. & Jacquet, G., 2001. Méthodes d'analyse du mouvement brownien fractionnaire : théorie et résultats comparatifs. *Traitement du Signal*, 18(5-6), 419-436.
- Jennane, R., Harba, R., Lemineur, G., Bretteil, S., Estrade, A., & Benhamou, C. L., 2007. Estimation of the 3D self-similarity parameter of trabecular bone from its 2D projection. *Medical Image Analysis*, 11(1), 91-98. doi: 10.1016/j.media.2006.11.001
- Juignet, L., 2016. *Effets de la macro-architecture du substrat sur l'activité et la différenciation des ostéoblastes*. Thèse de doctorat, Université de Lyon, France.
- Kato, C. N., Barra, S. G., Tavares, N. P., Amaral, T. M., Brasileiro, C. B., Mesquita, R. A., & Abreu, L. G., 2020. Use of fractal analysis in dental images: a systematic review. *Dento Maxillo Facial Radiology*, 49(2), 20180457. doi: 10.1259/dmfr.20180457.
- Khider, M., Taleb-Ahmed, A., Dubois, & Haddad, B., 2007.. *Classification of trabecular bone texture from MRI and CT scan images by multi resolution analysis*. Lyon, France, 5589–5592..
- Kohmoto, M., 1988. Entropy Function for Multifractals. *Phys. Rev.*, A37(1345).
- Korchiyne, R., Sbihi, A., Farssi, S. M., Touahni, R., & Tahiri Alaoui, M., 2012. Spectre multifractal: Applications aux images médicales. *Revue Méditerranéenne des Télécommunications*, 2(2), 133-137.
- Labarere, J., 2011/2012. *Principe des tests statistiques*. Université Joseph Fourier de Grenoble.
- Laib, A., Hildebrand, T., Hauselmann, H. J. & Ruegsegger, P., 1997. Ridge Number Density: A New Parameter for In Vivo Bone Structure Analysis. *Bone*, December, 21(6), 541-546.
- Lambert, M. & Martineau, S., 2004. Le système squelettique et musculaire chez l'humain. *Guide d'apprentissage de la Commission scolaire de Saint-Hyacinthe, BIO-5066-1*, novembre.

- Latha, K., Valarmathi, s., sulthana, a. & Rathan, R., 2014. Digital Mammogram and Tumour Detection Using Fractal-Based Texture Analysis: A Box-Counting Algorithm. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 236, 919-930.
- Laugier, P., Droin, P., Laval-Jeantet, A. & Berger, G., 1997. Assessment of the relationship between acoustic properties and bone mass density of the calcaneus by comparison of ultrasound parametric imaging and QCT. *bone*, 20, 157-165.
- Laugier, & Hait, G., 2011. *Bone Quantitative ultrasound*. London: Springer Dordrecht Heidelberg.
- Lefèvre, E., 2015. Caractérisation multimodale des propriétés de l'os. *Thèse de doctorat, Aix-Marseille université, Ecole Doctorale des Sciences du Mouvement Humain, ISM UMR 7287 CNRS*.
- Lespessailles, E., Chappard, C. & Bonnet, N., 2006. Imagerie de la microarchitecture osseuse. *Revue du Rhumatisme*, 73, 435-443.
- Lespessailles, E., Gadois, C., Kousignian, I., Neveu, J. P., Fardellone, P., Kolta, S., Roux, C., Do-Huu, J. P., & Benhamou, C. L., 2008. Clinical interest of bone texture analysis in osteoporosis: a case control multicenter study. *Osteoporosis International*, 19(7), 1019-1028. doi: 10.1007/s00198-007-0532-8.
- Lespessailles, E., Gadois, C., Lemineur, G., Do-Huu, J. P., & Benhamou, L., 2007. Bone texture analysis on direct digital radiographic images: precision study and relationship with bone mineral density at the os calcis. *Calcified Tissue International*, 80(2), 97-102. doi: 10.1007/s00223-006-0216-y.
- Lespessailles, E., Roux, J. P., Benhamou, C. L., Arlot, M. E., Eynard, E., Harba, R., Padonou, C., & Meunier, J., 1998. Fractal analysis of bone texture on os calcis radiographs compared with trabecular microarchitecture analyzed by histomorphometry. *Calcified Tissue International*, 63, 121-125. doi: 10.1007/s00223-006-0216-y.
- Lévy-Weil, F., 2012. Du bon usage de la densitométrie osseuse. *Ostéoporose et Revue des Maladies Osseuses*, octobre-novembre-décembre, Issue 58.
- Lim, S. Y. & Bolster, M. B., 2023. Bisphosphonates: Clinical Applications and Perspectives in Osteoporosis Treatment. *Pharmacological Interventions for Osteoporosis*, 1-20.

- Lopes, R., 2009. Analyse fractal et multifractal en imagerie medicale: outils, validation et application.. *Thèse de doctorat*. Université de Lille1, France
- Luo, G., Kinney, J. H., Kaufman, J. J., Haupt, D., Chiabrera, A., & Siffert, R. S., 1999. Relationship between plain radiographic patterns and three-dimensional trabecular architecture in the human calcaneus. *Osteoporos Int*, 9, 339–345.
- Mallard, F., Bouvard, B., Mercier, P., Bizot, P., Cronier, P., & Chappard, D., 2013. Trabecular microarchitecture in established osteoporosis: Relationship between vertebrae, distal radius and calcaneus by X-ray imaging texture analysis. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research*, 99, 52-59.
- Mandelbrot, B., 1967. How Long Is the Coast of Britain? Statistical Self-Similarity and Fractional Dimension. *Science*, 165, 636-638.
- Mandelbrot, B. 1975. *Les objets fractals : forme, hasard et dimension*. Paris: Flammarion.
- Mandelbrot, B., 1982. *The Fractal Geometry of Nature*. W.H. Freeman, San Francisco, New York
- Mandelbrot, B., 1986. *Comment j'ai découvert les fractales*, Entretien avec Benoît Mandelbrot, propos recueillis par Marc Lesort, La Recherche, 175, 420-424.
- Mandelbrot, B. & Evertsz, C., 1991. Multifractality of the harmonic measure on fractal aggregates, and extended self-similarity. *Physica*, A 177, 386-393.
- Mandelbrot, B. & Van Ness, J. W., 1968. Fractional brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Review*, 10(4), 422–437.
- Marieb, E. & Laurendeau, G., 1993. Anatomie et physiologie humaine.. *Éditions du Renouveau Pédagogique, ERPI*.
- Martínez, J. L. M., Segovia-Domínguez, I., Quiros Rodríguez, I., Horta-Rangel, F. A., & Sosa-Gómez, G., 2021. A modified Multifractal Detrended Fluctuation Analysis. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 565(125611), 1-22.
- Moreno, R., Borga, M. & Smedby, O., 2012. Generalizing the mean intercept length tensor for gray-level images. *Med. Phys*, July, 39(7), 4599-4612.

- Nazzari, E., Casabella, A., Paolino, S., Campana, C., Corica, G., Nista, F., Milioto, A., Tagliafico, A., Albertelli, M., Boschetti, M., Bagnasco, M., Cutolo, M., Ferone, D., & Gatto, F., 2022. Trabecular Bone Score as a Reliable Measure of Lumbar Spine Bone Microarchitecture in Acromegalic Patients. *journal of clinical medicine*, 11, 6374.
- Nicholson, H. F., Müller, R., Cheng, X. G., Rüegsegger, P., Van Der Perre, G., Dequeker, J., & Boonen, S., 2001. Quantitative Ultrasound and Trabecular Architecture in the Human Calcaneus. *J. Bone Mineral Res.*, 16(10), 1886-1892.
- Omiotek, Z., Dzierżak, R., & Uhlig, S., 2019. Fractal analysis of the computed tomography images of vertebrae on the thoraco-lumbar region in diagnosing osteoporotic bone damage. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, 233(12), 1269-1281. doi: 10.1177/0954411919880695.
- Oświęcimka, P., Drożdż, S., Frasca, M., Gębarowski, R., Yoshimura, N., Zunino, L., & Minati, L., 2020. Wavelet-based discrimination of isolated singularities masquerading as multifractals in detrended fluctuation analyses. *Nonlinear Dynamics*, 100, 1689–1704.
- Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Oulhaj, H., Rziza, M., Amine, A., Toumi, H., Lespessailles, E., El Hassouni, M., & Jennane, R., 2017a. Anisotropic Discrete Dual-Tree Wavelet Transform for Improved Classification of Trabecular Bone. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36(10), 2077-2086. doi: 10.1109/TMI.2017.2708988.
- Oulhaj, H., Rziza, M., Amine, A., Toumi, H., Lespessailles, E., Jennane, R., & El Hassouni, M., 2017b. Trabecular bone characterization using circular parametric models. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 450-458.
- Palanivel, D. A., Natarajan, S., Gopalakrishnan, S., & Jennane, R., 2020. Multifractal-based lacunarity analysis of trabecular bone in radiography. *Computers in Biology and Medicine*, 116, 103559. doi: 10.1016/j.combiomed.2019.103559.
- Parfitt, A., 1983. Dietary risk factors for age-related bone loss and fractures. *Lancet*, 2(8360), 1181-5.

- Parfitt, A. M., Drezner, M. K., Glorieux, F. H., Kanis, J. A., Malluche, H., Meunier, J., Ott, S. M., & Recker, R. R., 1987. Bone histomorphométrie : standardization of nomenclature, symbols and units. *Journal of Bone and Mineral Research*, 2(6), 595–610.
- Parfitt, A. M., Mathews, C. H., Villanueva, A. R., Kleerekoper, M., Frame, B., & Rao, D. S., 1983. Relationships between surface, and thickness of iliac trabecular bone in aging and in osteoporosis. Implications for the microanatomic and cellular mechanisms of bone loss. *Journal of Clinical Investigation*, 72(4), 1396-1409. doi: 10.1172/JCI111096.
- Parisi, G. & Frisch, U., 1985. Turbulence and Predictability in Geophysical Fluid Dynamics. *North-Holland, Amsterdam*.
- Perrier, E., Tarquis, A.M. & Dathe A., 2006. A program for fractal and multifractal analysis of two-dimensional binary images: Computer algorithms versus mathematical theory. *Geoderma*, 134(3-4), 284-294.
- Posadas, A. N. D., Giménez, D., Quiroz, R., & Protz, R., 2003. Multifractal Characterization of Soil Pore Systems. *Soil Science Society of America Journal*, 67(5), 1361-1369
- Posadas, A.-N.-D., Quiroz, R., Zorogastua, E. & Leon-Velarde, C., 2005. Multifractal characterization of the spatial distribution of ulexite in a Bolivian salt flat. *International Journal of Remote Sensing*, 26(3), 615–627.
- Pothuaud, L., Benhamou, C. L., Porion, P., Lespessailles, E., Harba, R., & Levitz, P., 2000. Fractal dimension of trabecular bone projection texture is related to three-dimensional microarchitecture. *Journal of Bone and Mineral Research*, 15(4), 691-699. doi: 10.1359/jbmr.2000.15.4.691.
- Pothuaud, L., Carceller, & Hans, D., 2008. Correlations between grey-level variations in 2D projection images (TBS) and 3D microarchitecture: applications in the study of human trabecular bone microarchitecture. *Bone*, 42, 775–787.
- Pothuaud, L., Porion, P., Levitz, P., Lespessailles, E. & Benhamou, C. L., 1998. Micro-Imagerie Par Résonance Magnétique Nucléaire : application à la structure trabéculaire osseuse. *Revue de l'institut français du pétrole*, 53(4), 506-514.
- Rachidi, M., Breban, S. & Benhamou, C. L., 2008. Les enjeux de la microarchitecture osseuse. *Journal de la Société de Biologie*, 202(4), 265-273.

- Renyi, A., 1955. On a new axiomatic theory of probability. *Acta Mathematica Hungarica*, 6, 285-335.
- Roux, C., 1998. *Densitométrie osseuse*, france: Centre d'évaluation des maladies osseuses, Hôpital Cochin, 27, rue du Faubourg Saint- Jacques.
- Russel, D., Hanson, J. & Ott, E., 1980. Dimension of strange attractors. *Physical review letters*, 45(14), 1175-1178.
- Salmon, P., Ohlsson, C., Shefelbine, S. & Doube, M., 2015. Structure model index does not measure rods and plates in trabecular bone. *Frontiers in Endocrinology*, 6(162).
- Sapthagirivasan, V. & Anburajan, M., 2013. Diagnosis of osteoporosis by extraction of trabecular features from hip radiographs using support vector machine: An investigation panorama with DXA. *Computers in Biology and Medicine*, 43, 1910–1919.
- Sarkar, N. & Chaudhuri, B., 1994. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. 1994;24(1):115–20 .. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 24(1), 115-20.
- Saucier, A. & Muller, J., 1999. Textural analysis of disordered materials with multifractals. *Physica A*, 267, 221-238.
- Schaffer, C., 1993. Selecting a Classification Method by Cross-Validation. *Machine Learning*, 13, p135-143.
- Seddiki-Bougrassa, D.; Messala N., 2020. *Tissu osseux*, Université d'Oran - Faculté de Médecine, Service d'Histologie & Embryologie.
- Sierpinski, W., 1915. Sur une courbe dont tout point est un point de ramification. *Comptes Rendus Hebdomadaires des Seances de l'Academie des Sciences de Paris*, 16, 302-305.
- Silva, B. C., Boutroy, S., Zhang, C., McMahon, D. J., Zhou, B., Wang, J., Udesky, J., Cremers, S., Sarquis, M., Guo, X.-D. E., Hans, D., & Bilezikian, J. 2013. Trabecular bone score (TBS)—a novel method to evaluate bone microarchitectural texture in patients with primary hyperparathyroidism. *Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 98(5), 1963-1970. doi: 10.1210/jc.2012-4255.

- Singh, A., Dutta, M., Jennane, R. & Lespessailles, E., 2017. Classification of the trabecular bone structure of osteoporotic patients using machine vision. *Computers in Biology and Medicine.*, 91, 148-158.
- Smit, T. H., Schneider, E. & Odgaard, A., 1998. Star length distribution: a λ -based concept for Star length distribution: a λ -based concept for the characterization of structural anisotropy. *Journal of Microscopy*, September , 191, 249–257.
- Sperandei, S., 2014. Understanding logistic regression analysis. in *Biochemia Medica* , February , 24(1), 12-18.
- Stevenson, J. C. & Marsh, M. S., 2007. An Atlas of Osteoporosis (Troisième édition) , *Informa Healthcare*,. London.
- Stojic, T., Reljin, I. & Reljinb, B., 2006. Adaptation of multifractal analysis to segmentation of microcalcifications in digital mammograms. *Physica A* 367, A 367, 494–508.
- Tafraouti, A., 2019. *Analyse fractale des images X-Ray de l'os trabéculaire pour le diagnostic de l'ostéoporose.These de doctorat.* Faculté des Sciences. Centre de Recherche Rabat Information Technology.
- Tafraouti, A., El Hassouni, M. & Jennane, R., 2018. Evaluation of fractional Brownian motion synthesis methods using the SVM classifier. *Biomedical Signal Processing and Control*, 49, 48–56.
- Tafraouti, A., Jennane, R., El Hassouni, M., & Mamouni, A., 2015. Osteoporosis diagnosis using steerable pyramid decomposition and fractional Brownian motion. In *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 309-312.
- Tafraouti, A., Jennane, R., El Hassouni, M., & Mamouni, A., 2014. Osteoporosis diagnosis using fractal analysis and support vector machine. In *Proceedings of the 2014 International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS)*, 73–77.
- Tahiri Alaoui, M., Korchiyne, R., Farssi, S. & Touzani, A., 2023. A multifractal approach for texture classification applied to the kidney ultrasound images. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 15 September, 101(17), 6825 -6843.

- Testud, B., 2006. Phase transitions for the multifractal analysis of self-similar measures. *Nonlinearity*, 19, 1201–1217.
- Tortora, G. J., & Derrickson, B. 2007. *Principes d'anatomie et de physiologie* (12th ed). Paris: De Boeck.
- Velázquez-Ameijide, J., Unda, J. M., Arregui-Dalmases, C. & Crandall, J. R., 2021. Prediction of mechanical properties of human rib cortical bone using fractal dimension. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 24(1), 1-10.
- Vesterby, A., 1990. Star of marrow space and trabeculae in iliac crest: Sampling procedure and correlation to star of first lumbar vertebra. *Bone*, 11(3), 149-155.
- Von Koch, H., 1904. Sur une courbe continue sans tangente obtenue par une construction géométrique élémentaire.. *Arkiv for Matematik, Astronomi och Fysich* , 1, 681-704.
- Wendt, H., Abry, P., Roux, S. & Jaffard, S., 2007. Analyse multifractale d'images : l'apport des coefficients dominants. In *Actes du XXIIème Colloque GRETSI*, Troyes, France.
- Whitehouse, W. J., 1974. The quantitative morphology of anisotropic trabecular bone. *J. Microsc.*, 101, 153–168.
- White, S. & Rudolph, D., 1999. Alterations of the trabecular pattern of the jaws in patients with osteoporosis.. *Oral Surgery Oral Medicine Oral Pathology Oral Radiology and Endodontology*, 88(5), 88(5):628–635.
- Wilcoxon, F., 1945. Individual comparisons by ranking methods. *Biom. Bull*, 1(6), 80–83.
- Xiao, P., Zhang, T., Neil Dong, X. & Y., H., 2020. Yufei Huang and Xiaodu Wang , Prediction of trabecular bone architectural features by deep learning models using simulated DXA images. *Bone Reports*, 13, 100295.
- Yasar, F. & Akgunlu, F., 2006. The differences in panoramic mandibular indices and fractal dimension between patients with and without spinal osteoporosis. *Dentomaxillofacial Radiology*, 35, 1-9.
- Zaia, A., Rossi, R., Galeazzi, R., Sallei, M., Maponi, P., & Scendoni, P., 2021. Fractal lacunarity of trabecular bone in vertebral MRI to predict osteoporotic fracture risk in over-

fifties women. The LOTO study. *BMC Musculoskelet Disord*, 22(1), <https://doi.org/10.1186/s12891-021-03966-7>.

Zehani, S., Khider, M., Taleb Ahmed, A. & Mimi, M., 2013. Classification par Lacunarité Fractale de la Texture de l'Os Trabéculaire. *The international conference on electronics & oil: from theory to applications*, 05-06 Mars.

Zehani, S., Ouahabi, A., Oussalah, M., Mimi, M., & Taleb-Ahmed, A., 2020. Bone microarchitecture characterization based on fractal analysis in spatial frequency domain imaging. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 31(5), 1-19. doi: 10.1002/ima.22512.

LA COURBE ROC

Définition :

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est une représentation graphique fréquemment utilisée dans les tâches de classification binaire, tel que le diagnostic d'une maladie, pour évaluer et comparer les performances des modèles de classification binaire, en particulier lorsqu'il est nécessaire d'équilibrer la sensibilité et la spécificité à différents seuils de décision.

La courbe ROC aide à visualiser le compromis entre sensibilité et spécificité. Elle est créée en traçant le taux de vrais positifs (sensibilité) par rapport au taux de faux positifs (1 - spécificité) à différentes valeurs seuils. Chaque point de la courbe représente un réglage de seuil différent. La ligne diagonale (de (0,0) à (1,1)) représente les performances d'un classificateur aléatoire, et les points au-dessus de cette ligne indiquent des performances meilleures que aléatoires.

Un classificateur parfait aurait une courbe ROC qui passerait par le coin supérieur gauche du graphique, indiquant une sensibilité élevée (taux de vrais positifs élevé) et une spécificité élevée (taux de vrais négatifs élevé) à tous les seuils possibles.

Les éléments clés d'une courbe ROC :

- Taux de vrais positifs (sensibilité) : il s'agit de la proportion d'instances positives réelles correctement prédites par le modèle. Il est calculé comme $TP / (TP + FN)$, où TP est le nombre de vrais positifs et FN est le nombre de faux négatifs.
- Taux de faux positifs (1 - Spécificité) : il s'agit de la proportion d'instances négatives réelles prédites à tort comme positives par le modèle. Il est calculé comme $FP / (FP + TN)$, où FP est le nombre de faux positifs et TN est le nombre de vrais négatifs.

L'aire sous la courbe ROC (AUC) :

L'aire sous la courbe ROC (AUC) est également utilisée comme une mesure numérique de la performance d'un modèle de classification binaire. Il mesure la zone sous la courbe ROC. Il est particulièrement utile dans les situations où la distribution des classes

est déséquilibrée, car elle évalue la capacité d'un modèle à classer correctement les instances positives par rapport aux négatives à travers différents seuils de décision.

L'AUC représente la probabilité que le modèle attribue un score de classe plus élevé à une observation positive choisie au hasard qu'à une observation négative choisie au hasard. Il est largement utilisé dans l'évaluation de modèles de classification binaires, en particulier dans des domaines tels que la médecine (par exemple, pour évaluer la performance des tests diagnostiques) et la finance (par exemple, pour évaluer les modèles de notation de crédit).

Une valeur d'AUC de 1,0 indique un modèle parfait qui a une sensibilité de 100 % et une spécificité de 100 % à travers tous les seuils de décision possibles. Plus l'AUC est proche de 1,0, meilleure est la capacité de discrimination du modèle. En revanche, une AUC de 0,5 indique un modèle qui ne fait pas mieux qu'une prédiction aléatoire.

Interprétation de l'AUC :

- 1- 0.9 : Excellent
- 0.9 - 0.8 : Très bon
- 0.8 - 0.7 : Bon
- 0.7 - 0.6 : Acceptable
- 0.6 - 0.5 : Médiocre
- 0.5 : Aléatoire (aucune capacité de discrimination)

LA RÉGRESSION LOGISTIQUE

Définition :

La régression logistique est une technique de modélisation qui, dans sa version la plus répandue, vise à prédire et expliquer les valeurs d'une variable Y , à partir d'une collection de variables X continues ou binaire. Elle s'applique au classement binaire, mais peut être facilement élargie au cadre multiclasse. Elle fait partie des méthodes d'apprentissage supervisé.

Le modèle de régression logistique est basé sur la fonction logistique (ou sigmoïde), qui est définie comme :

$$f(x) = P(Y = 1 | X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n}}$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}}$$

où :

$P(Y = 1 | X)$ est la probabilité conditionnelle que la variable de réponse Y prenne la valeur 1, étant donné les valeurs des variables explicatives X .

X_1, X_2, \dots, X_n sont les variables explicatives.

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ sont les coefficients du modèle.

La régression logistique est une régression non linéaire dans le sens où on transforme une combinaison linéaire à l'aide d'une fonction de transfert non-linéaire (fonction logistique). Mais elle induit une séparation linéaire (classifieur linéaire) dans l'espace de représentation.

La régression logistique est plus souvent appliquée à la santé, pour l'identification des facteurs liés à une maladie ou à la recherche des causes de décès ou de survie de patients. En effet, Un modèle de régression logistique permet de prédire la probabilité qu'un événement à partir de l'optimisation des coefficients de régression. Ce résultat varie toujours

entre 0 et 1. Lorsque la valeur prédite est supérieure à un seuil, l'événement est susceptible de se produire, alors que lorsque cette valeur est inférieure au même seuil, il ne l'est pas.

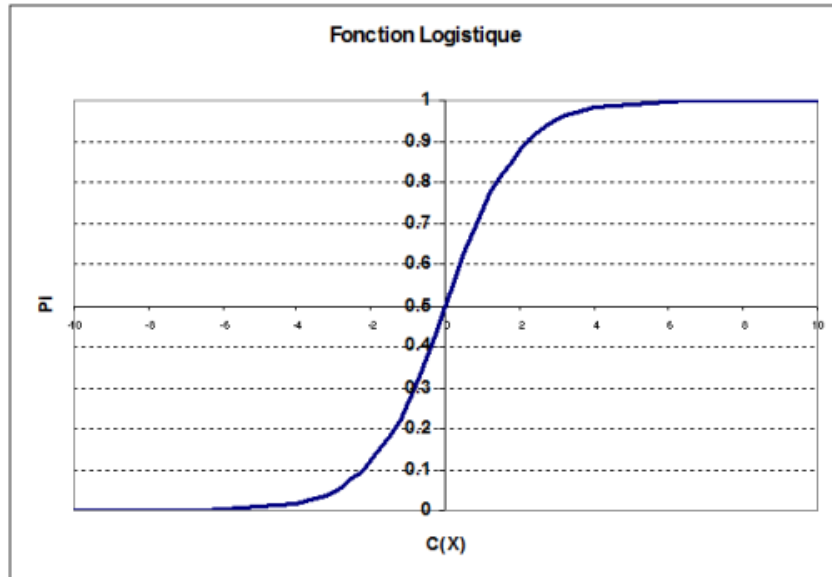


Figure. Fonction Logistique

LE TEST STATISTIQUE DE WILCOXON

Définition :

Le test d'hypothèse est une méthode statistique utilisée pour évaluer la validité d'une affirmation (hypothèse) concernant une population à partir d'un échantillon de données. Dans le contexte des paramètres de classification, notamment en utilisant des tests de p-valeur, on peut faire référence à des tests statistiques appliqués à des modèles de classification, tels que la régression logistique.

Le test statistique de Wilcoxon est un test statistique non paramétrique appliqué pour comparer deux échantillons indépendants et mettre en évidence la présence de différences significatives entre les jeux de paramètres. Il permet de déterminer quels sont les paramètres permettant de discriminer les deux échantillons afin de déterminer s'ils proviennent de la même population ou de populations différentes, et d'établir ainsi de manière statistique et fiable un classement de préférence. Cette méthode a pour objectif de réduire la variance d'erreur.

Voici une explication générale du principe de test d'hypothèse pour les paramètres de classification avec l'utilisation de p-valeurs :

Formulation des hypothèses :

- Hypothèse nulle (H_0) : Aucun effet ou influence significative. En termes de paramètres de classification, cela pourrait signifier que les coefficients associés aux variables explicatives sont égaux à zéro, ce qui implique que ces variables n'ont pas d'effet sur la variable de sortie.
- Hypothèse alternative (H_1) : Il existe un effet significatif. En d'autres termes, les coefficients ne sont pas égaux à zéro, indiquant une influence des variables explicatives sur la variable de sortie.

Le plus souvent on s'intéresse aux rangs dans le cadre d'une comparaison d'échantillons. On a deux échantillons venant de X et Y , de tailles respectives n et m , que l'on va classer ensemble. On obtient un classement unique avec deux ensembles de rangs R_i , $i = 1..n$ et S_j , $j = 1..m$, tels que l'ensemble des rangs $\{R_i\} \cup \{S_j\} = 1..n + m$. L'idée des tests associés aux rangs est que, si les deux échantillons viennent de la même distribution, les rangs doivent être répartis de manière homogène dans les deux échantillons. Le test de

comparaison des rangs a donc pour hypothèse nulle H_0 , c'est-à-dire, les deux échantillons viennent de distributions ayant la même moyenne, ce qui est logiquement équivalent au fait que les rangs R_i et S_j soient répartis de manière "homogène", aux fluctuations près.

Exemple :

Soit

$$x_i = 1, 3, 5, 6, 8, 9$$

$$y_i = -6, 2, 4, 7, 18$$

$$x_i \cup y_i = -6, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 18$$

$$R_i \cup S_i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11$$

On voit que les variables, une fois classées ensemble, alternent globalement, donc les moyennes de X et Y doivent être sensiblement les mêmes. Si la moyenne de Y était plus élevée que celle de X, on observerait un décalage du rouge vers la droite, et le contraire si la moyenne de Y était inférieure à celle de X.