



UNIVERSITE DE GUELMA

**UNIVERSITÉ D'ORLÉANS
UNIVERSITÉ DE GUELMA**



UNIVERSITE D'ORLEANS

**ÉCOLE DOCTORALE MATHÉMATIQUES, INFORMATIQUE, PHYSIQUE
THÉORIQUE ET INGÉNÉRIE DES SYSTÈMES**

LABORATOIRE PRISME

LABORATOIRE PI: MIS

THÈSE

présentée par :

Lotfi HOUAM

Soutenue le : 09/12/2013

Pour obtenir le grade de : **Docteur en Sciences et Technologies Industrielles**

Discipline : **Automatique et traitement du signal**

CONTRIBUTION À L'ANALYSE DE TEXTURES DE RADIOGRAPHIES OSSEUSES POUR LE DIAGNOSTIC PRÉCOCE DE L'OSTÉOPOROSE

THÈSE dirigée par :

Rachid JENNANE Professeur des Universités, Université d'Orléans

Abdelhani BOUKROUCHE Professeur des Universités, Université de Guelma

RAPPORTEURS :

Noureddine DOGHMANE Professeur des Universités, Université de Annaba

William PUECH Professeur des Universités, Université de Montpellier

JURY :

Mohamed NEMAMCHA Professeur des Universités, Université de Guelma
Président du jury

Noureddine DOGHMANE Professeur des Universités, Université de Annaba

William PUECH Professeur des Universités, Université de Montpellier

Amina SERIR Professeur des Universités, USTHB Alger

Dédicaces

À mes très chers parents

À ma Chère femme

À ma belle fille Manel

À mes beaux fils Dhia-Eddine et Haithem

À toute ma famille

À tous mes amis

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'une collaboration entre deux laboratoires : le laboratoire PRISME (Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche en Ingénierie des Systèmes, Mécanique, Energétique) de l'Université d'Orléans, et le laboratoire PI: MIS (Problème Inverse: Modélisation, Information et Systèmes) de l'Université de Guelma. Une grande partie du travail s'est déroulée au sein de l'axe Image & Vision (IV) du laboratoire PRISME.

L'aboutissement de ce travail s'est concrétisé grâce à plusieurs personnes que je tiens à remercier vivement.

En premier lieu, j'exprime ma profonde gratitude à mes Directeurs de thèse, Messieurs les Professeurs Rachid Jennane et Abdelhani Boukrouche, je veux saluer leurs qualités d'encadrement, la richesse de leurs connaissances, leurs rigueurs, leurs dévouements et leurs disponibilités. Je lui dois beaucoup.

Je souhaite remercier encore le Professeur Rachid Jennane pour m'avoir accueilli au sein de l'équipe IV, pour ses conseils et ses orientations. Il m'a donné l'opportunité d'assister à plusieurs conférences scientifiques. Merci pour tout le temps qu'il m'a consacré.

Je tiens à remercier également le Professeur Christophe Léger, pour son chaleureux accueil, sa générosité et son dynamisme.

Je tiens également à adresser l'expression de ma reconnaissance, ma gratitude les plus sincères et mes vifs remerciements à Monsieur le professeur Mohamed Nemamcha, Président de l'université de Guelma, qui me fait l'honneur de présider la commission d'examen de cette thèse.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur Nouredine Doghmane, Professeur à l'université de Annaba ainsi qu'à Monsieur William Puech, Professeur à l'université de Montpellier qui ont accepté de consacrer de leur temps à l'examen des travaux de cette thèse. Je suis à la fois très honoré et très ému de l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux. Je les remercie infiniment.

Je suis également touché et honoré par la présence de Mme. Amina Serir, Professeur à l'USTHB d'Alger qui me fait l'honneur de participer à ce jury de thèse, que je l'exprime tout mes sincères remerciements.

Je remercie très chaleureusement Adel Hafiane, Maître de Conférences à l'ENSI de Bourges. Je tiens à lui exprimer ma très sincère reconnaissance pour m'avoir fait partager son savoir faire. Ses nombreux allers-retours entre Bourges et Orléans m'ont permis de prendre conscience de ses compétences, de sa motivation mais aussi de sa grande gentillesse.

J'ai eu beaucoup de plaisir à cotoyer Ahmad A. Almhdi. Je le remercie pour son aide scientifique, son soutien personnel ainsi que sa bonne humeur qui rend le quotidien plus agréable.

Je remercie également tous les collègues l'axe IV que j'ai côtoyés quotidiennement durant mon séjour à Orléans : Gérard Lemineur, Guy Lamarque, Meryem Jabloun, Philippe Ravier, Rachid Harba, Raphaël Canals, , Rodolphe Weber, Roger Lédée, Rémy Leconge, Sylvie Treuillet, Smail Akkoul, Sonia Akkoul, Thien Loo et Wael Allouni.

Je tiens aussi à exprimer mes très sincères remerciements à tous les collègues du laboratoire PI: MIS pour leur soutien et en particulier, Monsieur Abdelhane Boukrouche, directeur du laboratoire pour son soutien et ses encouragements sur le plan personnel, pendant toute la durée de cette thèse.

Je remercie particulièrement ma femme pour sa compréhension et son soutien réel durant toutes ces années.

J'adresse un grand MERCI à toute l'équipe du Système National de Documentation en Ligne (SNDL) qui a mis à la disposition de tous les chercheurs Algériens une immense base de documentation Multidisciplinaires gratuite (ouvrages, thèses, rapports, communications, revues ou bases de données scientométriques, etc.).

Mes remerciements s'adressent également à tous mes amis, ils sont nombreux. Chacun a contribué à sa manière à la réalisation de ce travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Table des Matières

Dédicaces	ii
Remerciements.....	iii
Table des Matières.....	v
Liste des tableaux	x
Liste des figures	xi
Introduction Générale.....	17
Chapitre 1 Résistance osseuse et diagnostic de l'ostéoporose : Etat de l'art	21
1.1 L'os et le système squelettique	21
1.2 Structure macroscopique	24
1.3 Structure microscopique	25
1.3.1 Os cortical	25
1.3.2 Os trabéculaire (spongieux)	26
1.3.3 Périoste et Endoste.....	27
1.4 Composition chimique de l'os	28
1.5 Le remodelage osseux	28
1.6 Résistance et qualité osseuse	31
1.7 L'ostéoporose	32
1.8 Méthodes dédiées à l'évaluation de la résistance osseuse	34
1.8.1 Absorptiometrie biphotonique à rayons X (DEXA)	35
1.8.2 Tomodensitométrie quantitative (Quantitative Computed Tomography ou QCT)	38
1.8.3 Ultrason quantitative (QUS : Quantitative UltraSound).....	40
1.8.4 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	42
1.8.5 Radiographie	43

1.8.6 Synthèse	44
1.9 Principaux paramètres caractérisant la microarchitecture trabéculaire	45
1.9.1 Analyse de texture	47
1.9.1.1 Analyse structurelle de texture	47
1.9.1.2 Analyse statistique.....	48
1.9.1.3 Analyse fractale	48
1.10 Conclusion	49
Chapitre 2 Caractérisation de textures en imagerie médicale.....	51
2.1 Introduction	51
2.2 La texture.....	51
2.3 Perception visuelle de texture.....	52
2.4 Texture et analyse d'images médicales	54
2.5 Classification de textures.....	55
2.5.1 Textures structurelles.....	55
2.5.2 Textures aléatoires	56
2.5.3 Textures directionnelles.....	57
2.6 Analyse de texture pour les radiographies osseuses	58
2.6.1 Attributs statistiques	58
2.6.2 Attributs statistiques du premier ordre.....	59
2.6.2.1 Statistiques d'image	59
2.6.2.2 Histogrammes d'image	60
2.6.3 Attributs statistiques du deuxième ordre	60
2.6.3.1 Matrices de cooccurrence.....	60
2.6.3.2 Attributs d'Haralick extraits des matrices de co-occurrences.....	63
2.6.4 Attributs statistiques d'ordre supérieur	65

2.6.4.1 Matrices de longueurs de plages.....	65
2.6.4.2 Attributs de texture extraits des matrices de longueurs de plages.....	66
2.6.5 Approches fréquentielles	67
2.6.5.1 Analyse de texture par la transformée de Fourier	67
2.6.5.2 Analyse de texture par la fonction d'autocorrélation	69
2.6.6 Attributs spatio-fréquentielles.....	70
2.6.6.1 Transformation de Gabor	71
2.6.6.2 Transformée en ondelettes.....	73
2.6.7 Modélisation spatiale des textures	73
2.6.7.1 Masques de Laws (LTK Laws Texture Kernels)	73
2.7 Conclusion	76
Chapitre 3 Motifs binaires locaux	77
3.1 Introduction	77
3.2 Motifs binaires locaux (LBP pour Local Binary Pattern).....	77
3.3 LBP multi échelle	80
3.4 LBP invariant par rotation	82
3.5 Motif binaire médian (MBP)	84
3.6 Approche proposée : LBP unidimensionnel (1DLBP).....	85
3.7 Conclusion	91
Chapitre 4 Techniques de prétraitement des radiographies osseuses	93
4.1 Introduction	93
4.2 Principe de la radiographie	93
4.2.1 Production des rayons X	93
4.2.2 Principaux paramètres d'une source à rayons X	95
4.2.3 Interaction des rayons X avec la matière	95

4.2.4	Formation de l'image radiographique	97
4.2.5	Extraction de la région d'intérêt (ROI).....	99
4.3	Prétraitement des radiographies osseuses.....	100
4.3.1	Méthode de Filtrage proposée.....	103
4.3.2	Egalisation d'histogramme.....	105
4.3.3	Quantification	105
4.3.4	Projection.....	107
4.3.5	Dérivation	108
4.4	Classification	110
4.4.1	Classification non supervisée.....	111
4.4.2	Classification supervisée.....	112
4.4.2.1	Séparateurs à vaste marge (SVM)	112
4.4.2.2	k -plus proche voisins (k-NN)	114
4.4.2.3	Réseaux de neurones	117
4.4.3	La validation croisée.....	119
4.5	Evaluation de la performance de classification	120
4.5.1	Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics).....	120
4.5.2	Caractéristiques d'un test	121
4.5.2.1	Sensibilité et spécificité.....	121
4.5.2.2	Valeurs prédictives	122
4.5.2.3	Effet de la valeur seuil sur les caractéristiques d'un test.....	123
4.5.3	Construction d'une courbe ROC.....	124
4.5.4	Mesure de la performance d'un test	126
4.6	Conclusion.....	127
Chapitre 5 Etudes cliniques		129

5.1	Introduction	129
5.2	Partie expérimentale	129
5.2.1	Images radiographiques et texture osseuse	129
5.3	Caractérisation et classification des textures osseuses	131
5.3.1	Première expérience.....	131
5.3.2	Deuxième expérience.....	134
5.3.2.1	Effet du nombre de voisins k du classifieur k -NN.....	137
5.3.2.2	Effet du niveau de quantification (Q).....	138
5.3.2.3	Effet de l'angle d'analyse (θ)	140
5.3.2.4	Synthèse des résultats	141
5.3.2.5	Effet de la taille de la fenêtre d'analyse (W)	143
5.3.2.1	Synthèse des résultats	146
5.4	Conclusion	147
	Conclusion Générale	149
	Liste des publications	152
	Références Bibliographiques	153
	Annexe A Exemple de construction d'une courbe ROC	167

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Critères définis par l'OMS pour la classification des patients par la densité minérale osseuse (DMO) mesurée par Absorptiométrie Bi-photonique à rayons X.....	34
Tableau 1.2 Tableau récapitulatif des différentes modalités d'imagerie utilisées dans l'investigation de la qualité osseuse.....	45
Tableau 2.1 Ensemble complet 3×3 de neuf masques de <i>Laws</i>	74
Tableau 5.1 Récapitulatif de résultats des différents tests pour <i>IDLBP</i> en fonction de W pour $k=7$	145
Tableau 5.2 Récapitulatif de résultats des différents tests pour <i>IDLBP</i> en fonction de W pour $k=11$	145
Tableau 5.3 Récapitulatif des principaux résultats avec un l'écart type de chaque valeur. Où $k=11$, $W=9$, la projection horizontale, l'angle de projection est fixé à $\theta=0^\circ$, et $Q=16$ niveaux de gris.	146
Tableau 5.4 Résumé des paramètres donnant les meilleurs résultats, où $k=11$	147

Liste des figures

Figure 1.1 Trois types d'os, issus d'un squelette humain, (a) l'os iliaque, (b) l'omoplate sont des os plats, (c) une vertèbre est un os court et (d) le fémur est un os long.	23
Figure 1.2 Os long. Structure externe d'un os long (fémur) formé par un fût central, ou diaphyse, et deux extrémités, ou épiphyses, recouvertes de cartilage articulaire. Les métaphyses constituent les parties intermédiaires entre épiphyse et diaphyse (a). Radiographie d'un fémur montrant l'os cortical dur et dense, et l'os trabéculaire (travées de compression et de traction) qui est conçu pour supporter les sollicitations habituelles provoquées par la marche et la gravité (b).	25
Figure 1.3 Vue d'un os en coupe qui montre les différents types de tissus qui le constitue (a), (1) le périoste, (2) l'os cortical, (3) l'os spongieux ou trabéculaire, (4) le cartilage articulaire ou hyalin, (5) la moelle osseuse ou moelle rouge et (6) la moelle jaune. Vue en coupe montre les différents constituants de l'os cortical (b).	26
Figure 1.4 Exemple de microphotographie qui montre la porosité de l'os trabéculaire humain.	27
Figure 1.5 Représentation schématique du remodelage osseux au niveau de l'os trabéculaire (schéma extrait du cours de la faculté de médecine Pierre & Marie CURRIE Paris).	29
Figure 1.6 Modifications de la masse osseuse liées au vieillissement, chez les hommes et les femmes.	30
Figure 1.7 Différents paramètres conditionnant la résistance osseuse ainsi que le risque de fracture.	32
Figure 1.8 Principe de l'absorptiometrie à rayons X.	35
Figure 1.9 Exemple d'image DEXA d'une femme âgée de 52 ans du fémur gauche obtenue lors d'un examen d'ostéodensitométrie. L'image montre 4 régions d'intérêts (ROIs) utilisées pour évaluer la densité osseuse fémorale d'après [95].	36
Figure 1.10 Schéma de principe d'acquisition des coupes tomographique par tomodensitométrie (TDM).	39
Figure 1.11 Schéma de principe d'un appareil ultrasonore utilisé <i>in vivo</i> sur un calcaneum. Le pied et les transducteurs sont immergés dans un bain d'eau. L'eau est utilisée pour assurer le couplage adéquat de l'onde acoustique dans la peau.	41

Figure 1.12 Exemple d'image paramétrique obtenue lors de la mesure de BUA par ultrasons quantitative.....	41
Figure 1.13 Exemple d'image d'un calcanéum de pied gauche obtenue à partir d'une séquence d'acquisition IRM.....	43
Figure 1.14 Exemple d'image radiographique d'un pied permettant la visualisation du calcanéum.....	44
Figure 2.1 Paires de texture avec des statistiques du second ordre identiques. Les textons de moitiés inférieures des images sont différents de ceux de moitiés supérieures. (a) Les deux régions sont beaucoup plus difficile à discriminer par le système de vision humain. (b) Les deux régions sont immédiatement discriminables par le système de vision humain. Selon [76].....	53
Figure 2.2 Deux textures structurelles extraites de la base Brodatz. À gauche, l'image d'un mur de briques (1.2.12, D94 H.E.). À droite, l'image d'alvéoles (1.2.13, D112 H.E) d'après [155].	56
Figure 2.3 Une texture aléatoire extraite de la base Brodatz D9.....	57
Figure 2.4 Deux textures directionnelles. À gauche une image extraite de la base Brodatz (D68). À droite une image radiographique extraite d'une région du calcanéum. Ces images montrent le caractère directionnel de ces textures.	58
Figure 2.5 Huit pixels plus proches voisins utilisés pour calculer la matrice de cooccurrence. les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta = 0^\circ$ sont les pixels 1 et 5, pour $\theta = 45^\circ$ les pixels 4 et 8, pour $\theta = 90^\circ$ les pixels 3 et 7 et enfin pour $\theta = 135^\circ$ les pixels 2 et 6.....	61
Figure 2.6 Matrice de cooccurrence $P(I, \theta)$ de l'image Im ayant 4 niveaux de gris, pour une distance $d = 1$ et la direction $\theta = 0^\circ$. Le tableau en gris représente la matrice de cooccurrence.	62
Figure 2.7 Deux images de radiographies osseuses du calcanéum. (a) pour un sujet sain, (b) pour un patient ostéoporotique, (c) et (d) leur matrices de cooccurrence respectives.	63
Figure 2.8 Exemple simple montrant la formation d'une matrice de longueur de plage. À gauche, une image de 4x4 pixels avec 4 niveaux de gris seulement. À droite, la matrice de longueur de plage résultante à 0° . Le tableau en gris représente la matrice de longueur de plage.	65
Figure 2.9 Deux radiographies osseuses du calcanéum. (a) pour un sujet sain, (b) pour un patient ostéoporotique. (c) et (d) leur spectre de puissance respectifs.	68

Figure 2.10 Attributs de texture calculés à partir du spectre de puissance de l'image. (a) L'énergie calculée en chaque couronne fournit une information sur la finesse ou la grossièreté de la texture. (b) L'énergie calculée en chaque secteur angulaire fournit une information sur l'orientation de la texture.	69
Figure 2.11 Fonction d'autocorrélation effectuée sur deux radiographies osseuses. (a) pour un sujet sain. (b) pour un patient ostéoporotique.	70
Figure 2.12 Exemple d'application du filtre $L5E5$ sur deux textures d'os trabéculaire du calcaneum. (a) image d'un sujet sain, (d) pour un cas ostéoporotique. (b) et (e) résultats de filtrage par le masque $L5E5$. (c) et (f) images correspondantes aux énergies calculées sur une fenêtre de taille 15×15 en moyennant la valeur absolue des pixels ($TEM(i,j)_{L5E5}$).	76
Figure 3.1 Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.	78
Figure 3.2 Opérateur LBP basique. (a) et (d) deux radiographies osseuses du calcaneum respectivement pour un sujet sain et un patient ostéoporotique. (b) et (e) images après l'application de l'opérateur LBP (images seuillées). (c) et (f) les histogrammes respectifs des images LBP.	79
Figure 3.3 LBP multi-échelle. Exemples de voisinages obtenus pour différentes valeurs de (P, R) , source [116].	81
Figure 3.4 LBP multi-échelle. Exemple d'application de l'opérateur $LBP_{P,R}^{u2}$ (LBP uniforme) sur l'image de la Figure 3.2 (a) pour 3 échelles différentes.	81
Figure 3.5 Construction et uniformité d'un motif LBP. (a) le motif construit ici est non-uniforme. (b) et (c) Exemples de motifs respectivement uniformes et non-uniformes.	82
Figure 3.6 Liste des 36 uniques motifs binaires locaux invariant en rotation possibles pour $LBP_{8,R}^{ri}$. Les points noirs et blancs correspondent respectivement aux valeurs de bit 0 et 1 dans la sortie sur 8 bits de l'opérateur $ROR(.)$, source [116].	83
Figure 3.7 Exemple de construction d'un motif MBP, ici la valeur médiane est de 120.	85
Figure 3.8 Ensembles de voisins linéairement symétriques pour différentes valeurs de m et W . $W = 3$ et $m = 2$ (a). $W = 5$ et $m = 4$ (b), $W = 7$ et $m = 6$ (c) et $W = 9$ et $m = 8$ (d).	87
Figure 3.9 Exemple d'application de l'opérateur $IDLBP$ sur l'élément central d'un masque 1D avec 6 voisins.	88

Figure 3.10 Codage <i>IDLBP</i> pour 8 voisins. (a) 8 voisins. (b) seuillage. (c) vecteur de poids et (d) Codage $IDLBP = 1 + 2 + 4 + 8 + 128 = 143$	88
Figure 3.11 Deux images de synthèse de 7 X 7 pixels (a) et (f). Les histogrammes conventionnels des deux images avec 256 barres (b) et (g). Les histogrammes LBP 2D des deux images avec 256 barres (c) et (h). Les histogrammes du codage <i>IDLBP</i> des deux images projetées à 90° avec 4 barres (d) et (i). Les histogrammes du codage <i>IDLBP</i> des deux images projetées à 45° avec 4 barres (e) et (j).....	90
Figure 4.1 Schéma simplifié d'un dispositif de production de rayons X, cité dans [49]......	94
Figure 4.2 Spectre d'émission d'un tube à rayons X composé de tungstène, cité dans [49]...	95
Figure 4.3 Flou géométrique. Schéma de référence (a). Effet de la diminution de la taille du foyer (b). Effet de l'augmentation de la distance foyer-récepteur (c). Diminution de la distance objet-récepteur (d), selon [49]......	98
Figure 4.4 Extraction de la ROI. Une radiographie du calcanéum et sa région d'intérêt à extraire (carré blanc) (a). Région d'intérêt mesurant 256 x 256 pixels ($2.7 \times 2.7 \text{ cm}^2$) utilisée pour notre application (b).	99
Figure 4.5 Principe d'extraction de la région d'intérêt ROI.	100
Figure 4.6 Schéma illustrant les différentes étapes de l'approche proposée pour le prétraitement de radiographies osseuses.	103
Figure 4.7 La DSP moyenne (périodogramme moyen) des lignes extraites d'une image radiographique du calcanéum. D'un sujet sain (a), et d'un patient ostéoporotique (b).....	104
Figure 4.8 Images originales du calcanéum, d'un patient ostéoporotique (a), et d'un sujet sain (d), résultats du filtrage circulaire (b) et (e), résultat de l'égalisation d'histogramme et de la quantification sur 16 niveaux de gris (c) et (f).	106
Figure 4.9 Projections horizontale et verticale d'un objet binaire. Profil de projections horizontale et verticale respectivement (a) et (b) [105].	108
Figure 4.10 Image de radiographie osseuse prétraitée (a). Signaux projetés 1D obtenus pour la direction horizontale (b) et pour la direction verticale (c).....	109
Figure 4.11 La projection d'une radiographie selon l'orientation 45° (a) et sa dérivée (b).	110

Figure 4.12 Schéma de principe d'un système de diagnostic général.....	111
Figure 4.13 Illustration de la marge maximale et les vecteurs supports qui sont lui associés.	113
Figure 4.14 Illustration de la méthode des k plus proches voisins (k -NN) avec $k = 5$	116
Figure 4.15 Structure d'un neurone artificiel.	118
Figure 4.16 Perceptron multicouches.	119
Figure 4.17 Principe de la validation croisée pour $m = 10$	120
Figure 4.18 Matrice de confusion.	122
Figure 4.19 Distributions des résultats dans le cas d'un test parfait en fonction du caractère malade ou non des sujets (M^+/M^-). La valeur seuil se situe entre les deux distributions. Tout résultat situé au dessus de cette valeur est considéré comme "positif", tout résultat situé en dessous de cette valeur comme "négatif" [150].	124
Figure 4.20 Distributions de probabilité des résultats d'un test de diagnostic réel. Les résultats des individus malades et non-malades présentent des chevauchements. La variation de la valeur seuil influencera à la fois la sensibilité et la spécificité. Influence de la valeur seuil sur la sensibilité (a). Influence de la valeur seuil sur la spécificité (b) [150].	125
Figure 4.21 Exemples de courbes ROC pour: un test diagnostique parfait (trait en boules) (1), des tests diagnostiques très informatifs (trait continu et trait mixte fin) (2) et un test diagnostique d'apport nul ne produisant aucune discrimination entre les individus (trait interrompu) (3), cité dans [27].	126
Figure 5.1 Images extraites de la base de texture osseuse. Patients ostéoporotiques, images de (a) à (d). Sujets sains, images de (e) à (h).	130
Figure 5.2 Radiographie du calcaneum. La région d'intérêt à extraire (carré blanc) et les repères anatomiques (points en noir).	131
Figure 5.3 Schéma illustrant les différentes étapes de la première expérience.	132
Figure 5.4 Taux de classification obtenus avec la méthode <i>LBP</i> classique appliquée sur les images brutes (a), sur les images prétraitées (b) et pour notre méthode <i>IDLBP</i> appliquée sur les images projetés dans la direction verticale (c) et dans la direction horizontale (d).	134

Figure 5.5 Deux images extraites de la nouvelle base de texture osseuse (39 - 41). (a) pour un patient sain et (b) pour un sujet ostéoporotique.	135
Figure 5.6 Schéma illustrant les différentes étapes de la deuxième expérience.....	136
Figure 5.7 Deux courbes ROC pour deux orientations différentes 0° et 90° obtenues sur des images brutes. k -NN étant égal à 7. $\theta = 0^\circ$ (a) et $\theta = 90^\circ$ (b). Courbes ROC pour <i>IDLBP</i> en rouge et en bleu pour <i>LBP</i> classique.	137
Figure 5.8 Valeurs de l'air sous la courbe ROC (AUC) en fonction de k (k -NN). AUC pour <i>IDLBP</i> en rouge et en bleu pour <i>LBP</i> classique.	138
Figure 5.9 Valeurs de l'air sous la courbe ROC (AUC) en fonction du niveau de quantification, avec $k = 7$ (a), avec $k = 11$ (b). Valeurs AUC pour <i>IDLBP</i> en rouge et en bleu pour <i>LBP</i> classique.	139
Figure 5.10 Illustration de l'approche d'analyse orientée. Radiographie de l'os trabéculaire prétraitée (a). Image tournée en sens antihoraire à 45° avec sélection de la région d'intérêt ROI (b). ROI Extraite (c).	140
Figure 5.11 Valeurs de l'air sous la courbe ROC (AUC) en fonction de l'angle d'analyse avec $k = 7$ (a) et $k = 11$ (b). Valeurs AUC pour <i>IDLBP</i> en rouge et en bleu pour <i>LBP</i> classique...	141
Figure 5.12 Courbes ROC obtenues avec $k = 7$ (k -NN) pour différentes orientations. $\theta = 0^\circ$ (a), $\theta = 45^\circ$ (b), $\theta = 90^\circ$ (c) et $\theta = 135^\circ$ (d). Pour <i>IDLBP</i> en rouge et pour le <i>LBP</i> classique en bleu.	142
Figure 5.13 Courbes ROC obtenues avec $k = 11$ (k -NN) pour différentes orientations. $\theta = 0^\circ$ (a), $\theta = 45^\circ$ (b), $\theta = 90^\circ$ (c) et $\theta = 135^\circ$ (d). Pour <i>IDLBP</i> en rouge et pour le <i>LBP</i> classique en bleu.	143
Figure 5.14 Aires sous les courbes ROC (AUC) pour <i>IDLBP</i> appliqué à la projection horizontale ($\theta = 0^\circ$) avec différentes tailles de fenêtres d'analyse, W (3, 5, 7 et 9) correspondant respectivement à 2^{W-1} barres d'histogrammes (4, 16, 64 et 256). Avec $k = 7$ (k -NN) (a) et $k = 11$ (k -NN) (b).	144

Introduction Générale

Cette thèse est réalisée en cotutelle entre l'université d'Orléans (France) et l'université de Guelma (Algérie) et concerne le diagnostic précoce des maladies osseuses. Parmi lesquelles, l'ostéoporose.

L'ostéoporose est définie comme "une maladie caractérisée par une faible masse osseuse et des changements de la microarchitecture du tissu osseux, entraînant une fragilité osseuse et une augmentation conséquente du risque de fracture" (OMS, 1994) [157], dont l'importance ne cesse de croître, essentiellement en raison du vieillissement des populations. Le diagnostic de l'ostéoporose est basé principalement sur une mesure de la densité minérale osseuse (DMO). Il est communément admis que cette mesure permet de rendre compte d'environ 70% de la résistance mécanique d'un os [133]. Suite aux recommandations de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) [157], de nombreuses équipes de par le monde ont pour objectif d'améliorer le diagnostic précoce de l'ostéoporose en intégrant les deux critères : masse osseuse et microarchitecture trabéculaire. Par qualité de la microarchitecture, il est entendu organisation morphologique des travées (épaisseur, espacement...), organisation topologique des travées (connectivité, nombre de travées) ainsi que leur organisation globale essentiellement caractérisée par l'anisotropie structurelle.

Plusieurs techniques sophistiquées ont été développées pour mesurer la densité osseuse, par exemple la tomodensitométrie quantitative (QCT : Quantitative Computed Tomographie) et l'absorptiométrie biphotonique à rayons X (DEXA : Dual Energy X-ray Absorptiometry), et récemment, des techniques d'échographie (Ultrasons) qui semblent prometteuses pour le diagnostic de l'ostéoporose. Cependant, l'ostéoporose n'est pas seulement caractérisée par une diminution de la densité, mais aussi par des modifications structurelles de la microarchitecture osseuse. L'association d'une mesure de la densité et d'une mesure de la qualité osseuse pourrait alors révéler la résistance osseuse [51, 53]. L'imagerie tridimensionnelle (3D) de la structure osseuse semble le moyen le plus direct pour évaluer la qualité osseuse. Cependant, un examen 3D est coûteux, les temps d'exposition sont souvent long pour les patients, et les appareils cliniques sont peu disponibles et n'ont pour l'instant pas la résolution nécessaire pour analyser convenablement la structure osseuse in vivo.

L'utilisation de la radiographie osseuse et des méthodes d'analyse de texture pour la quantification de la structure trabéculaire présente deux avantages. En premier lieu, la structure peut être évaluée indépendamment de la densité osseuse. Deuxièmement, la radiographie X est un examen simple, peu irradiant, peu coûteux et accessible au plus grand nombre de patients, car les hôpitaux sont généralement équipés d'appareils de radiographies.

Les textures osseuses obtenues par radiographie sont très intéressantes d'un point de vue scientifique, car il est très difficile, voir impossible de distinguer une texture issue d'une personne ostéoporotique de celle d'un sujet sain.

Les méthodes d'analyse de texture peuvent servir à des fins différentes telles que, la caractérisation, la discrimination et la segmentation de textures. Bien que ces objectifs diffèrent l'exigence fondamentale est la même : une méthode d'analyse de texture doit être en mesure d'extraire des informations décrivant l'image, de manière unique. Clairement, des attributs de texture qui ne peuvent pas discriminer entre deux textures différentes, ne sont pas très utiles à des fins de caractérisation ou de segmentation.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre général du traitement d'images médicales pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose. Nous avons exploité des radiographies osseuses pour l'extraction de caractéristiques texturales afin de classer des populations de patients ostéoporotiques et celles de sujets sains.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons atteint trois objectifs :

- 1) Pour mieux caractériser les textures osseuses nous avons proposé une nouvelle méthode de prétraitement des données. Cette technique permet d'améliorer la qualité des images en réduisant le bruit et en évitant la redondance des informations à traiter.
- 2) Pour la caractérisation des textures osseuses, nous avons proposé une nouvelle technique d'analyse inspirée des motifs binaires locaux (Local Binary Patterns, *LBP*). Le nouveau descripteur, appelé *IDLBP* s'applique de manière unidimensionnelle.
- 3) Pour tester l'efficacité de notre approche, nous avons réalisé deux études cliniques où le nouveau descripteur *LBPID* est comparé à la méthode classique, *LBP* afin de classer des patients ostéoporotiques et des sujets sains [63, 64].

Cette thèse est composée de cinq chapitres :

Chapitre 1 : Résistance osseuse et diagnostic de l'ostéoporose : Etat de l'art

Le chapitre 1 définit l'ostéoporose et ses enjeux et décrit la structure osseuse et son principe de régénération. Nous y présentons les différents paramètres conditionnant la résistance osseuse. Ensuite, nous exposons les principales techniques permettant le diagnostic de l'ostéoporose. Cette partie différencie les méthodes d'évaluation de la densité minérale osseuse (DMO) utilisées en routine clinique, des méthodes d'estimation de la qualité de la microarchitecture trabéculaire encore en phase de recherche.

Chapitre 2 : Caractérisation de textures en imagerie médicale

Le chapitre 2 présente la notion de texture et de la perception visuelle. On y trouve une revue bibliographique des méthodes d'analyse de textures existantes, avec un intérêt pour les techniques utilisées en imagerie médicale.

Chapitre 3 : Motifs binaires locaux (*LBP*)

Le chapitre 3 est consacré, à la présentation détaillée de la technique des motifs binaires locaux (*LBP*) et à ces différentes variantes les plus utilisées en caractérisation de textures. Notre nouvelle méthode, *LBPID* destinée à la caractérisation des textures osseuses y est également présentée.

Chapitre 4 : Radiographies osseuses et prétraitement

La chapitre 4 décrit le principe de la radiographie, ainsi que le protocole d'extraction de la région d'intérêt (ROI : Region Of Interest) afin de mieux appréhender les paramètres importants. Ensuite, les différentes approches de prétraitement appliquées aux radiographies osseuses sont décrites afin d'améliorer la qualité des images. La troisième partie de ce chapitre est consacrée aux techniques les plus utilisés pour la classification des résultats. Enfin, la dernière partie présente les outils statistiques utilisés pour l'évaluation des performances des descripteurs proposés.

Chapitre 5 : Etudes cliniques

Ce chapitre est consacré principalement à la comparaison de la méthode classique *LBP* et du nouveau descripteur, *LBPID* pour la classification des textures osseuses du calcaneum (os du talon) issues de populations composées de patients ostéoporotiques et de sujets sains.

Deux études cliniques sont réalisées et l'ensemble des résultats obtenus sont analysés à l'aide d'outils statistiques communément utilisés par la communauté scientifique, tels que les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) et ses statistiques dérivées.

Enfin, une conclusion générale termine ce manuscrit, et évoque certaines perspectives à donner à ce travail.

Chapitre 1

Résistance osseuse et diagnostic de l'ostéoporose : Etat de l'art

L'ostéoporose est une maladie systémique du squelette caractérisée par une masse osseuse réduite et une détérioration architecturale du tissu osseux conduisant à un accroissement de la fragilité osseuse et un risque accru de fracture. Sa prise en charge fait partie des missions de santé publique prioritaires. En effet, cette maladie est responsable de nombreux accidents et décès. De plus, elle engendre des dépenses de santé importantes, car on sait que plus de 30% des femmes atteignant l'âge de 50 ans présenteront au moins une fracture ostéoporotique au cours de leur vie. Ces fractures surviennent généralement au niveau de la hanche, des vertèbres ou du poignet et se produisent le plus souvent chez les hommes et les femmes âgés de 65 ans et plus [20]. Malgré qu'on ne puisse encore guérir l'ostéoporose, il existe des traitements qui aident à inverser la perte osseuse ou à en prévenir la progression. Ainsi, un diagnostic précoce peut contribuer à réduire le nombre de ces fractures ostéoporotiques.

Dans un premier temps, ce chapitre se focalise sur la structure de l'os, l'ostéoporose et ses enjeux, et présente les différents paramètres conditionnant la résistance osseuse. Dans un deuxième temps, nous exposons les principales techniques permettant le diagnostic de l'ostéoporose. Cette partie différencie les méthodes d'évaluation de la densité minérale osseuse (DMO) utilisées en routine clinique, des méthodes d'estimation de la qualité de la microarchitecture trabéculaire encore en phase de recherche.

1.1 L'os et le système squelettique

Le squelette est la charpente de l'anatomie humaine qui soutient le corps et protège les organes internes. À la naissance, les bébés ont environ 350 os, dont une grande partie va se souder au cours de la croissance. À l'âge adulte, le squelette est composé de 206 os. L'os est un tissu extraordinaire et c'est la principale composante de notre système squelettique. Mis à

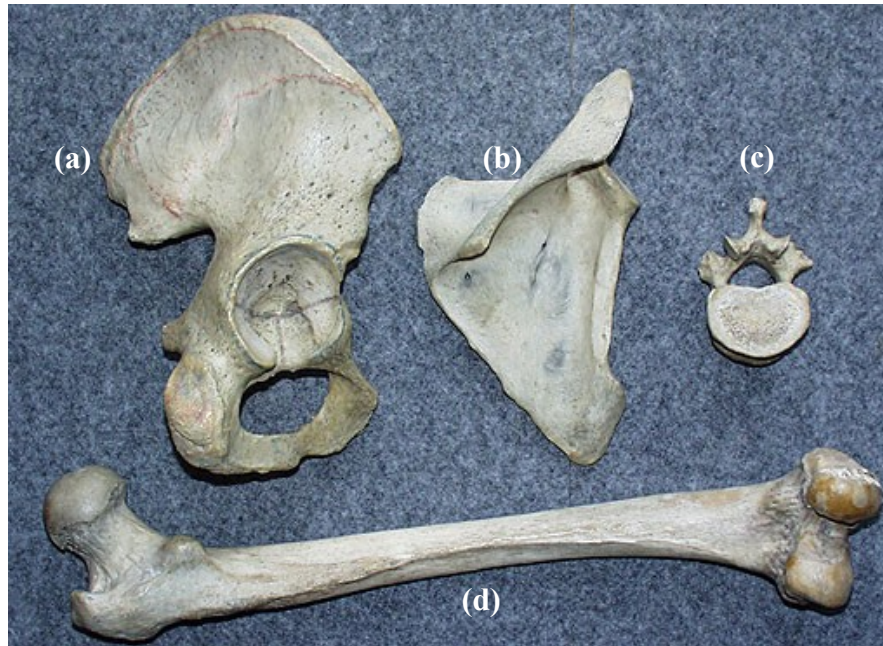
part de nous donner la taille et la forme, l'os remplit plusieurs fonctions importantes. Celles-ci incluent le soutien, la protection, le mouvement, le stockage minéral et, indirectement, la formation des cellules sanguines dans la moelle rouge. Chaque os a une forme et une taille particulières, selon le travail qu'il fournit et son emplacement dans le corps. Les os sont des organes. Même si la principale composante de l'os est des tissus osseux, les os sont intimement associés à du cartilage, tissu conjonctif fibreux, tissus nerveux, des muscles et des cellules épithéliales. En général, l'anatomie de l'os peut être envisagée à trois niveaux : macroscopique, microscopique et chimique [104].

Les 206 os du squelette humain se répartissent de la manière suivante :

80 pour l'axe tête-cou-tronc, 14 pour la face, 8 pour le crâne, 24 vertèbres mobiles, 9 vertèbres soudées pour le sacrum et le coccyx, 24 côtes et un sternum.

126 pour les membres, il pèse environ 20 % du poids du corps, soit 13 à 16 kilos pour un individu moyen.

Les os du squelette humain ont des formes et des tailles variables qui dépendent de leur fonction et de leur situation dans le corps. On distingue alors : des os longs, courts, plats ou irréguliers. Le plus petit est le pisiforme du poignet, de la taille d'un petit pois, et le plus long est le fémur qui peut atteindre 60 cm (voir **Figure 1.1**).



<http://www.afblum.be/bioafb/struos/struos.htm>

Figure 1.1 Trois types d'os, issus d'un squelette humain, (a) l'os iliaque, (b) l'omoplate sont des os plats, (c) une vertèbre est un os court et (d) le fémur est un os long.

Les os longs, ils se caractérisent par une forme beaucoup plus longue que large tels que le radius, l'humérus et le fémur. Sont composés du corps, ou diaphyse et des extrémités, ou épiphyses (**Figure 1.2 (a)**), où l'on trouve l'os trabéculaire (spongieux). La plus part des os des membres sont longs malgré des tailles variées.

Les os courts, tels que les os du carpe, les os du tarse, les phalanges de la main et du pied, et le calcaneum, plus petits et comportant de nombreuses surfaces articulaires.

Les os plats, tels que l'omoplate, le sternum et les os du crâne, de faible épaisseur.

Les os irréguliers, tels que les vertèbres, ne peuvent pas être classés dans les groupes précédents.

Les os pneumatiques, tels que les os du crâne, contenant de l'air.

Les os sésamoïdes, tels que des os de la main ou la rotule, petits os situés dans l'épaisseur de tendons.

Les os sont composés d'une substance rigide, le tissu osseux et d'une substance molle, la moelle, rouge ou jaune, selon l'âge du sujet.

1.2 Structure macroscopique

La diaphyse d'un os long, est essentiellement constituée d'os compacts (cortical) (**Figure 1.2 (b)**). Le centre de cette diaphyse est creux et forme le canal médullaire. Dans laquelle se retrouve la moelle osseuse. C'est un tissu essentiellement lipidique (**Figure 1.3**). La surface externe de cette diaphyse est recouverte de péri os qui est ancré à l'os par des fibres de collagènes qu'on appelle aussi fibre de charpet [149]. La diaphyse est perforée par de nombreux canaux, qui sont appelés : Canaux perforant de Volkman ; ils permettent aux vaisseaux et aux prolongations nerveuses de traverser la diaphyse. Ces canaux sont recouverts d'endoste (membrane protectrice). Les épiphyses d'un os long sont composées en périphérie d'une fine couche d'os compact et au centre d'os trabéculaire (spongieux) (**Figure 1.2 (b)**). En surface le péri os recouvre l'os et donne naissance au cartilage articulaire, ce cartilage va recouvrir les surfaces articulaires (**Figure 1.3 (a)**), comme la diaphyse où il y a des canaux perforants. Les os plats, irréguliers et courts, présentent une structure simple, avec en périphérie une fine couche d'os compact recouverte de périoste et au centre on trouve de l'os trabéculaire, les canaux perforants recouvert d'endoste et les surfaces articulaires, de cartilage hyalin (**Figure 1.3 (a)**).

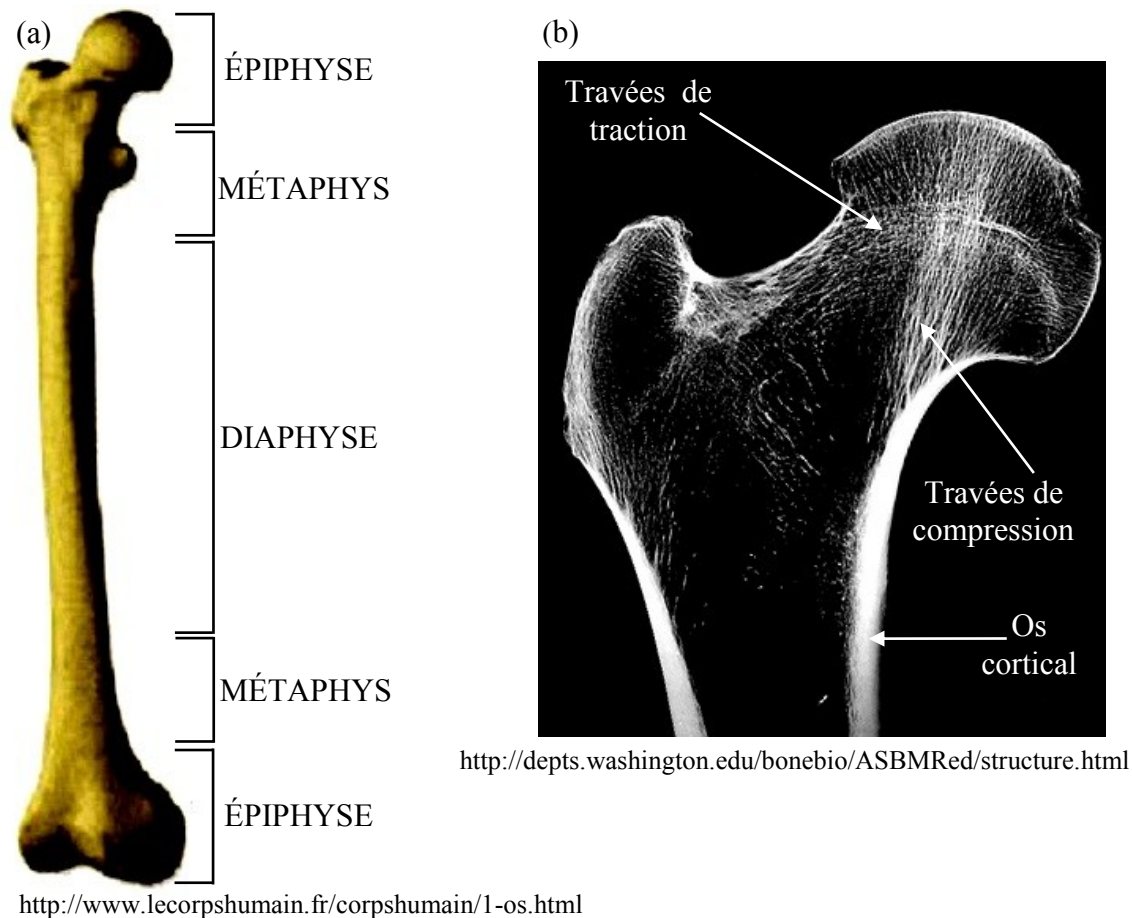


Figure 1.2 Os long. Structure externe d'un os long (fémur) formé par un fût central, ou diaphyse, et deux extrémités, ou épiphyses, recouvertes de cartilage articulaire. Les métaphyses constituent les parties intermédiaires entre épiphyse et diaphyse (a). Radiographie d'un fémur montrant l'os cortical dur et dense, et l'os trabéculaire (travées de compression et de traction) qui est conçu pour supporter les sollicitations habituelles provoquées par la marche et la gravité (b).

1.3 Structure microscopique

Au niveau microscopique l'os comporte différents types de tissus :

1.3.1 Os cortical

L'os cortical apparaît très dense à l'œil nu. Toutefois, un examen plus approfondi révèle une structure poreuse, comprenant des canaux et des trouées qui agissent comme des ouvertures pour les nerfs, des vaisseaux sanguins et des vaisseaux lymphatiques. L'unité structurale de l'os compact est appelée OSTEON ou aussi système d'havers (**Figure 1.3 (b)**), il est constitué d'un ensemble de cylindres concentriques les uns dans les autres de la matrice osseuse appelés lamelles [149]- [103]. Ces cylindres sont composés de fibres de collagènes et

de cellules osseuses qu'on appelle OSTEOCYTES. Chaque cylindre montre une orientation de fibres de collagènes uniforme (orientée dans le même sens). Cependant d'un cylindre à l'autre l'orientation de ces fibres est différente (**Figure 1.3 (b)**). Ces caractéristiques vont donner à l'os sa résistance aux contraintes mécaniques. Différents canaux traversent les ostéons : Au centre on a le canal central de l'ostéon, qui renferme des petits vaisseaux sanguins et des fibres nerveuses qui desservent les cellules de l'ostéon. Perpendiculairement, on trouve les canaux perforants de Volkman qui permettent aux vaisseaux sanguins et aux neuro-fibres de parcourir l'os du périoste jusqu'en son centre.

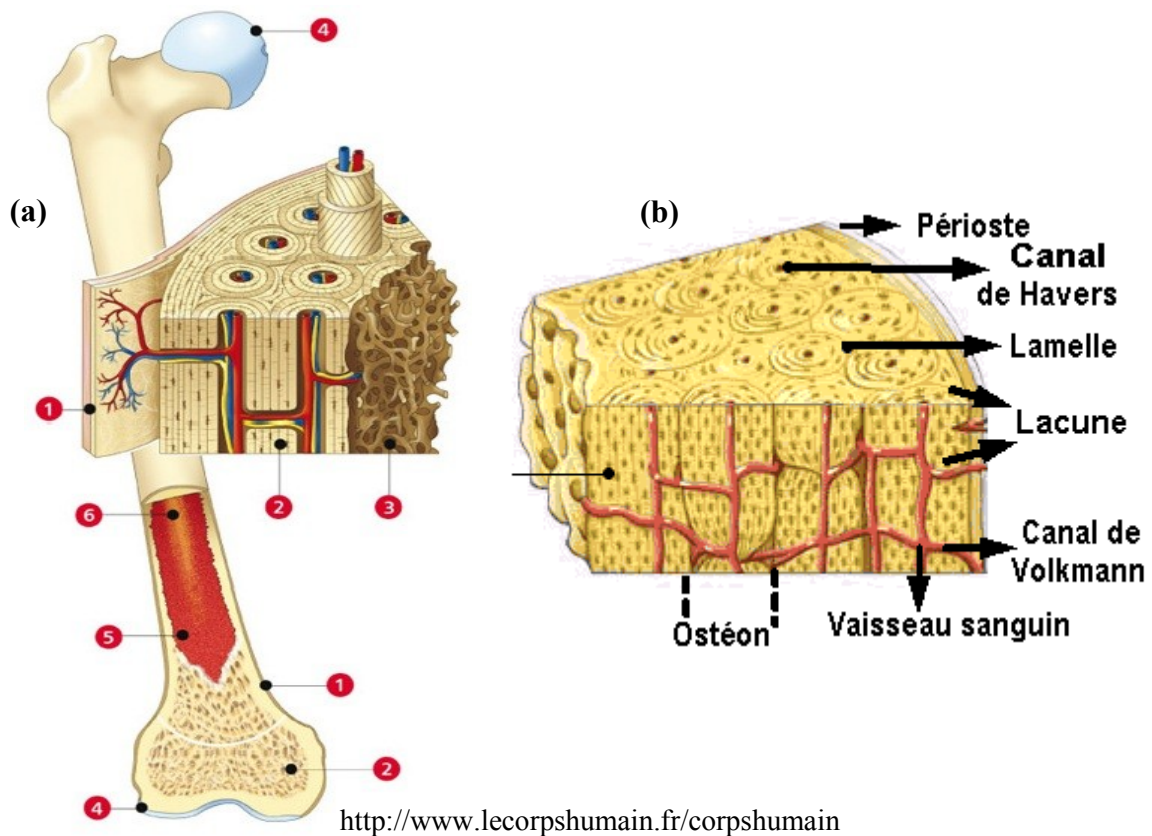


Figure 1.3 Vue d'un os en coupe qui montre les différents types de tissus qui le constitue (a), (1) le périoste, (2) l'os cortical, (3) l'os spongieux ou trabéculaire, (4) le cartilage articulaire ou hyalin, (5) la moelle osseuse ou moelle rouge et (6) la moelle jaune. Vue en coupe montre les différents constituants de l'os cortical (b).

1.3.2 Os trabéculaire (spongieux)

L'os trabéculaire situé dans les épiphyses des os longs, dans les os courts et les os plats, joue un rôle d'amortisseur grâce à la moelle emprisonnée dans les alvéoles et est constitué de

travées osseuses (trabécules osseuses). Celles-ci, épaisses de 0.1 à 0.5 mm, qui forment un réseau poreux spongieux (**Figure 1.4**). Cette combinaison de structures qui lui donne une apparence d'éponge, maximise la résistance osseuse tout en minimisant le poids [103]- [149]. Les travées osseuses sont composées de fibres de collagènes et d'ostéocytes. Même si ces structures paraissent inorganisées elles vont être influencées par les contraintes mécaniques. Au sein des alvéoles on va trouver la moelle rouge qui est un tissu hématopoïétique, qui va synthétiser les hématies ou les globules rouges. Les trabécules osseuses résistantes aux contraintes de flexion, de traction, de compression et de cisaillement, s'appuient sur l'os compact auquel elles transmettent les forces. L'os trabéculaire est un milieu anisotrope, c'est à dire qu'il ne présente pas un comportement unique en réponse à des sollicitations mécaniques, quel que soit la direction d'application de ces sollicitations [137].

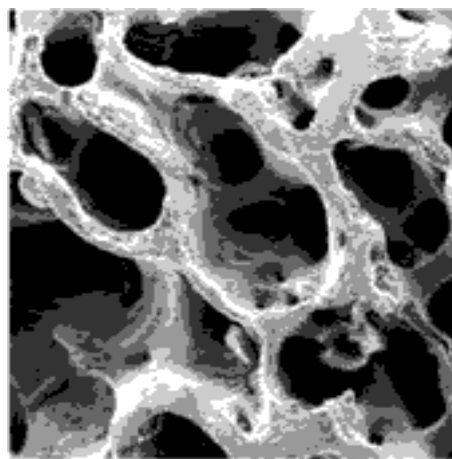


Figure 1.4 Exemple de microphotographie qui montre la porosité de l'os trabéculaire humain.
http://www.innovations-report.com/html/reports/medicine_health/report-19493.html.

1.3.3 Périoste et Endoste

Ces deux tissus sont composés de tissu conjonctif (c'est un tissu qui recouvre un autre) composé de deux types de cellules (ostéoblastes et les ostéoclastes). Le rôle de ces deux cellules est prédominant puisqu'elles permettent de régénérer l'os sans modifier son volume ou encore de renforcer sa solidité en rajoutant une couche d'os supplémentaire. Il permet aussi de soutenir les fractures. Les ostéoblastes permettent de produire la matière osseuse (collagène et tissu conjonctif) tandis que les ostéoclastes vont détruire l'os.

1.4 Composition chimique de l'os

L'os est constitué de deux phases, organique et minérale. La matrice organique qui représente environ 35% du poids sec total de l'os, l'os comprend des protéines spécifiques, les ostéoclastes, les ostéoblastes et les ostéoïdes [158]. Les ostéoïdes contiennent des composants organiques tels que les protéoglycanes, glycoprotéines et des éléments de collagène, qui sont tous réalisés et déposés par les ostéoblastes. La flexibilité et la grande résistance de l'os à la traction est en partie un apport de ces éléments organiques, notamment le collagène [33, 103]. Les composants inorganiques (minéraux), qui représentent environ 45% du poids sec total de l'os, se composent principalement de sels minéraux, ou des hydroxyapatites qui sont essentiellement de phosphate de calcium, sa formule chimique est : $\text{Ca}_{10}(\text{PO}_4)_6(\text{OH})_2$, les 20% restants étant essentiellement constitué d'eau [158]. De petits cristaux de sel de calcium se trouvent à l'intérieur et autour des fibres de collagène qui représentent la caractéristique la plus remarquable de l'os, sa résistance à la compression. Ce composite approprié des éléments organiques et inorganiques permet à l'os d'être extrêmement durable et solide sans être cassant. Il est intéressant de noter qu'il a été montré que l'os est à moitié aussi solide que l'acier en résistant à la compression et plus solide que l'acier en tension [103].

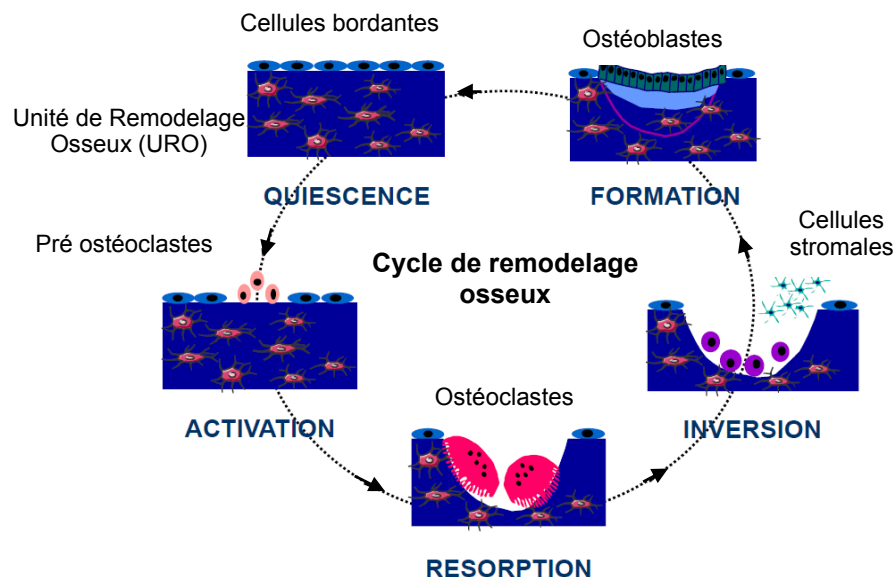
1.5 Le remodelage osseux

Comme évoqué précédemment, le tissu osseux se compose principalement de deux types anatomiques qui sont l'os cortical et l'os trabéculaire (spongieux) avec des proportions variant en fonction du site analysé. Par exemple, les vertèbres sont formées de 50 % d'os trabéculaire et de 50 % d'os cortical, le col du fémur de 30 % d'os trabéculaire et de 70 % d'os cortical, le calcaneum de 90 % d'os trabéculaire et de 10 % d'os cortical [92]. L'os est un tissu vivant qui suit continuellement un processus de formation et de destruction respectivement. Ce processus s'appelle le remodelage osseux. Deux types de cellules y contribuent : les ostéoclastes qui vont d'abord détruire l'os anciennement formé et les ostéoblastes, qui elles, vont intervenir pour reconstruire un nouvel os.

Le remodelage osseux doit permettre la constitution d'un squelette adapté à la croissance, la conservation de ses propriétés biomécaniques et de sa capacité d'adaptation aux contraintes, la réparation des microfractures et la mise à disposition du calcium qu'il stocke

[15]. Le remodelage se déroule dans des unités de remodelage osseux (URO) (Bone Remodelling Unit-BRU), unités multicellulaires de base au sein de laquelle agissent de manière séquentielle et couplée les ostéoclastes qui résorbent l'os ancien puis les ostéoblastes qui apposent une matrice ostéoïde qu'ils vont minéraliser. Le nombre de ces unités est différent selon le type d'os. Elles sont beaucoup plus nombreuses au sein de l'os trabéculaire que dans l'os cortical ($4/\text{mm}^3$ pour l'os trabéculaire contre $0,2/\text{mm}^3$ pour l'os cortical).

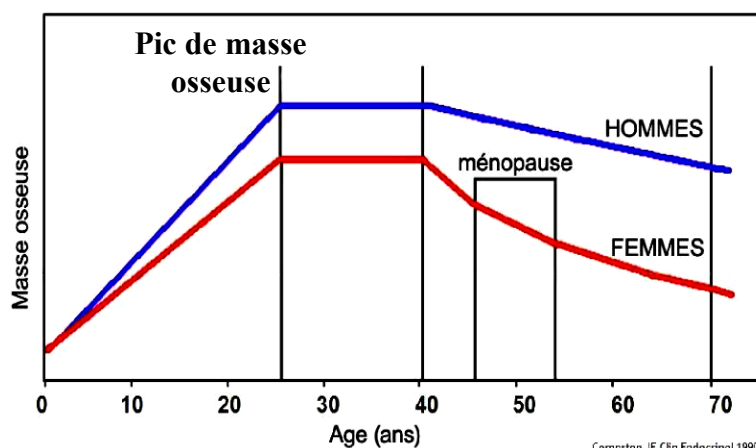
Le cycle du remodelage débute par une phase d'activation caractérisée par la différenciation des ostéoclastes, suivie d'une phase de résorption de la matrice par les ostéoclastes murs. Les ostéoclastes vont ensuite se détacher, les précurseurs des ostéoblastes vont se différencier en pré-ostéoblastes puis en ostéoblastes murs qui vont synthétiser et déposer une nouvelle matrice comblant la lacune de résorption (**Figure 1.5**). Une fois la matrice osseuse synthétisée et minéralisée les ostéoblastes vont devenir des cellules bordantes (s'aplatissent et bordent la surface de l'os). Une partie des ostéoblastes vont subir un phénomène d'apoptose (la mort programmée des cellules), une autre partie se laissera inclure dans la matrice pour devenir des ostéocytes [138]. La durée moyenne d'une séquence de remodelage est de 4 à 6 mois.



<http://www.chups.jussieu.fr/polys/capacites/capagerontodocs/annefondamentale>

Figure 1.5 Représentation schématique du remodelage osseux au niveau de l'os trabéculaire (schéma extrait du cours de la faculté de médecine Pierre & Marie CURRIE Paris).

Au cours de la vie, la masse osseuse varie. La phase de croissance osseuse se fait jusqu'à l'acquisition du pic de masse osseuse à l'âge de 18 à 25 ans selon les individus (**Figure 1.6**). Le pic de masse osseuse peut se définir comme la quantité de tissu osseux présente à la fin de la maturation du squelette. Puis le processus de formation et de résorption du tissu osseux sont en équilibre jusqu'à 30 ans environ. Ensuite, survient une phase en plateau d'une dizaine d'années, où le capital osseux reste stable (sans perte). Ensuite, lorsque la résorption et la formation du tissu osseux ne sont plus couplées, entraînant ainsi une perte nette de masse osseuse qui se traduit par un amincissement de l'épaisseur des travées constituant l'os trabéculaire et une augmentation de l'espace intertrabéculaire. D'autre part, des perforations de travées peuvent avoir lieu, entraînant alors une diminution du nombre de travées ainsi qu'une perte de la résistance mécanique de l'os. Le profil de la perte osseuse est très différent selon le sexe, la femme ayant, après 50 ans, une perte osseuse plus importante que celle de l'homme (**Figure 1.6**). En effet, les femmes perdent au cours de leur vie en moyenne 50% de leur capital osseux trabéculaire (dont la moitié à la ménopause) et 30% de leur capital cortical entre 30 et 80 ans, alors que les hommes n'en perdent qu'environ 27% selon une pente régulière [102]. Le déséquilibre entre la quantité d'os formée et la quantité d'os résorbée causant une réduction de la masse osseuse (ostéopénie) avec l'âge est un phénomène physiologique normal (vieillesse). En revanche, lorsque ce déséquilibre est trop important la personne est atteinte d'ostéoporose.



<http://succotash.canalblog.com/archives/2011/09/08/22000482.html>

Figure 1.6 Modifications de la masse osseuse liées au vieillissement, chez les hommes et les femmes.

1.6 Résistance et qualité osseuse

La résistance osseuse est le reflet de la densité osseuse et de la qualité osseuse [20] ; la résistance osseuse est définie comme la charge maximale applicable avant la survenue d'une fracture [17]. Cependant la qualité osseuse fait référence à plusieurs facteurs, y compris, la microarchitecture, la minéralisation, le remodelage, l'accumulation de microlésions osseuses (microfractures), les composants organiques, l'activité de cellules et le niveau bas de signalisation moléculaire [10, 35, 88]. Des paramètres géométriques comme la taille du col de fémur ou la longueur de la hanche peuvent être mesurés sur des radiographies osseuses afin de prédire le risque de fracture de la hanche [40, 42, 161].

Jennifer et al. ont montré que, des mesures simples sur la géométrie fémorale pouvaient être utilisées afin d'évaluer la résistance osseuse, et par conséquent pouvaient être considérées comme un facteur conditionnant le risque de fracture de la hanche chez les hommes et les femmes [55].

Pulkkinen et al. ont combiné des mesures géométriques sur des radiographies osseuses avec des paramètres trabéculaires calculés à partir de 2 régions d'intérêt (de 20 mm × 20 mm chacune), extraites respectivement de la tête de fémur et du col de fémur. Ces paramètres pouvaient être utilisés comme facteur conditionnant le risque de fracture de la hanche indépendamment de la densité minérale osseuse (DMO) [128]. Malgré qu'il ait été montré que ces paramètres pouvaient être employés pour prédire le risque de fracture, ils sont très peu utilisés en routine clinique. À notre connaissance il n'existe pas une relation entre la perte osseuse ou la dégradation de la qualité osseuse causée par l'ostéoporose et les constituants du tissu osseux, ainsi que entre l'architecture osseuse et la densité minérale osseuse. Il est donc nécessaire de mesurer la densité osseuse et la qualité de la microarchitecture. La **Figure 1.7** montre les différents facteurs qui influent sur la résistance osseuse ainsi que sur le risque de fracture ostéoporotique. Nous allons décrire dans ce qui suit l'ostéoporose ainsi que les différentes méthodes d'évaluation de la résistance osseuse et de quantification de la microarchitecture trabéculaire.

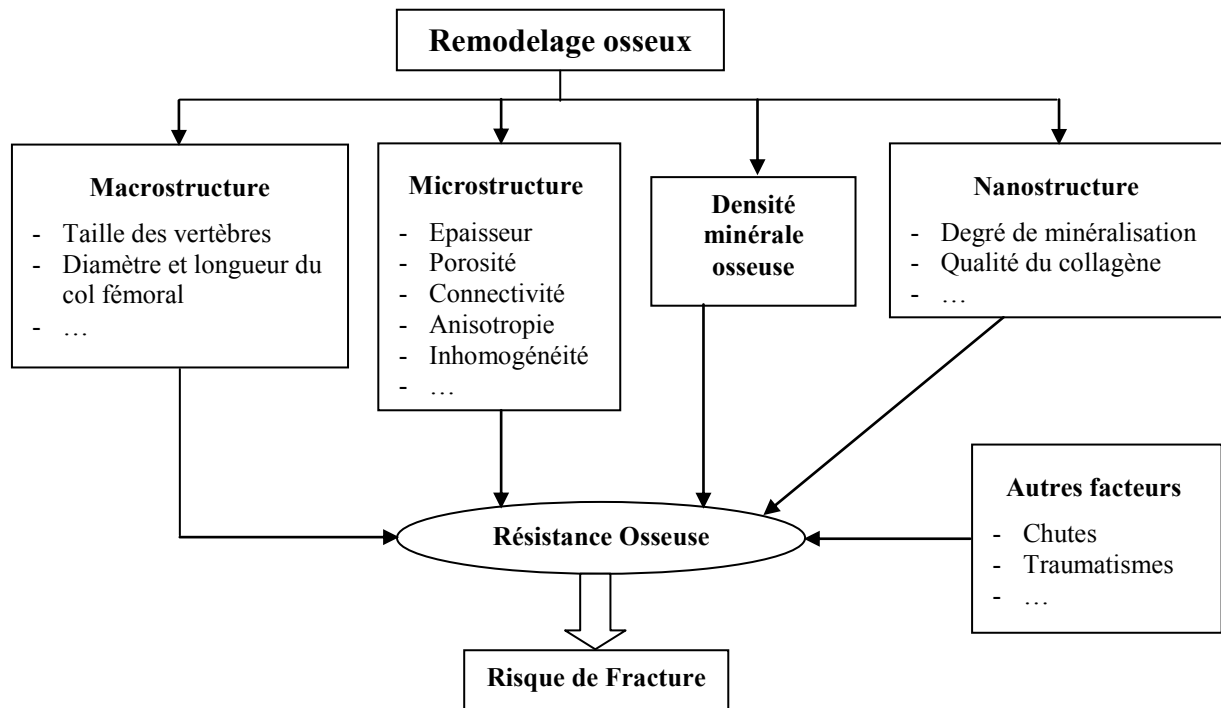


Figure 1.7 Différents paramètres conditionnant la résistance osseuse ainsi que le risque de fracture.

1.7 L'ostéoporose

L'ostéoporose et les fractures ostéoporotiques constituent, à l'heure actuelle, un problème considérable de santé publique tant par des incapacités et des répercussions sur la qualité de vie des patients et de la mortalité qui en résulte.

L'ostéoporose est définie comme une maladie diffuse du squelette caractérisée par une masse osseuse basse et des altérations micro-architecturales du tissu osseux, conduisant à une augmentation de la fragilité osseuse et au risque de fracture [124]. Cette définition a été modifiée en 2001 par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) qui définit l'ostéoporose comme une maladie généralisée du squelette caractérisée par une diminution de résistance osseuse prédisposant l'individu à un risque accru de fractures [80]. La résistance osseuse est déterminée d'une part par la quantité de matière osseuse, mesurée par la densité minérale osseuse (DMO), et d'autre part par la qualité du tissu osseux, qui elle dépend de la microarchitecture, du remodelage, de l'accumulation des dommages de fatigue (tels que les microfractures) et du degré de minéralisation [80]. Ces définitions enlèvent l'ambiguïté du diagnostic de cette maladie longtemps définie par sa complication : la fracture, et soulignent

l'importance de la prise en compte de la résistance osseuse. L'ostéoporose est généralement sans douleur jusqu'à ce qu'une fracture survienne. Une fracture ostéoporotique, aussi appelée fracture de fragilisation, est définie comme étant une fracture causée par un traumatisme mineur (insuffisant pour fracturer un os normal) tel qu'une chute d'une position debout ou assise, ou survenant spontanément [20]. Ces fractures surviennent généralement au niveau de la hanche, des vertèbres ou du poignet et se produisent le plus souvent chez les hommes et les femmes âgés plus de 65 ans [20]. Selon l'OMS, en Europe, aux Etats-Unis et au Japon on peut admettre que 75 millions de personnes souffrent d'ostéoporose. Cette maladie peut maintenant être traitée efficacement grâce à des nouvelles approches thérapeutiques à condition d'être dépistée précocement.

L'ostéoporose est devenue un problème majeur de santé publique en raison de la morbidité et la mortalité associées aux fractures ostéoporotiques, en particulier au niveau de la hanche et des vertèbres. Dans une étude britannique, la mortalité à 12 mois après une fracture de hanche était de 33% [14]. Selon la Fondation internationale pour l'ostéoporose, il se produit toutes les 30 secondes en Europe une fracture consécutive à une ostéoporose. Au niveau européen, le coût direct de l'ostéoporose était de 31,7 milliards d'euros en 2000 et devrait être de 76 milliards d'euros en 2050 si l'évolution de la démographie se fait comme prévue [112]. Au Canada ce coût a été évalué en dollars canadiens en 2010 d'environ 2,3 milliards de dollars par année. Aux États-Unis, les coûts totaux annuels associés aux fractures ostéoporotiques ont été évalués à 19 milliards de dollars en 2005. Ces coûts pourraient d'ailleurs augmenter de 50% d'ici 2025 [102]. A partir de 50 ans, on estime à 30% - 40% le risque d'avoir une fracture ostéoporotique de la hanche, de l'avant bras ou vertébrale pour une femme blanche. En comparaison, les pourcentages de cancer du sein ou d'une maladie cardiovasculaire sont respectivement de 9% - 12% et 30% - 40%. Ces chiffres montrent l'intérêt de prévenir ces fractures en favorisant un diagnostic précoce de la maladie afin de prescrire un traitement. Selon les experts de l'OMS, l'ostéoporose peut être définie à partir d'un résultat densitométrique, le T-score (différence en écart-types, entre la densité osseuse mesurée et la densité osseuse théorique de l'adulte jeune de même sexe, au même site osseux et de la même origine ethnique, voir le **Tableau 1.1**) [157].

Tableau 1.1 Critères définis par l'OMS pour la classification des patients par la densité minérale osseuse (DMO) mesurée par Absorptiométrie Bi-photonique à rayons X.

Classification	T-score
Densité osseuse normale	T-score > -1,0
Densité osseuse faible (Ostéopénie)	-1,0 > T-score > -2,5
Ostéoporose	T-score ≤ -2,5
Ostéoporose sévère	T-score ≤ -2,5 + 1 ou plusieurs fractures

La mesure de la densité minérale osseuse (DMO) par absorptiométrie biphotonique à rayons X constitue actuellement la technique de référence pour la mesure de la densité osseuse. Cette technique permet d'obtenir une masse surfacique couramment appelée densité minérale osseuse (DMO) en (g/cm²), cette technique sera détaillé dans la prochaine section.

1.8 Méthodes dédiées à l'évaluation de la résistance osseuse

Le contenu minéral osseux est couramment évalué en routine clinique de manière précise et reproductible par un examen de densitométrie et, ainsi, permet d'évaluer le risque d'ostéoporose. 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. La 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. Les principales modalités étudiées où employées pour investiguer la densité osseuse sont l'absorptiométrie biphotonique par rayons X (DEXA : Dual Energy X-ray Absorptiometry), la tomographie quantitative (QCT : Quantitative Computed Tomography), les ultrasons et la relaxométrie en résonance magnétique nucléaire.

Les études montrent que les images radiographiques, les images de la tomographie quantitative (CT), et les images de la résonance magnétique (IRM) contiennent de l'information relative à la texture qui est en rapport avec la densité trabéculaire et la connectivité du réseau trabéculaire osseux [36]. Dans cette partie, nous allons présenter les différentes méthodes d'évaluation de la microarchitecture osseuse ainsi que les avantages et les limites de chacune d'elle.

1.8.1 Absorptiometrie biphotonique à rayons X (DEXA)

Les techniques absorptiométriques sont basées sur la quantification de l'atténuation d'un faisceau de rayons X traversant des sites osseux résultant de leurs interactions avec la matière. Lors de sa traversée, le faisceau de rayons X interagit avec le tissu osseux, la moelle osseuse ainsi que les tissus péri-osseux, souvent appelés tissus mous. Chacun de ses tissus possède des caractéristiques physiques différentes. Cette atténuation est régie par la loi de Beer-Lambert donnée par l'équation suivante :

$$I = I_0 \cdot e^{-\left(\frac{\mu}{\rho}\right) \cdot m} \quad (1.1)$$

Avec,

I_0 : Intensité du faisceau incident.

I : Intensité du faisceau transmis.

m : Masse du milieu traversée par un faisceau X de section 1 cm².

μ/ρ : Coefficient d'atténuation massique, ρ densité du milieu.

L'image de projection obtenue correspond à une intégration sur toute l'épaisseur de la zone à analyser (**Figure 1.8**). Le contraste dans l'image est donné par l'atténuation du faisceau qui est beaucoup plus sensible dans le tissu osseux que dans les tissus mous : plus la matière atténue les rayons X, plus le pixel correspondant sera caractérisé par un fort signal. Le tissu osseux apparaît donc en blanc sur l'image. Cette technique permet de déterminer la DMO surfacique, exprimée en g/cm².

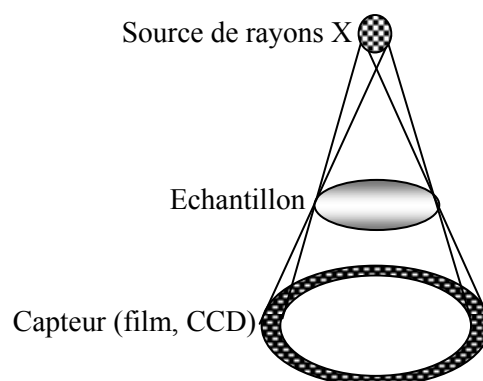


Figure 1.8 Principe de l'absorptiometrie à rayons X

La densitométrie par absorptiometrie biphotonique à rayons X (DEXA) est actuellement la principale technique utilisée en routine clinique pour dépister les sujets à risque, elle consiste à utiliser un faisceau de rayons X avec 2 énergies différentes afin de permettre d'évaluer l'absorption due à l'os en la différenciant de celle due aux parties molles. Un calcul double énergie utilisant la loi de Beer-Lambert permet ensuite d'évaluer la densité surfacique (g/cm^2) de ces deux composants. Il s'agit donc de réaliser 2 radiographies avec deux énergies différentes et un traitement permet d'obtenir une carte de densité minérale osseuse du site analysé. Un exemple d'image obtenue à partir des deux images acquises à deux énergies différentes est présenté sur la **Figure 1.9**.

Généralement, la mesure de la DMO est réalisée au niveau de la hanche et de la colonne vertébrale (vertèbres L2 à L4), on peut aussi opérer au niveau de l'avant-bras au site proximal (composante corticale) ou distale (composante trabéculaire). Selon les appareils et le site analysé, la mesure de la DMO est plus ou moins rapide (5 à 15 minutes) et reproductible (de 1 à 2%), cette précision est représentée par l'écart-type calculé à partir d'un certain nombre de mesures successives effectuées avec le même appareil [107]. Sur le plan d'irradiation, la DEXA se classe parmi les méthodes les moins irradiantes, elle varie d'un appareil à l'autre et en fonction du site de mesure. La dose efficace se situe entre 0.5 et 4 milli sieverts (mSv) [114].

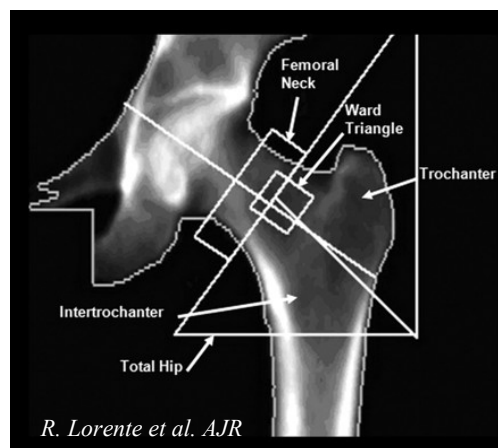


Figure 1.9 Exemple d'image DEXA d'une femme âgée de 52 ans du fémur gauche obtenue lors d'un examen d'ostéodensitométrie. L'image montre 4 régions d'intérêts (ROIs) utilisées pour évaluer la densité osseuse fémorale d'après [95].

De vastes études de population ont permis d'établir des courbes de normalité de contenu minéral osseux et de densité minérale osseuse. Chaque fabricant d'appareil doit établir des valeurs de référence « normales » correspondant au site analysé (col fémoral, vertèbres, etc.), à l'âge, au sexe, aux caractères ethniques du sujet. Le diagnostic est basé sur l'outil du Z-Score et surtout du T-Score. Le Z-Score est la mesure de l'écart entre la mesure de la densité minérale osseuse (DMO) correspondant au patient m_P et à la valeur moyenne m_R rapportée à l'écart-type σ de la distribution de la population de référence de même âge et de même sexe :

$$Z - Score = \frac{m_P - m_R}{\sigma} \quad (1.2)$$

Le Z-Score est intéressant pour l'appréciation du risque de fracture chez les patients ostéoporotiques. Une diminution d'une unité signifierait que le risque de fracture serait doublé.

Le T-Score, diffère du Z-Score par la définition de la population de référence. Celle-ci est constituée d'adultes jeunes (20-30 ans), de même sexe et de même ethnie, présentant un maximum de masse osseuse. Cet indice apprécie donc la diminution de la masse osseuse. L'OMS a proposé une définition de l'ostéoporose reposant sur le T-score qui permet de classer l'échelle des diminutions de la masse osseuse en quatre niveaux (voir le **Tableau 1.2**). Un nombre de petits scanners portables s'appellent pDEXA (Peripheral DEXA), ont été mis à disposition récemment pour application aux sites périphériques, généralement le radius et le calcaneum. Ces derniers ont l'avantage d'être portables et donnent des mesures de la densité minérale osseuse (DMO) comparables aux mesures obtenues par des densitomètres centraux [2].

Bien que l'examen d'évaluation de la densité minérale osseuse par DEXA est actuellement la seule technique reconnue en clinique pour diagnostiquer l'ostéoporose, la DMO seule ne suffit pas pour prédire le risque de fracture individuelle ou n'est pas un facteur suffisamment spécifique du risque de fracture [108], ainsi qu'elle ne permet d'obtenir qu'une projection de la répartition de la densité minérale osseuse globale moyenne et ne permet pas de séparer l'os cortical de l'os spongieux.

1.8.2 Tomodensitométrie quantitative (Quantitative Computed Tomography ou QCT)

La tomographie par rayons X (Quantitative Computed Tomography QCT) est basée sur les mêmes principes physiques que l'absorptiométrie, où l'on utilise une source de rayons X décrivant une rotation autour du patient (tomographe de type scanner) (**Figure 1.10**). Pour chaque position du faisceau, l'atténuation du rayonnement est mesurée selon la loi de Beer-Lambert (équation (1.1)). Cette technique est la seule permettant d'obtenir directement une mesure 3D de la densité minérale osseuse (DMO) exprimée en g/cm^3 . La technique consiste à affecter à chacun des pixels des coupes 2D acquises par scanner X, une valeur sur une échelle de gris, des valeurs des coefficients d'atténuation linéaire μ_i (chaque pixel (i,j) correspond à une valeur de $\mu_{i,j}$). Chaque μ est exprimé en unité *Hounsfield*, sur une échelle allant de -1000 à +1000 (2000 valeurs différentes de μ). Ces coefficients d'atténuation sont exprimés en unités *Hounsfield* (UH) à partir du coefficient d'atténuation de l'eau et sont donnés par :

$$C_{UH} = \frac{\mu - \mu_{eau}}{\mu_{eau}} \times 1000 \quad (1.3)$$

Avec, C_{UH} : le nombre TDM, μ : coefficient d'atténuation linéique et μ_{eau} : coefficient d'atténuation de l'eau qui dépend de l'intensité du rayon X incident [144]. Les nombres TDM caractérisent les coefficients d'atténuation linéique du tissu dans chaque élément de volume rapporté à celui de l'eau (os > 1000 UH, graisse < -80 UH, air = -1000 UH).

La valeur des UH pour un site osseux est proportionnelle au taux de minéraux. La densité minérale osseuse est alors calculée en moyennant les valeurs des UH dans une région d'intérêt. La mesure peut être effectuée sur la plupart des CT-scan commercialisés mais nécessite un étalonnage préalable de l'appareil au moyen de fantômes constitués de tubes d'hydroxyapatite (HAP) de densités différentes, il s'agit de déterminer une corrélation linéaire entre les UH et les densités des composants constituant les fantômes qui sont connus au préalable [22].

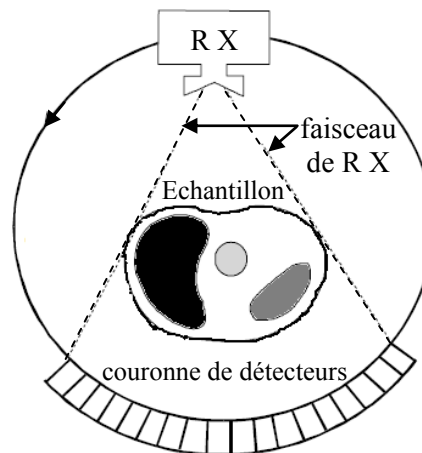


Figure 1.10 Schéma de principe d'acquisition des coupes tomographiques par tomodensitométrie (TDM).

Le site privilégié de cette technique est le rachis lombaire, et la mesure se fait principalement sur des volumes d'os trabéculaire du corps vertébral. Cependant, une des forces de cette technique réside dans sa capacité à pouvoir différencier lors de la mesure, l'os trabéculaire de l'os cortical. De plus elle fournit des informations telles que la taille des os ainsi que la répartition de la densité osseuse. Plusieurs études cliniques ont montrées la capacité des mesures QCT à estimer le risque de fracture au niveau vertébral [54, 82], le QCT étant même considéré comme " gold standard " pour cette évaluation [1]. Néanmoins, cette technique n'est pas utilisée en routine clinique du fait d'une dose d'irradiation élevée (7 à 10 mSv) et d'une reproductibilité moins bonne (5 à 15%) que celle obtenue par absorptiométrie biphotonique.

Il existe des scanners destinés à l'évaluation de la masse osseuse des sites périphériques (pQCT : peripheral QCT) comme le radius, le tibia et le poignet. Cette technique présente l'avantage d'avoir une très bonne reproductibilité. De plus elle permet d'avoir une vraie mesure de la densité volumique trabéculaire ainsi de pouvoir différencier la composante d'os cortical de celle d'os spongieux avec un appareil beaucoup moins cher qu'un appareil conventionnel de tomodensitométrie. Néanmoins, l'impact clinique du pQCT dans le diagnostic de l'ostéoporose est plutôt petit comparé aux DEXA ou QCT vertébral, elle offre moins de possibilités de sites de mesure que la technique de densitométrie (TDM) et par absorptiométrie biphotonique pour un prix équivalent [127].

1.8.3 Ultrason quantitative (QUS : Quantitative UltraSound)

La majorité des systèmes d'imagerie aux ultrasons exploitent la double capacité des sondes d'émettre et de recevoir pour travailler à partir des informations issues de la réflexion des ondes émises. Cependant, et contrairement aux modes d'acquisition basés sur la réflexion des ondes aux interfaces (utilisé en échographie et en échocardiographie), le mode employé pour caractériser les tissus osseux est basé sur les modifications de transmission que subit le signal (onde ultrasonore) en traversant la structure osseuse. La réception du signal se fait à l'autre extrémité de la structure étudiée par des transducteurs appropriés (**Figure 1.11**). Ces modifications sont en fonction de la densité et de certaines propriétés mécaniques du matériau (élasticité, microarchitecture, densité du matériau etc.).

Deux paramètres sont principalement évalués au cours de l'examen [86]. Le premier appelé BUA (Broadband Ultrasound Attenuation) consiste à estimer la pente de la courbe représentant l'atténuation dans le milieu en fonction de la fréquence d'émission et s'exprime en [dB/MHz]. La valeur du BUA est d'autant moins forte que la densité du milieu est faible (donc dans le tissu cortical). La **Figure 1.12** montre un exemple d'image paramétrique ultrasonore obtenue lors de la mesure des valeurs de BUA. Chacune des valeurs des pixels de l'image correspond à une valeur de BUA. Le second paramètre appelé SOS (Speed Of Sound) ou (Ultrasound Bone Velocity, UBV) est le rapport entre la distance parcourue par les ultrasons et le temps de propagation de ces derniers exprimé en [m/s], il est plus élevé dans le tissu cortical que dans le trabéculaire. Les images obtenues sont des cartes de ces paramètres mesurés point par point en déplaçant les transducteurs d'émission et de réception des ondes ultrasonores. Ce sont donc des images de projections. Certains fabricants combinent ces deux paramètres pour obtenir le QUI (Quantitative Ultrasound Index) [43].

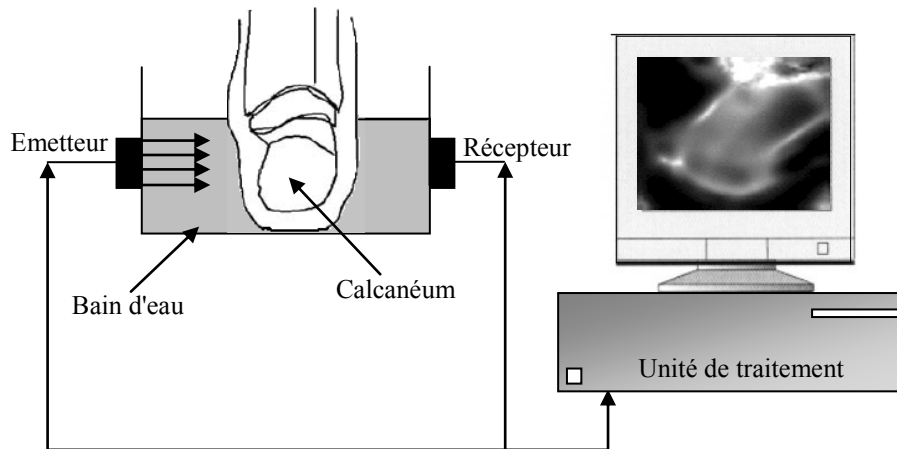
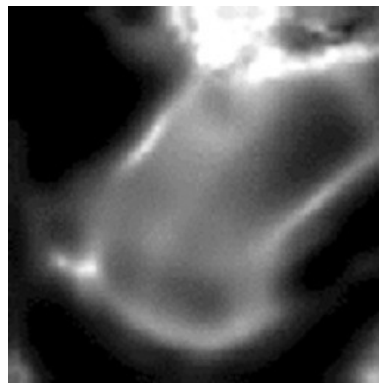


Figure 1.11 Schéma de principe d'un appareil ultrasonore utilisé *in vivo* sur un calcaneum. Le pied et les transducteurs sont immergés dans un bain d'eau. L'eau est utilisée pour assurer le couplage adéquat de l'onde acoustique dans la peau.

Plusieurs études ont déjà montré les liens des paramètres ultrasonores avec la DMO [25, 85] et avec la microarchitecture [23]. Dans une étude menée sur 117 hommes dont 25 ostéoporotiques, 58 ostéopéniques et 34 témoins, pour estimer le facteur du risque de fracture vertébrale sur trois sites : rachis lombaire, col fémoral et la radius, *Szilvia et al.* ont montré l'existence d'une forte corrélation entre le BUA et la DMO. Par ailleurs, une telle corrélation n'était pas identifiée entre les valeurs de SOS et de DMO et par conséquent les valeurs de la SOS sont capables de prédire les fractures vertébrales [110].



LIP – Université Paris VI – P. Laugier *et al.*

Figure 1.12 Exemple d'image paramétrique obtenue lors de la mesure de BUA par ultrasons quantitative.

Récemment *Talmant et al.* ont pu mettre en œuvre un nouveau dispositif permettant d'évaluer l'épaisseur de l'os cortical (difficilement accessible *in vivo* par les techniques de densitométrie par rayons X) en se basant sur des techniques de traitement du signal avec une

approche multimodale et multifréquence pour l'évaluation de la résistance osseuse qui est un facteur dominant dans la prédiction du risque de fracture [146].

La technique de la mesure ultrasonore présente des avantages considérables (non invasif, son caractère non irradiant, faible coût), elle semble de plus en plus abandonnée par les cliniciens puisqu'elle semble moins efficace que la DEXA et le QCT lors du suivi des patientes et de leur traitement.

1.8.4 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'IRM est une technique d'imagerie extrêmement complexe, obéissant à des principes physiques élaborés. Tout repose sur l'exploitation d'un champ magnétique, environ 4000 à 60000 fois le champ magnétique terrestre. Ce champ (en Tesla) est créé par un aimant qui peut prendre différentes formes, le plus souvent un tunnel ou bien 2 disques représentant les deux pôles de l'aimant. L'IRM est basée sur les propriétés magnétiques de certains atomes ayant un nombre impair de protons dans leur noyau (^1H , ^{13}C , ^{17}O , ^{19}F , ^{31}P , ^{23}Na , ^{39}K). Ces protons ont la particularité de tourner sur eux-mêmes (spin) créant ainsi un champ magnétique bipolaire. Ils deviennent alors assimilables à de petits aimants définis par leur moment magnétique. Cependant, sachant que l'hydrogène a le moment magnétique le plus important et que le corps humain est composé à 70% d'eau (H_2O), l'Imagerie par Résonance Magnétique est souvent appelée imagerie du proton, H^+ . L'obtention d'une image IRM, s'appuie essentiellement sur les variations de signaux émis par ces petits aimants.

Les informations recueillies sont dépendantes de la densité protonique, du temps de relaxation longitudinal (T_1), temps de relaxation transversal (T_2) et de la substance organique excitée. Les niveaux de gris qui composent l'image ainsi formée sont définis principalement à partir de ces trois paramètres (**Figure 1.13**).



http://casradiologie.blogspot.com/2006_11_01_archive.html

Figure 1.13 Exemple d'image d'un calcaneum de pied gauche obtenue à partir d'une séquence d'acquisition IRM.

Ces dernières années, plusieurs études ont été réalisées qui s'appliquaient l'imagerie par résonance magnétique (IRM) pour l'étude de l'os trabéculaire et de la qualité osseuse.

Cette technique nécessite des scanners à champ magnétique élevé et des bobines de surface avec un haut rapport signal-sur-bruit. Le temps de relaxation T_2^* mesure l'inhomogénéité du champ magnétique causée par la différence de perméabilité magnétique de l'os et de la moelle elle-même aux frontières, et donc de quantifier la quantité d'éléments minéralisés. Ceci permet de fournir des informations à la fois sur la densité et la structure osseuse. Le Diamètre moyen d'une travée osseuse varie de 100 à 150 μm en fonction du site anatomique et l'emplacement à l'intérieur de l'os. Les scanners modernes à haut champ (1,5 et 3 Tesla) fournissent des résolutions spatiales jusqu'à 150 μm dans le plan et des coupes d'épaisseurs aussi faibles que 300 μm ; ces résolutions spatiales ont été obtenues *in vitro* sur des spécimens d'os et *in vivo* au niveau des phalanges, du radius distal et du calcaneum [93, 99, 156].

1.8.5 Radiographie

Devant les difficultés constatées pour effectuer une vraie analyse 3D de la microarchitecture trabéculaire, des techniques d'analyse de radiographies osseuses ont été développées. Comparée aux techniques précédemment décrites, la radiographie présente l'avantage d'être simple à mettre en œuvre et le temps de l'examen est très faible. Cette technique nécessite une source de rayons X et un récepteur permettant d'enregistrer et de visualiser l'image résultante (capteur CCD). Les rayons X, créés par la collision d'électrons

sur des atomes de matière, sont des ondes électromagnétiques de très courte longueur d'onde, comprise entre 10^{-7} et 10^{-11} mètres et portent une grande énergie (énergie électromagnétique). Ces longueurs d'onde de l'ordre de l'Angström (10^{-10} m), sont proches des distances interatomiques, ce qui permet le passage du rayonnement à travers la matière, alors qu'un rayonnement de plus grande longueur d'onde se trouve réfléchi par la surface du matériau étudié. On obtient une image texturée en niveaux de gris du réseau trabéculaire projeté comme le montre la **Figure 1.14** (le principe de la radiographie sera développé en détail dans la section 4.2).

Néanmoins cette simplicité ne doit pas cacher la perte d'information qui peut résulter de cette analyse en projection, même si certaines études ont montré que la texture des images radiographiques contient des informations concernant la structure 3D de l'os [13, 24, 34, 44]. Les principales approches mises en œuvre pour analyser la texture de ces images seront abordées dans la prochaine section.

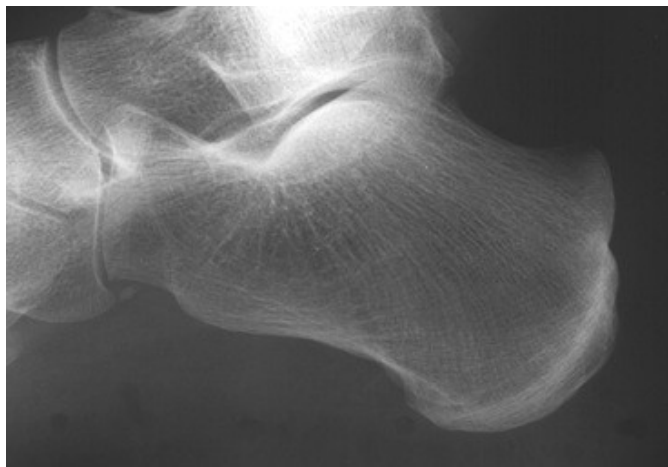


Figure 1.14 Exemple d'image radiographique d'un pied permettant la visualisation du calcaneum.

1.8.6 Synthèse

Le **Tableau 1.2** présente brièvement toutes les techniques utilisées en routine clinique ainsi que celles en cours d'évaluation, destinées à diagnostiquer l'ostéoporose. Ces méthodes sont comparées en terme de paramètres mesurés, de site de mesure, de dose d'irradiation reçue par le patient, de temps d'examen et de coût de l'appareil [90]. Avec la codification : 0 = aucun, + = bas, ++ modéré, +++ = haut, ++++ = très haut.

Tableau 1.2 Tableau récapitulatif des différentes modalités d'imagerie utilisées dans l'investigation de la qualité osseuse.

Techniques	Paramètres mesurés	Sites	Classification des diagnostics	Irradiation	Temps d'examen	Coût
DEXA	DMO (g/cm^2)	Radius Rachis Fémur Corps entier	oui	++	++	++
QCT	DMO (g/cm^3)	Rachis	oui	+++	+++	+++
IRM	T2*	Rachis	non	0	+++	++++
μIRM	Paramètres μ -architecturaux (en évaluation)	Tibia Radius Calcanéum Phalanges	non	0	+++	++++
pQCT	DMO (g/cm^3) Paramètres μ -architecturaux (en évaluation)	Radius Radius Tibia Calcanéum	oui	+++	+++	+++
Radiographie	Paramètres μ -architecturaux (en évaluation)	Radius Tibia Calcanéum Phalanges	oui	++	+	++
Ultrasons	BUA (dB/MHz) SOS (m/s)	Radius Tibia Calcanéum Phalanges	non	0	++	++

1.9 Principaux paramètres caractérisant la microarchitecture trabéculaire

La méthode de référence pour l'évaluation de la microarchitecture de l'os trabéculaire est l'histomorphométrie. Elle consiste à réaliser une biopsie de tissu osseux à l'aile iliaque, découper les échantillons de 8 μm environ d'épaisseur à l'aide d'un ultramicrotome¹ et observer ces coupes en microscopie à fort agrandissement. Les paramètres le plus souvent calculés sont ceux de (Parfitt 1987) [122] : volume osseux (BV/TV, en %, pour *Bone volume/Tissue Volume*), nombre de travées (Tb.N, en mm^{-1} pour *Trabecular Number*), épaisseur de travée (Tb.Th, en μm , pour *Trabecular Thickness*), ainsi que leur espacement

¹ Un ultramicrotome est un appareil de très grande précision qui permet des coupes de 60 à 100 nm servant en microscopie électronique.

(Tb.Sp, en μm , pour *Trabecular Separation*), ainsi que les indices de connectivité du réseau trabéculaire osseux : nombre de nœuds, nombre de terminus, nombre d'extrémités libres, nombre d'extrémités connectées et le nombre de segments libres. Cet examen comportant des risques inhérents à son caractère invasif et ne peut être effectué en routine clinique.

La prédiction du risque fracturaire au niveau de l'individu repose actuellement surtout sur l'analyse des résultats densitométriques. Néanmoins, de nombreux arguments indiquent que la perte osseuse qui caractérise l'ostéoporose est influencée par d'autres facteurs parmi lesquels la microarchitecture osseuse. La microarchitecture n'est pas évaluée en routine clinique. Toutefois, plusieurs études ont montré l'importance de la microarchitecture trabéculaire dans l'évaluation de la résistance osseuse, ainsi que pour la discrimination entre sujets ostéoporotiques et sujets sains [19, 79, 81]. Il est donc important de pouvoir caractériser la microarchitecture trabéculaire osseuse.

Dans ce qui suit, nous allons décrire les différentes approches permettant la caractérisation de la microarchitecture trabéculaire osseuse (analyse morphologique, topologique, de texture) tant par l'approche bidimensionnelle (2D) que par l'approche tridimensionnelle (3D).

Caractérisation bidimensionnelle (2D)

La caractérisation *in vitro* peut se faire par microradiographie ou par μ -scanner. L'absorptiométrie biphotonique à rayons X (DEXA), dont les acquisitions peuvent être utilisées pour étudier la texture osseuse pour mesurer le TBS comme un paramètre indirect reflétant la microarchitecture osseuse (TBS, pour *Trabecular Bone Score*, il s'agit d'un paramètre de texture obtenu à partir des images DEXA, et qui quantifie les variations locales en niveau de gris des pixels de l'image) [18], [135], peut être employée *in vivo*, tout comme la radiographie à haute résolution ($\approx 100 \mu\text{m}$) sur des structures périphériques (radius, calcanéum, fémur). Ces techniques d'imagerie reprennent les paramètres utilisés classiquement pour caractériser la morphologie et la topologie du réseau trabéculaire. La caractérisation ne se fait alors pas sur la structure trabéculaire proprement dite mais sur sa projection. Les paramètres estimés dans ce cas sont alors dits "apparents" où c'est la texture qui est analysée. Un biais peut survenir en raison d'une étape initiale de binarisation de

l'image, à cause de la difficulté présente pour la détermination d'un seuillage adéquat pour ce type d'images.

Caractérisation tridimensionnelle (3D)

La caractérisation *in vitro* peut se faire par μ IRM ou par μ QCT, employant un rayonnement X conventionnel ou synchrotron, ce dernier donnant une meilleure résolution d'image (de l'ordre du μ m). Cependant, il n'existe que deux appareils en France, nécessitant une infrastructure lourde et une mémoire informatique gigantesque liée à la très haute résolution des images. L'étude *in vivo* peut se faire par rayonnement X sur micro-scanner périphérique μ pQCT (technique irradiante), ou par μ IRM utilisant des champs statiques à 3 Teslas. A noter que cette dernière technique présente une difficulté d'analyse du fait de la composition hydrique du squelette, expliquant sa moindre avancée par rapport à celles basées sur les rayons X malgré son caractère non irradiant.

1.9.1 Analyse de texture

Les examens permettant d'évaluer la microarchitecture trabéculaire *in vivo* restent pour le moment du domaine de la recherche. L'idée est donc 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 travées d'une part et de la connectivité du réseau d'autre part. Différentes techniques d'analyse sont utilisées :

1.9.1.1 Analyse structurelle de texture

Cette approche reprend les paramètres utilisés, classiquement, pour caractériser la morphologie et la topologie du réseau trabéculaire ou plutôt sa projection. Une 1^{ère} étape de l'analyse consiste souvent à une phase de binarisation de l'image. La principale difficulté est alors de trouver une méthode de seuillage adéquate pour chaque type d'image. Une fois cette binarisation réalisée, on s'intéresse à la caractérisation des amas des directions privilégiées des travées des espaces entre ces directions. Les méthodes classiques de caractérisation de la microarchitecture osseuse (*e.g. Mean Intercept Length, Squelettisation, Star Volume, nombre d'Euler, Trabecular Bone Pattern Factor, Structure Model Index, ...*) peuvent alors être

utilisées [115]. D'autres méthodes basées sur des approches moins communes en analyse de la microarchitecture ont également été mises au point plus récemment. *Boehm et al.* ont proposé une approche d'analyse basée sur la transformée de Radon [16]. Elle consiste à faire parcourir l'image par des droites. Pour chacune de ces droites, on calcule la somme des niveaux de gris qu'elle traverse. L'analyse repose alors sur le calcul de l'histogramme de ces sommes. Ce dernier est alors caractérisé par différents indices.

1.9.1.2 Analyse statistique

La caractérisation par l'approche statistique, repose sur l'étude des variations locales d'intensité au sein de l'image. Ces variations peuvent être caractérisées à l'aide de mathématiques euclidiennes. Les principales techniques de calcul sont les matrices de cooccurrence et les matrices de longueurs de plages.

Les matrices de cooccurrence caractérisent la probabilité conjointe d'apparition d'un couple de niveaux de gris (N_i , N_j) séparés par une certaine distance (d) dans une direction donnée (θ).

Les matrices de longueurs de plages consistent à compter, dans une direction donnée (θ), le nombre de plage de pixels adjacents ayant une intensité commune de niveau de gris N_g . Plusieurs paramètres de texture sont alors extraits de l'histogramme de répartition des plages [37]. Ces deux dernières méthodes seront détaillées dans les sections : **2.6.3.1** et **2.6.4.1**.

1.9.1.3 Analyse fractale

La géométrie fractale, inventée par le mathématicien *Benoît Mandelbrot*, est une extension de la géométrie destinée à étudier les formes complexes, non formalisées (ou mal formalisées) dans le cadre de la géométrie classique. L'analyse fractale, est une analyse statistique de texture qui ne repose pas sur des mathématiques euclidiennes. Cette mesure évalue la complexité et la rugosité de la texture en définissant un paramètre dit la dimension fractale (D) et pouvant être calculé par différentes méthodes à choisir selon le caractère binaire ou non de l'image à analyser (méthode des boîtes, maximum de vraisemblance à partir du mouvement brownien fractionnaire, variance selon *Pentland*, méthode de Fourier). L'analyse fractale n'est proposée *in vivo* qu'au niveau du calcanéum, du fait de la faible épaisseur de tissus mous dans cette région [89]. Cependant, le calcanéum est une région

soumise à des sollicitations mécaniques en charge, au même titre que la vertèbre ou l'extrémité supérieure du fémur. L'analyse de texture sur une autre région anatomique reste à explorer.

1.10 Conclusion

La revue de bibliographie des différentes modalités d'imagerie médicale, utilisées pour explorer les propriétés de l'os humain *in vivo*, ainsi que, les différents paramètres estimés caractérisant la microarchitecture osseuse, a montré qu'il existe un large spectre de techniques d'imagerie, qui permet, de situer la place de chaque système dans une utilisation clinique courante.

La disponibilité réduite et le coût d'investissement important de l'IRM sont des inconvénients majeurs dans l'optique d'une utilisation clinique importante.

L'imagerie ultrasonore présente des avantages tels que son coût, son faible encombrement et son caractère non irradiant, mais les études prospectives réalisées démontrent les limites de cette technique pour détecter les variations de l'ostéoporose.

Les systèmes, DEXA et la QCT sont actuellement les références mondiales pour évaluer le risque fracturaire lié à l'ostéoporose. Ces deux instruments permettent de réaliser une mesure quantitative (la DMO), mais pas qualitative (les modifications de la microarchitecture osseuse).

L'imagerie 2D et plus particulièrement la radiographie X semble être une bonne alternative, de part ses avantages nombreux : disponibilité, faible irradiation, faible coût, non invasive, etc. Notre objectif est donc de contribuer à l'analyse de textures de radiographies X pour évaluer les modifications de la microarchitecture osseuse liée à l'ostéoporose.

Chapitre 2

Caractérisation de textures en imagerie médicale

2.1 Introduction

L'analyse de texture réfère à la discipline de l'analyse d'images qui s'intéresse à la description des caractéristiques de l'image par des attributs texturaux. Cependant, il n'existe pas une définition universellement acceptée de ce qui est une texture de l'image, en général, différents chercheurs utilisent des définitions différentes selon leur domaines d'intérêt [111]. Dans ce chapitre, la texture est considérée comme la variation spatiale d'intensités de pixels, ce qui est une définition qui est largement utilisée et acceptée dans le domaine d'imagerie médicale. L'objectif de ce chapitre est de présenter une revue bibliographique des méthodes d'analyse de texture existantes, avec un intérêt pour les techniques utilisées en imagerie médicale.

2.2 La texture

Les définitions académiques de la texture se limitent souvent à des cas particuliers, elles sont généralement associées à des domaines précis d'activité. La texture se décrit en termes linguistiques tels que la rugosité, le contraste, la finesse, la régularité, etc. Que les chercheurs en perception visuelle ou en vision artificielle tentent à caractériser depuis plusieurs années. Nous reconnaissons la texture quand nous la voyons, mais elle est très difficile à définir. Cette difficulté est prouvée par le nombre de différentes définitions tenté par plusieurs chercheurs. Plusieurs définitions de la texture ont été proposées dans la littérature de vision par ordinateur, que l'on peut classer en deux grandes approches de définition de la texture.

La première définition est déterministe et fait référence à une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche structurale correspond à une vision macroscopique des textures [58, 147]. C'est le cas, par exemple, des tissus ou de la peau de

reptiles où la primitive dans ce cas est l'écaille. Ainsi, *Julesz*, dès 1962, considère la texture comme l'agencement spatiale d'un motif de base qu'il appelle "texton" [73].

La deuxième est probabiliste et cherche à caractériser l'aspect anarchique et homogène qui ne comprend ni de motif localisable, ni de fréquence de répétition principale. Elle correspond à une vision microscopique des textures [58, 140]. La texture est une caractéristique propre de l'objet ; elle nous permet de le décrire. La forme et la couleur sont deux autres caractéristiques très importantes. Pour faire, par exemple, la discrimination entre une orange et une cerise, les informations forme et couleur sont certainement plus significatives que l'information texture. Mais l'information texture devient indispensable lorsqu'on veut faire la discrimination entre deux zones d'une image ou deux images de même couleur ou bien de même niveau de gris.

2.3 Perception visuelle de texture

Une grande partie des algorithmes de vision artificielle ou industrielle est une suite de tentatives pour surmonter l'incapacité du système visuel humain à discriminer certains motifs texturés. Un certain nombre de travaux ont été réalisés afin de mettre en évidence la perception de la texture par l'œil humain. On peut citer par exemple les expériences psychovisuelles de *Julesz* [74], il a établi des données fiables sur la performance du système de vision humain à discriminer certaines catégories de texture. Ces études sur la perception visuelle dans le contexte de la discrimination de texture, ont été basées sur les statistiques spatiales des niveaux de gris de l'image. *Julesz* a défini les concepts des statistiques spatiales du premier et de second ordre comme suit :

- les statistiques du premier ordre, est une mesure de la probabilité d'observer une valeur de niveau de gris en un emplacement choisi aléatoirement dans l'image. Ces statistiques peuvent être calculées à partir de l'histogramme d'intensités de pixels de l'image. L'intensité moyenne dans une image, est un exemple des statistiques de premier ordre.
- les statistiques du second ordre, sont définies comme la probabilité d'observer un couple de niveaux de gris apparaissant aux extrémités d'un segment de longueur aléatoire placé dans l'image à un emplacement et orientation aléatoire.

Dans l'exemple de la **Figure 2.1(a)**, l'œil humain ne distingue qu'une seule texture ; il n'est pas disposé à discriminer les deux composantes qui la constituent. Selon *Julesz* ce phénomène apparaît lorsque les régions texturées ont des statistiques du second ordre identiques. *Julesz* a proposé la théorie des textons afin de donner un cadre formel qui permettrait de résoudre cette difficulté. Les textons sont des événements visuels comme la colinéarité, les terminaisons (les extrémités d'un segment) leur présence est détectée et utilisée pour la discrimination de texture. *Julesz* a expliqué les exemples de la **Figure 2.1**, comme suit : en **Figure 2.1 (a)**, le nombre de terminaisons dans les deux régions supérieure et inférieure sont les mêmes (l'information de textons dans les deux régions n'est pas différente), donc le système visuel est incapable de discriminer les deux textures. D'autre part, dans la **Figure 2.1 (b)**, le nombre de terminaisons dans la moitié supérieure de l'image est de trois, alors que dans la partie inférieure, il est de quatre terminaisons. La différence dans ce texton rend les deux régions texturées discriminables.

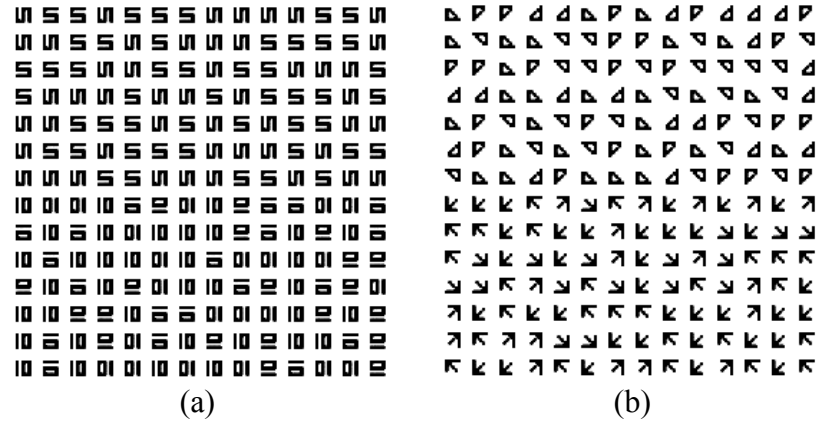


Figure 2.1 Paires de texture avec des statistiques du second ordre identiques. Les textons de moitiés inférieures des images sont différents de ceux de moitiés supérieures. (a) Les deux régions sont beaucoup plus difficile à discriminer par le système de vision humain. (b) Les deux régions sont immédiatement discriminables par le système de vision humain. Selon [76].

L'analyse de texture peut être présentée comme un outil de calcul performant permettant de discriminer entre des régions pathologiquement différentes sur des images médicales, car il a été prouvé que l'œil humain est incapable de discriminer certaines catégories de texture [75].

2.4 Texture et analyse d'images médicales

Les techniques d'analyse d'images jouent un rôle très important dans plusieurs applications médicales. En général, ces applications impliquent l'extraction automatique des attributs de l'image qui sont ensuite utilisés pour une variété de tâches de classification, comme la distinction entre un tissu normal et un autre anormal. En fonction du problème traité par la classification, les attributs extraits saisissent les propriétés morphologiques, les propriétés de couleur, de texture ou de certaines d'autres propriétés de l'image. Les attributs de texture obtenus sont étroitement liés au domaine d'application à utiliser. Par exemple, *Sutton et Hall* ont utilisé l'analyse de texture sur des images à rayon X pour la classification des maladies pulmonaire [145], dans de telles applications, les méthodes d'analyse de texture sont très satisfaisantes.

Harms et al. ont combiné la texture d'image avec des attributs de couleur pour diagnostiquer une tumeur maligne leucémique dans des échantillons de globules contaminées [61]. En combinaison avec la couleur, les attributs texturaux ont considérablement amélioré le taux de classification des types de cellules sanguines par rapport à l'utilisation des attributs de couleur uniquement.

Landeweerd et Gelsema, ont extrait diverses statistiques du premier ordre (comme la moyenne de niveaux de gris dans une région) ainsi que des statistiques du second ordre (comme les niveaux de gris des matrices de cooccurrences) pour la classification des différents types de globules blancs [84].

Insana et al. ont utilisé les attributs texturaux des images ultrasonores afin d'estimer les paramètres de diffusion des tissus [67].

Chen et al. ont utilisé l'analyse fractale de texture pour la classification des images échographiques de foie, ainsi ils ont utilisé des attributs fractales de texture pour faire rehausser les contours des radiographies pulmonaire [29].

En diagnostic des maladies osseuses et en particulier l'ostéoporose, plusieurs auteurs ont proposé différentes approches basées sur l'analyse de texture sur des radiographies osseuses, pour la discrimination entre des patients ostéoporotiques et des témoins. *Benhamou*

et al. ont utilisé une analyse fractale orientée basée sur l'estimateur du maximum de vraisemblance sur radiographies osseuses numérisées.

Mengko et al. ont mis en œuvre une méthode de filtrage multicanaux en utilisant le filtre de *Gabor*. Cette dernière est appliquée sur des radiographies osseuses du fémur proximal pour l'évaluation de l'ostéoporose [109].

Jennane et al. ont montré qu'il existe des corrélations entre les modifications de l'os trabéculaire 3D et les descripteurs fractal 2D sur des volumes d'os trabéculaire CT-Scan et leurs projections [71]. En outre, ils ont montré que le paramètre d'autosimilarité d'un mBf (mouvement brownien fractionnaire) 3D et celui de sa projection en 2D sont liés par un facteur de 0,5. Ils ont également montré que ce résultat est valable dans le cas de volumes d'os trabéculaire et leurs projections. Ces résultats ont démontré qu'une simple projection fournit des informations 3D sur la structure osseuse et qu'il peut être un complément précieux à la densité minérale osseuse (DMO) pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose [70].

Chappard et al. ont étudié la corrélation entre des paramètres texturaux et d'autres histomorphométriques. Cette étude a été réalisée sur des radiographies osseuses extraites de blocs d'os trabéculaire bovins dont l'architecture trabéculaire est semblable à celle des humains, en vue d'évaluer la microarchitecture trabéculaire ainsi que le risque fracturaire [26].

Boehm et al. ont proposé une approche basée sur, la transformée de Radon pour analyser la texture trabéculaire des radiographies de la hanche. Les paramètres obtenus sont utilisés, pour différencier entre des femmes ménopausées avec et sans fracture du fémur proximal [16].

2.5 Classification de textures

Dans cette partie, nous allons réaliser une classification des textures dans différentes catégories.

2.5.1 Textures structurelles

Les textures structurelles peuvent être considérées comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle d'agencement [58]. La **Figure 2.2** présente un exemple de deux images de textures

structurelles. En effet, on s'aperçoit que l'image de gauche, représente un mur de brique, elle est composée d'un ensemble d'éléments de base (élément structurant, les briques) disposées régulièrement de manière verticale. L'image de droite, est aussi composée de motifs de base alvéolés agencés d'une manière particulière les uns à côté des autres.

Plusieurs méthodes d'analyse, dites structurelles ont été proposées par plusieurs auteurs pour l'analyse ou la caractérisation de cette catégorie de texture [30, 78, 106, 148, 153]. Ces méthodes se basent donc sur le fait que les textures sont formées d'éléments structurants de base (textons). L'idée principale de ces méthodes est une recherche et une description des primitives qui peuvent être paramétrées, suivie d'une étude de la répartition spatiale de ces dernières. Cette description permet donc une certaine caractérisation de la texture étudiée.

Néanmoins, Il n'est pas toujours possible de caractériser la texture par des primitives, car il n'existe pas toujours de motifs isolables ou de fréquence de répétition spatiale dominante. C'est le cas des textures aléatoires et directionnelles (**Figure 2.3** et **Figure 2.4**).

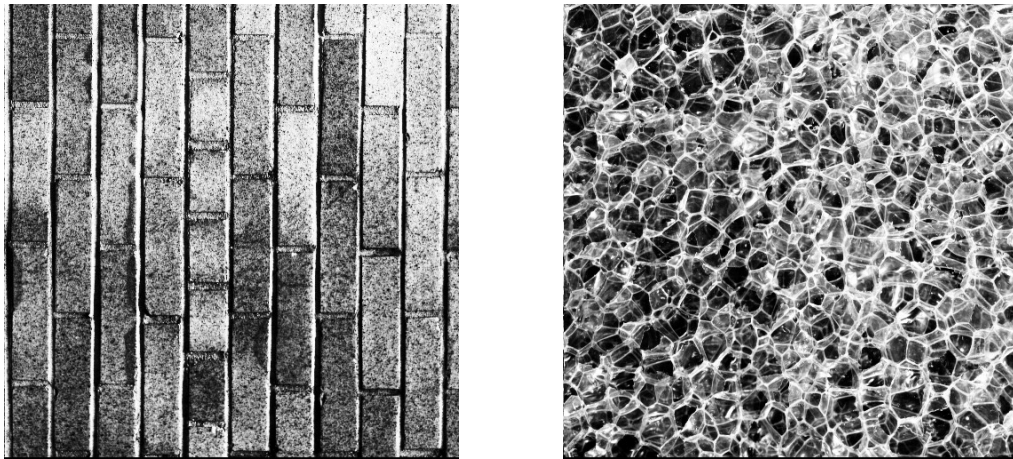


Figure 2.2 Deux textures structurelles extraites de la base Brodatz. À gauche, l'image d'un mur de briques (1.2.12, D94 H.E.). À droite, l'image d'alvéoles (1.2.13, D112 H.E) d'après [155].

2.5.2 Textures aléatoires

Un exemple sur cette deuxième catégorie de textures est présenté dans la **Figure 2.3**. Contrairement aux textures structurelles, les textures aléatoires ont un aspect anarchique tout en apparaissant globalement homogènes. De nombreux travaux de recherches basés sur des

méthodes d'analyse statistique ont été proposés pour la caractérisation de cette famille de texture [76, 126, 139, 152]. Pour ce genre d'analyse, l'image est considérée comme étant associée à un processus aléatoire bidimensionnel.

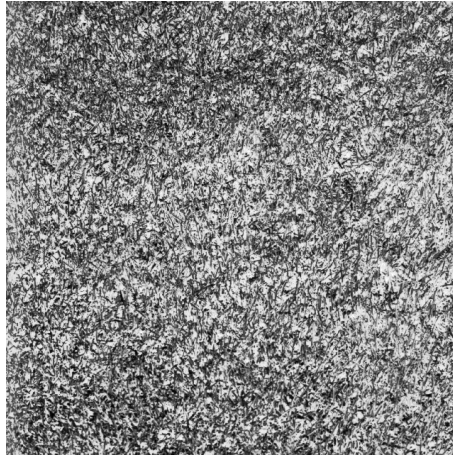


Figure 2.3 Une texture aléatoire extraite de la base Brodatz D9.

2.5.3 Textures directionnelles

Les textures directionnelles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent principalement par certaines orientations privilégiées. Un exemple de cette catégorie de texture est exposé sur la **Figure 2.4**. La texture de gauche laisse apparaître des lignes verticales, tandis que celle de droite possède des lignes en courbures dans des directions privilégiées qui représentent les travées osseuses. C'est en particulier ce type de texture que nous allons tenter de caractériser dans notre approche de diagnostic précoce de l'ostéoporose. Ces différentes catégories de texture montrent qu'il est difficile de donner une définition précise de la texture. Nous avons d'un côté une information structurelle et constructive, et d'un autre côté une information désordonnée et plus difficile à décrire même visuellement.

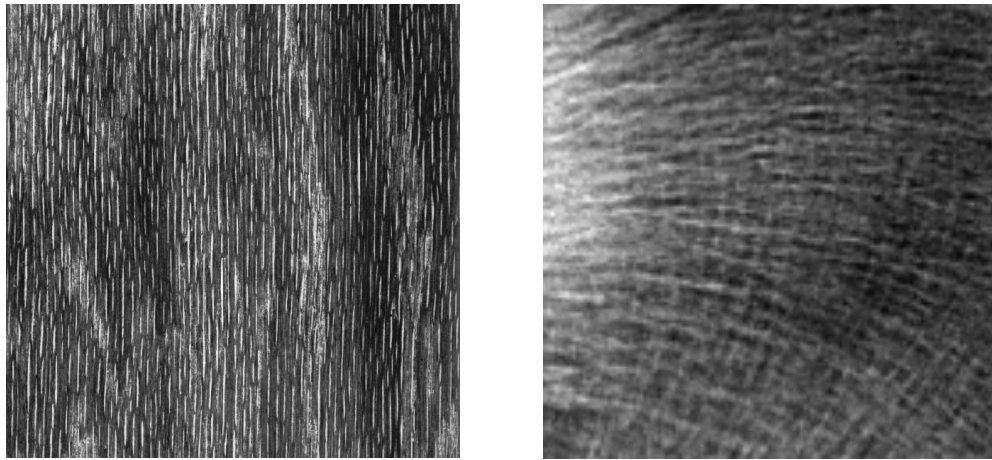


Figure 2.4 Deux textures directionnelles. À gauche une image extraite de la base Brodatz (D68). À droite une image radiographique extraite d'une région du calcaneum. Ces images montrent le caractère directionnel de ces textures.

2.6 Analyse de texture pour les radiographies osseuses

Les méthodes d'analyse de texture sont capables, contrairement à un observateur humain, de quantifier les textures d'une manière objective. Par conséquent, les attributs de texture peuvent être utilisés dans le but de la caractérisation, la discrimination et la segmentation de textures comme c'est le cas par exemple, en imagerie aérienne et satellite.

L'analyse de texture trabéculaire osseuse à partir d'une image radiographique consiste à associer à une texture des paramètres mathématiques. Dans ce cas, les paramètres observés sont une combinaison de l'orientation des travées d'une part et de la connectivité du réseau d'autre part.

Le but de notre étude est de développer des attributs de texture qui soient capables de quantifier les altérations microarchitecturales osseuses causées par l'ostéoporose sur radiographie X.

2.6.1 Attributs statistiques

Les attributs statistiques, sont des caractéristiques extraites à partir des textures à l'aide de calculs mathématiques. Ces attributs permettent la caractérisation de tout type de texture, même les textures fines et sans régularité apparente. Pour ce type d'attributs, la texture est définie en termes de variation de l'intensité de niveau de gris et ce sont également les relations entre les pixels et leurs voisins qui sont étudiées.

De nombreux descripteurs statistiques ont été utilisés dans le cadre de la classification ou de l'évaluation de la texture trabéculaire. On retrouve entre autre :

- les statistiques d'image,
- les histogrammes d'image,
- les matrices de cooccurrence,
- les matrices de longueurs de plages.

Ces descripteurs peuvent être classés en plusieurs catégories selon leur ordre, l'ordre du descripteur dépend essentiellement du type d'interaction spatiale entre les pixels considérés. Pour les histogrammes d'image, par exemple, on ne s'intéresse qu'au pixel lui même, ce descripteur appartient donc à la famille des descripteurs statistiques du premier ordre. Les matrices de cooccurrence sont des descripteurs de second ordre, car leur calcul considère des couples de pixels.

2.6.2 Attributs statistiques du premier ordre

2.6.2.1 Statistiques d'image

De nombreuses statistiques peuvent être directement extraites d'une image afin de caractériser la texture qu'elle contient [31]. Les statistiques les plus couramment utilisées sont :

- la **moyenne** des intensités des pixels de l'image ou d'une région de l'image,
- la **variance** ou l'écart-type, qui constitue une estimation du degré de dispersion des intensités de pixels autour de leur moyenne,
- la **dissymétrie** (skewness en anglais), qui mesure le degré d'asymétrie des valeurs d'intensités par rapport à leur moyenne,
- l'**aplatissement** (kurtosis en anglais), qui détermine le degré de concavité ou de convexité des intensités de pixels par rapport à leur moyenne.

Néanmoins, ces statistiques ne tiennent en compte que l'information de niveau de gris des pixels et ignorent les relations spatiales entre ces derniers. La caractérisation de la texture trabéculaire à partir de ces attributs semble peu performante.

2.6.2.2 Histogrammes d'image

Les histogrammes font également partie des descripteurs statistiques du premier ordre. Ils décrivent la distribution des niveaux de gris dans l'image à analyser. Si les intensités de pixels sont codées sur 8 bits, l'histogramme de l'image contiendra alors 256 cellules, chacune de ces cellules contient le nombre de pixels de l'image caractérisée par le niveau d'intensité considéré.

Cependant, ces histogrammes sont très peu utilisés directement pour la classification ou l'analyse des textures osseuse. Des attributs sont généralement extraits à partir de ces histogrammes pour la distinction entre les différentes classes [16], tels que :

- la **médiane**, qui partage l'histogramme en deux parties d'égales populations,
- le **mode**, qui correspond au maximum de l'histogramme,
- l'**intervalle interquartile**, qui caractérise la dispersion autour de la médiane.

Tout comme pour les statistiques d'image, l'inconvénient majeur des histogrammes est qu'ils ne tiennent en compte que l'information de niveau de gris des pixels et ignorent les relations spatiales entre ces derniers. Il est donc indispensable de considérer des attributs statistiques d'ordre supérieur pour une caractérisation de texture plus adéquate.

2.6.3 Attributs statistiques du deuxième ordre

2.6.3.1 Matrices de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence ont été introduites par *Haralick et al.* en 1973 [59]. La matrice de cooccurrence permet de déterminer la fréquence d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P(N_i, N_j, d, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris N_i apparaît à une distance relative (d) d'un pixel de niveau de gris N_j et selon l'orientation de la droite reliant ces deux pixels par rapport à l'horizontal (θ). On prend généralement pour valeur $d = 1$ et $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135° . Les relations de voisinage entre pixels par rapport à l'orientation, nécessaires au calcul des matrices de cooccurrence, sont illustrées en **Figure 2.5**.

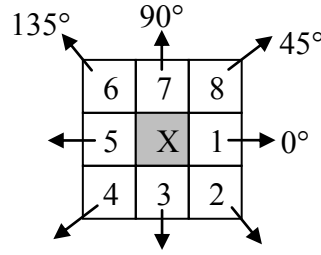


Figure 2.5 Huit pixels plus proches voisins utilisés pour calculer la matrice de cooccurrence. les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta=0^\circ$ sont les pixels 1 et 5, pour $\theta=45^\circ$ les pixels 4 et 8, pour $\theta=90^\circ$ les pixels 3 et 7 et enfin pour $\theta=135^\circ$ les pixels 2 et 6.

Les matrices obtenues selon ces quatre directions sont alors calculées à l'aide des équations : (2.1), (2.2), (2.3) et (2.4) où (k, l) sont les coordonnées d'un pixel de niveau de gris $N_i \in [0, 2^n - 1]$, (m, n) celles du pixel de niveau de gris $N_j \in [0, 2^n - 1]$ et n le nombre de bits [28].

$$P(N_i, N_j, d, 0^\circ) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ I_{k,l} = N_i, I_{m,n} = N_j \end{array} \right. \middle| \begin{array}{l} (k - m = 0, |l - n| = d) \end{array} \right\} \right| \quad (2.1)$$

$$P(N_i, N_j, d, 45^\circ) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ (k - m = d, l - n = -d) \wedge (k - m = -d, l - n = d) \end{array} \right. \middle| \begin{array}{l} I_{k,l} = N_i, I_{m,n} = N_j \end{array} \right\} \right| \quad (2.2)$$

$$P(N_i, N_j, d, 90^\circ) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ (|k - m| = d, l - n = 0) \end{array} \right. \middle| \begin{array}{l} I_{k,l} = N_i, I_{m,n} = N_j \end{array} \right\} \right| \quad (2.3)$$

$$P(N_i, N_j, d, 135^\circ) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ (k - m = d, l - n = d) \wedge (k - m = -d, l - n = -d) \end{array} \right. \middle| \begin{array}{l} I_{k,l} = N_i, I_{m,n} = N_j \end{array} \right\} \right| \quad (2.4)$$

La **Figure 2.6** présente un exemple de calcul des $P(N_i, N_j)$ à partir d'une petite image 4×4 composée de quatre niveaux de gris (1,2,3,4). Cet exemple se limite au cas $d = 1$ et $\theta = 0^\circ$.

L'élément (3,1) de la matrice $P(1,0^\circ)$ est égal à 3, ceci signifie qu'il existe 3 configurations dans l'image où un pixel de niveau de gris 3 est séparé horizontalement d'un autre pixel de niveau de gris 1 par une distance égale à 1.

$$\text{Im} =$$

1	4	2	3
3	1	4	2
3	2	1	3
1	3	4	1

$$P(1,0^\circ) =$$

N_i, N_j	1	2	3	4
1	0	1	3	3
2	1	0	2	2
3	3	2	0	1
4	3	2	1	0

Figure 2.6 Matrice de cooccurrence $P(1,0)$ de l'image Im ayant 4 niveaux de gris, pour une distance $d = 1$ et la direction $\theta = 0^\circ$. Le tableau en gris représente la matrice de cooccurrence.

Les matrices de cooccurrence contiennent beaucoup d'éléments, elles sont de taille 256×256 éléments pour une image codée sur 8 bits (256 niveaux de gris). On s'aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d'informations difficilement manipulables directement. Par conséquent, une nouvelle méthode d'analyse de texture osseuse a été développée (*ID LBP*, voir la section 3.6) dans le cadre de notre étude comme une alternative aux matrices de cooccurrence habituelles utilisées en analyse de texture. L'avantage de la nouvelle méthode proposée, par rapport aux matrices de cooccurrence est la diminution du temps de calcul et le stockage de la mémoire.

Les **Figure 2.7 (c)** et **Figure 2.7 (d)** présentent un exemple de matrices de cooccurrence obtenus à partir de deux images radiographiques du calcanéum, pour un sujet sain et pour un patient ostéoporotique, respectivement.

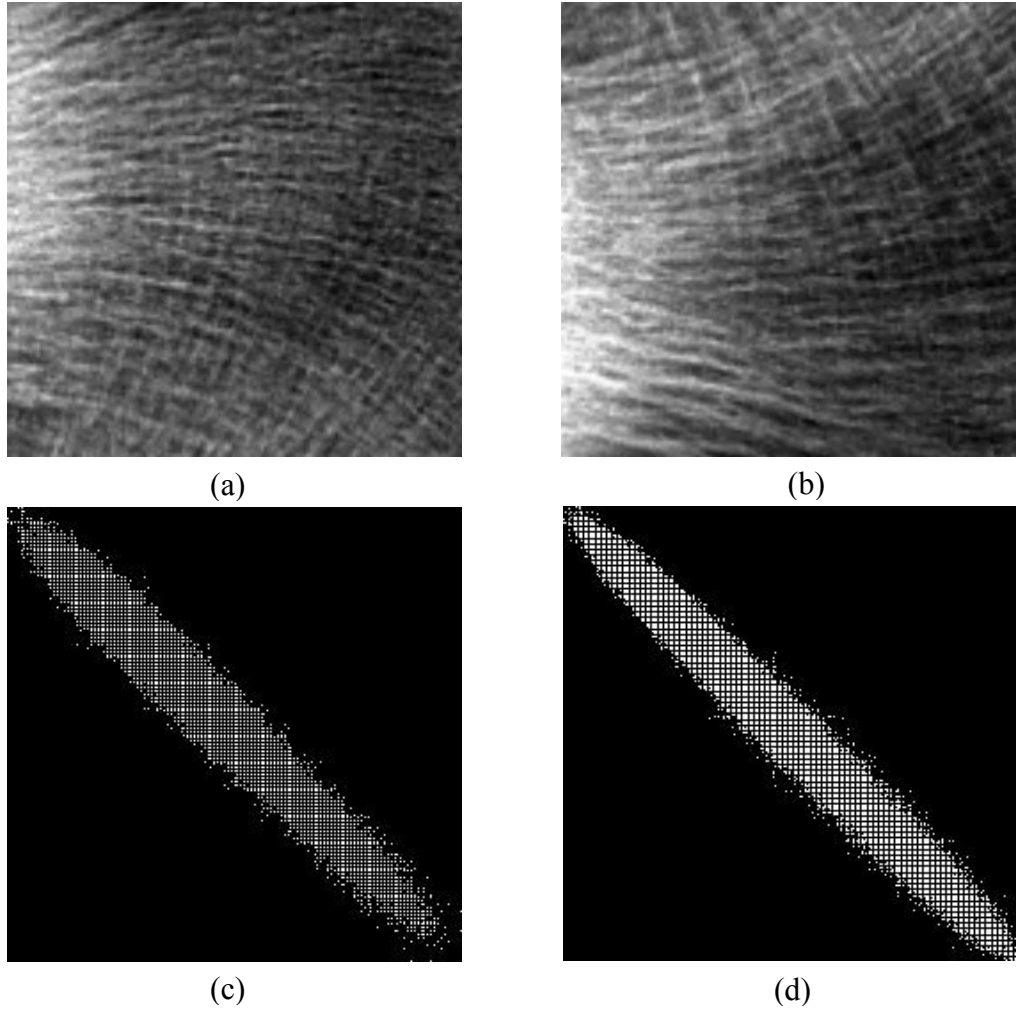


Figure 2.7 Deux images de radiographies osseuses du calcaneum. (a) pour un sujet sain, (b) pour un patient ostéoporotique, (c) et (d) leur matrices de cooccurrence respectives.

2.6.3.2 Attributs d'Haralick extraits des matrices de co-occurrences

Afin d'extraire des attributs de texture des matrices de cooccurrence, quatorze indices ont été définis par *Haralick et al.* [58]. Ci-dessous les 6 paramètres considérés comme étant les plus utilisés et les plus pertinents [9] :

- **l'énergie : ENE** , mesure la monotonie de la texture. Elle atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce cas, le déplacement correspond alors à la période.

$$ENE = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta)^2] \quad (2.5)$$

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

$$CST = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [(N_i - N_j)^2 \times P_{N_i, N_j}(d, \theta)] \quad (2.6)$$

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

$$ENT = - \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta) \times \log_2 (P_{N_i, N_j}(d, \theta))] \quad (2.7)$$

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

$$VAR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [(N_i - \mu)^2 \times P_{N_i, N_j}(d, \theta)] \quad (2.8)$$

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

$$COR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{(N_i - \mu)(N_j - \mu) \times P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{\sigma^2} \right] \quad (2.9)$$

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

$$IDM = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{1 + (N_i - N_j)^2} \right] \quad (2.10)$$

Tous ces attributs sont définis pour une valeur de déplacement " d ", donc, le choix de ce paramètre est déterminant pour l'obtention d'un résultat de qualité, cependant, il n'existe pas de règles pour choisir de bonnes valeurs de déplacement. Récemment, de nombreuses études ont été menées afin de caractériser et classifier des textures osseuses à l'aide de ces paramètres [45, 65, 89, 132].

2.6.4 Attributs statistiques d'ordre supérieur

2.6.4.1 Matrices de longueurs de plages

La méthode de la longueur de plage de niveaux de gris, a été proposée par *Galloway* en 1975. Elle est basée sur l'analyse des données statistiques d'ordre supérieur [48]. Une plage est un ensemble connexe et linéaire de pixels ayant le même niveau de gris.

Cette méthode consiste donc, au premier lieu à déterminer l'ensemble des plages présentes dans l'image et en second lieu, d'extraire des statistiques sur leur longueur. On définit ainsi plusieurs matrices correspondant chacune à une orientation θ des plages dans l'image. Soit une image I ayant N_g niveaux de gris et soit N_l le nombre de longueurs de plage identifiées dans l'image. La matrice de longueur de plage dans la direction θ , $R(\theta)$, est la matrice composée de N_g lignes et N_l colonnes telle que l'élément $r(i,j)$ de la matrice correspond au nombre de plages de niveau de gris, i et de longueur, j , dans la direction θ . Comme les matrices de cooccurrence, les orientations couramment utilisées pour décrire les textures sont : 0° , 45° , 90° et 135° . La **Figure 2.8** présente un exemple simple de calcul de la matrice de longueur de plage obtenue pour $\theta = 0^\circ$. Il s'agit donc de rechercher le nombre maximum de pixels adjacents ayant le même niveau de gris dans une direction.

		Longueur de plage				
		0°	1	2	3	4
I =	0	1	2	2		
	0	3	2	2		
	1	2	2	2		
	3	0	3	0		
		Niveaux de gris				
		0	4	0	0	0
		1	2	0	0	0
		2	0	2	1	0
		3	3	0	0	0

Figure 2.8 Exemple simple montrant la formation d'une matrice de longueur de plage. À gauche, une image de 4x4 pixels avec 4 niveaux de gris seulement. À droite, la matrice de longueur de plage résultante à 0° . Le tableau en gris représente la matrice de longueur de plage.

2.6.4.2 Attributs de texture extraits des matrices de longueurs de plages

Galloway a proposé cinq paramètres calculés à partir de ces matrices et considérés comme attributs de texture. Ces attributs sont les suivants [48] :

- **poids des plages courtes : SRE** , cet attribut caractérise la finesse de la texture. Plus $SRE(\theta)$ est grand, plus les régions ayant le même niveau de gris i sont petites.

$$SRE(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} \frac{r(i,j)}{j^2}}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} r(i,j)} \quad (2.11)$$

- **poids des plages longues : LRE** , plus il est grand, plus il y a plus de régions étendues ayant le même niveau de gris i , et donc plus la texture est grossière.

$$LRE(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} j^2 \times r(i,j)}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} r(i,j)} \quad (2.12)$$

- **hétérogénéité des niveaux de gris : HNG** , ce paramètre mesure l'uniformité de la distribution des plages. $HNG(\theta)$ est minimal lorsque les plages sont uniformément distribuées entre les différents niveaux de gris i .

$$HNG(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \left(\sum_{j=1}^{N_l} r(i,j) \right)^2}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} r(i,j)} \quad (2.13)$$

- **hétérogénéité des longueurs de plages : HLP** , plus cet attribut est grand, plus le nombre de plages de même longueur est important.

$$HLP(\theta) = \frac{\sum_{j=1}^{N_l} \left(\sum_{i=1}^{N_g} r(i,j) \right)^2}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} r(i,j)} \quad (2.14)$$

- **pourcentage de plage : PP** , cet attribut représente le rapport entre le nombre total de plages et le nombre de pixels de l'image. Plus $PP(\theta)$ est important, plus la texture est homogène. $N \times M$ est le nombre de pixels de l'image.

$$PP(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_l} r(i,j)}{N \times M} \quad (2.15)$$

Tout comme pour les matrices de cooccurrences, cette méthode a été adoptée par plusieurs chercheurs comme outil d'aide pour la classification, l'évaluation de l'ostéoporose et l'analyse de la texture trabéculaire [68, 89, 121].

2.6.5 Approches fréquentielles

2.6.5.1 Analyse de texture par la transformée de Fourier

Cette approche consiste à extraire les caractéristiques fréquentielles de la texture. La transformation de Fourier discrète bidimensionnelle est le plus souvent utilisée pour classifier les textures. Dans le cas d'une image discrète I de taille $M \times N$, cette transformée est donnée par l'expression suivante :

$$F(u, v) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M I(k, l) e^{-j2\pi(\frac{k}{N}u + \frac{l}{M}v)} \text{ avec } j^2 = -1 \quad (2.16)$$

La transformée de Fourier inverse est donnée par :

$$I(k, l) = \frac{1}{N \times M} \sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^M I(u, v) e^{j2\pi(\frac{u}{N}k + \frac{v}{M}l)} \quad (2.17)$$

Le niveau de gris d'un pixel s'exprime ici par la somme pondérée de fonctions exponentielles complexes correspondant à différentes fréquences spatiales. Les termes de basses fréquences représentent les variations douces des niveaux de gris dans l'image, alors que les termes de hautes fréquences représentent les variations rapides. La quantité $|F(u, v)|^2$ est appelée spectre de puissance. L'exemple de la **Figure 2.9**, montre la distribution de l'énergie dans le spectre de puissance pour deux textures trabéculaires, l'une d'un sujet sain et l'autre d'un patient ostéoporotique.

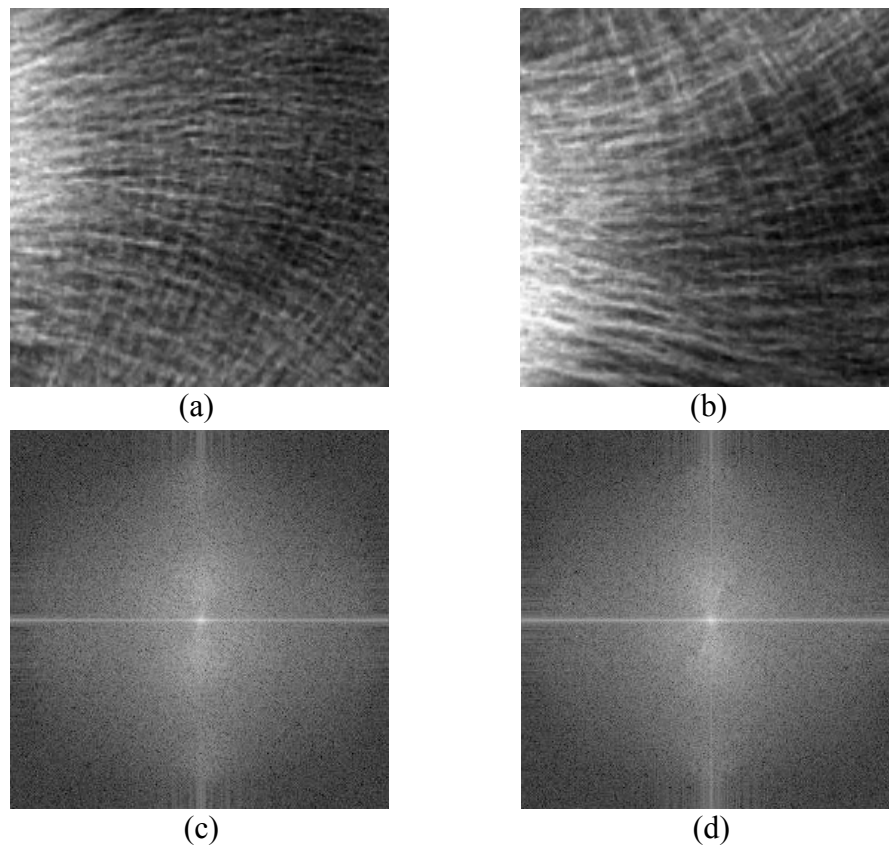


Figure 2.9 Deux radiographies osseuses du calcaneum. (a) pour un sujet sain, (b) pour un patient ostéoporotique. (c) et (d) leur spectre de puissance respectifs.

Il est possible d'extraire des attributs de texture à l'aide de la transformée de Fourier comme par exemple l'énergie calculée dans une couronne ou bien en fonction de certaines directions [111]. Le domaine des fréquences est alors divisé en anneaux ou en secteurs angulaires (voir la **Figure 2.10**) et l'énergie calculée dans ces régions définit alors une caractérisation de la texture.

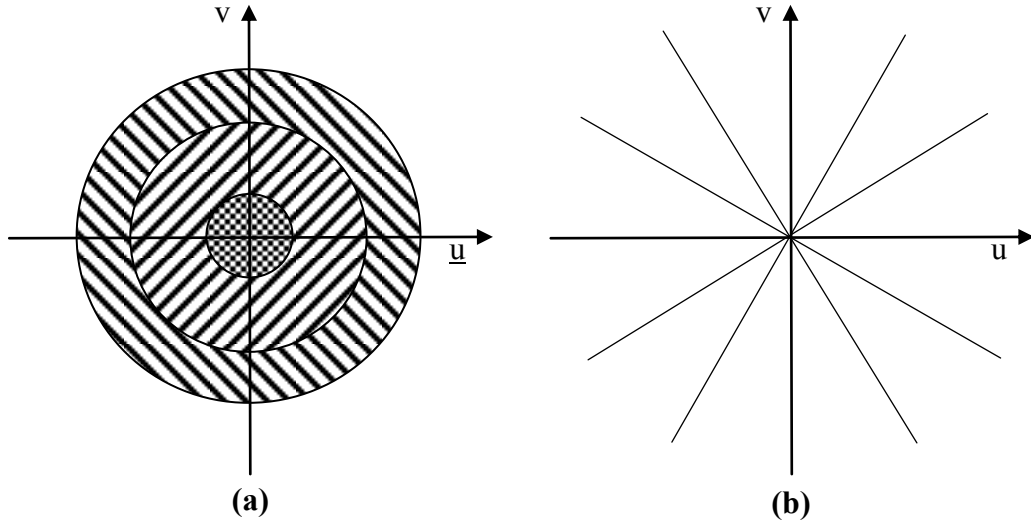


Figure 2.10 Attributs de texture calculés à partir du spectre de puissance de l'image. (a) L'énergie calculée en chaque couronne fournit une information sur la finesse ou la grossièreté de la texture. (b) L'énergie calculée en chaque secteur angulaire fournit une information sur l'orientation de la texture.

Les attributs extraits respectivement de la **Figure 2.10** (a) et (b) sont les suivants :

l'énergie : $E_{r1,r2}$, cet attribut représente l'énergie dans une couronne. Il mesure la finesse ou la grossièreté de la texture. Ce paramètre est défini comme suit :

$$E_{r1,r2} = \int_0^{2\pi} \int_{r_2}^{r_1} |F(u,v)|^2 dr d\theta \text{ avec } r = \sqrt{u^2 + v^2} \text{ et } \theta = \arctan\left(\frac{v}{u}\right) \quad (2.18)$$

l'énergie angulaire : $E_{\theta1,\theta2}$, cet attribut représente l'énergie calculée en chaque secteur angulaire, il est considéré comme une mesure de l'orientation de la texture. Cette énergie est définie comme suit :

$$E_{\theta1,\theta2} = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_0^{\infty} |F(u,v)|^2 dr d\theta \text{ avec } r = \sqrt{u^2 + v^2} \text{ et } \theta = \arctan\left(\frac{v}{u}\right) \quad (2.19)$$

2.6.5.2 Analyse de texture par la fonction d'autocorrélation

Une propriété importante de certaines textures est la nature répétitive des éléments structurant de texture dans l'image. La fonction d'autocorrélation (ACF : autocorrelation function) d'une image peut être utilisée afin d'évaluer le taux de régularité comme la finesse

ou la grossièreté de la texture présente dans l'image, la fonction d'autocorrélation, ρ , d'une image $I(x,y)$ est définie comme suit :

$$\rho(x,y) = \frac{\sum_{u=0}^N \sum_{v=0}^N I(u,v)I(u+x,v+y)}{\sum_{u=0}^N \sum_{v=0}^N I^2(u,v)} \quad (2.20)$$

Cette fonction définit une moyenne de similarité entre pixels pour une distance (x,y) donnée. L'évolution des moyennes de similarité en fonction de la variation des distances (x,y) permet de mesurer la régularité de la texture, elle évalue donc, les relations spatiales entre les primitives de texture. Cette fonction est liée à la taille de la primitive de texture (par exemple, la finesse de la texture). Pour de grandes primitives, la fonction varie lentement lorsque la distance grandit ; autrement, elle varie rapidement pour de petites primitives. Si la fonction d'autocorrélation croît et décroît périodiquement avec la distance, alors les primitives sont périodiques. Pour des textures régulières, la fonction d'autocorrélation présente des pics et des vallées. La **Figure 2.11**, présente un exemple de calcul de la fonction d'autocorrélation bidimensionnelle effectué sur les deux images de la **Figure 2.9 (a)** et **Figure 2.9 (b)**.

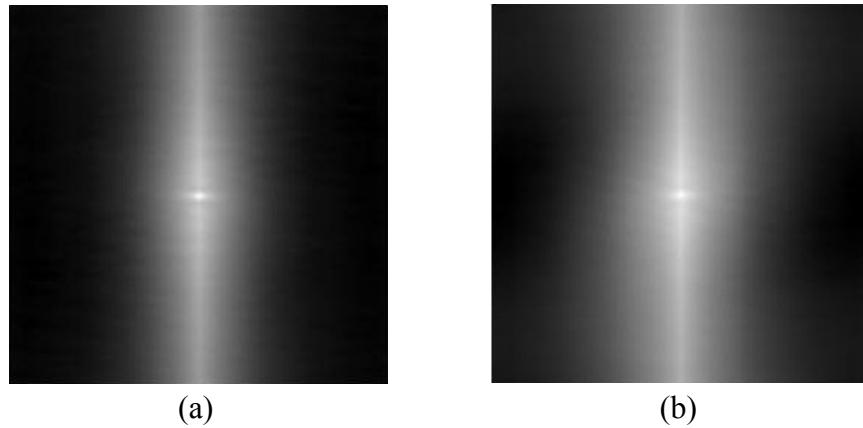


Figure 2.11 Fonction d'autocorrélation effectuée sur deux radiographies osseuses. (a) pour un sujet sain. (b) pour un patient ostéoporotique.

2.6.6 Attributs spatio-fréquentielles

Les attributs spatio-fréquentiels peuvent être classés en trois familles :

- **Domaine spatial** : ces attributs, caractérisent la texture par le nombre de transitions par unité de surface. Les textures fines tendent en effet à avoir une forte densité de transitions par unité de surface, contrairement aux textures plus grossières [111].

- **Domaine fréquentiel** : la transformée de Fourier et la transformée en cosinus discrète fournissent une représentation de la texture exclusivement dans le domaine des fréquences. Pour caractériser des textures, un banc de filtres est utilisé (ensemble de filtres, chacun étant sensible à une fréquence particulière). Afin de déterminer les attributs de texture, tous les filtres sont appliqués séparément sur les images à analyser. Un ou plusieurs attributs statistiques (l'énergie, la variance, etc.) sont par la suite calculés à partir des images filtrées. La transformée de Fourier et la transformée en cosinus discrète sont particulièrement bien adaptées aux images contenant des textures grossières, qui présentent de grandes continuités entre les intensités de niveaux de gris des pixels. En effet, les hautes fréquences étant réservées aux changements locaux des intensités des pixels.
- **Domaine spatio-fréquentiel** : il existe d'autres attributs très intéressants car ils associent les deux représentations évoquées précédemment : les attributs spatio-fréquentiels. Parmi les attributs les plus utilisés en classification de textures, en retrouve entre autre les attributs extrait :
 - des filtres de Gabor,
 - de la transformée en ondelettes.

Ces attributs sont présentés dans les sections suivantes.

2.6.6.1 Transformation de Gabor

La transformée de Fourier d'une image permet de mettre en évidence les régularités de la texture en examinant le domaine fréquentiel. Le problème posé par cette dernière, qui agit globalement sur l'image, est qu'elle ne tient pas en compte de la localisation spatiale. Une solution à ce problème, est d'utiliser une transformation alternative appelée transformée de Fourier à fenêtre glissante, où le principe est d'appliquer la transformée de Fourier sur une fenêtre d'observation qui se déplace le long de l'image. Le choix de la taille de la fenêtre et du pas de déplacement dépend des caractéristiques spatiales des textures à analyser.

Il existe plusieurs fenêtres d'observation : la fenêtre triangulaire, la fenêtre de Hamming, la fenêtre de Hanning et la fenêtre de Gauss. Lorsque cette dernière est appliquée, on parle alors, de transformation de Gabor.

Nous présentons ici brièvement une utilisation des filtres de Gabor pour la caractérisation de la texture osseuse. Le filtre de Gabor a une base sinusoïdale modulée par une gaussienne, c'est donc un filtre passe bande de gabarit gaussien. Il est très répandu par sa propriété de résolution optimale conjointe en fréquence et en temps. Ce filtre possède une fréquence pour laquelle il est sensible, définie dans le domaine spectral par un angle θ et un rayon ω (fréquence normalisée). Un paramètre σ règle la résolution et λ la longueur d'onde de la sinusoïde le long de la direction x à 0° d'orientation. La réponse du filtre est donnée par l'équation :

$$h(x, y)_{\sigma, \lambda, \theta, \omega} = g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) \cdot e^{j2\pi\omega x'} \quad (2.21)$$

où $g_{\sigma, \lambda, \theta}$ est une gaussienne de la forme :

$$g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) = \frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2} \cdot e^{-\left(\frac{\left(\frac{x'}{\lambda}\right)^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.22)$$

Avec,

$$\begin{cases} x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \\ y' = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \end{cases} \quad (\text{rotation d'angle } \theta) \quad (2.23)$$

Le filtre de Gabor fait partie d'une famille de techniques d'analyse et de caractérisation de texture qui décrivent le rendu visuel par un mélange de signaux de fréquence, d'amplitude et de direction différentes. Il permet l'extraction directe de caractéristiques de texture localisées en fréquence et en orientation, en utilisant le principe des fenêtres gaussiennes, qui glissent le long de l'image en capturant ses propriétés locales.

En évaluation de l'ostéoporose, cette approche a été utilisée par *Mengko et al.* pour la caractérisation du tissu trabéculaire sur des radiographies osseuses du fémur proximal [109]. L'inconvénient majeur de cette approche est le réglage des paramètres des filtres.

2.6.6.2 Transformée en ondelettes

La représentation de Gabor se base sur une fenêtre d'observation de longueur fixe, ce qui peut être un inconvénient car certaines textures peuvent être caractérisées selon différentes échelles. Pour remédier à cette limite, la transformée en ondelettes se base sur une analyse multi-échelles de la texture, dans le sens où des fenêtres d'analyse de différentes tailles sont utilisées [69]. De nombreux attributs statistiques ou de cooccurrences (Wavelet Statistical Features (WSF) et Wavelet Cooccurrence Features (WCF)) peuvent être extraits des transformées en ondelettes d'une image. Les énergies calculées pour les différents filtres sont également employés pour caractériser les textures en vue de la classification. L'avantage de cette transformée, est qu'elle permet une caractérisation multi-échelles de la texture en considérant à la fois les informations globales et locales contenues dans l'image.

La transformée en ondelettes a été introduite par *Jean Morlet* en 1983 pour faciliter l'analyse des signaux sismiques. Cette transformée permet la représentation de l'évolution temporelle d'un signal monodimensionnel. Adaptée au traitement de données bidimensionnelles par *Mallat* [100], la transformée en ondelettes donne accès à une représentation spectrale multi-résolution de l'image initiale. Cette approche a été adoptée par de nombreux auteurs notamment en segmentation et classification de textures [5, 7, 47, 91, 96, 100, 129].

2.6.7 Modélisation spatiale des textures

2.6.7.1 Masques de Laws (LTK Laws Texture Kernels)

En 1980 *Laws* a introduit une nouvelle approche pour caractériser l'énergie de la texture [87]. Pour mettre en évidence les pixels de haute énergie de texture dans l'image, il a utilisé les filtres : Gaussien, détecteur de contour et celui de Laplace. Les masques de *Laws* sont obtenus, par convolution conjointe des trois masques 1×3 de base suivants :

$$\begin{aligned} L3 &= \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \\ E3 &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ S3 &= \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.24)$$

Les lettres initiales de ces masques indiquent respectivement : moyenne locale de niveaux de gris (Local averaging), détection de contours (Edge detection) et la détection de points (Spot detection). En fait, ces masques de base couvrent l'ensemble 1×3 sous-espace et forment un ensemble complet de neuf masques (**Tableau 2.1**). De même, les masques 1×5 forment un ensemble complet de 25 masques de 5×5 obtenus par convolution de ces 1×5 masques. Ici les initiales des masques sont comme avant, avec l'ajout de la détection d'ondulation (Ripple detection) et la détection d'onde (Wave detection).

$$\begin{aligned} L5 &= [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] \\ E5 &= [-1 \quad -2 \quad 0 \quad 2 \quad 1] \\ S5 &= [-1 \quad 0 \quad 2 \quad 0 \quad -1] \\ R5 &= [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1] \\ W5 &= [-1 \quad 2 \quad 0 \quad -2 \quad 1] \end{aligned} \quad (2.25)$$

Nous pouvons également utiliser la multiplication matricielle pour combiner le 1×3 et un ensemble similaire de 3×1 masques afin d'obtenir les neufs 3×3 masques, comme :

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

L'ensemble de masques résultants forme également un ensemble complet (**Tableau 2.1**). Les 5×5 masques correspondants sont tout à fait similaire, mais ne sont pas détaillés ici car tous les principes pertinents sont illustrés par les masques 3×3 . La **Figure 2.12**, montre un exemple d'application du filtre $L5E5$ sur deux images de radiographie osseuse ainsi que l'énergie contenue dans chaque image.

Les masques de *Laws* sont intéressants pour détecter les variations subtiles entre les images texturées. Dans le cas des images d'os trabéculaire, les textures des patients ostéoporotiques sont similaires à celles des sujets témoins. Un exemple d'application des masques de *Laws* $L5E5$ sur des textures osseuses est présenté dans la **Figure 2.12**.

Tableau 2.1 Ensemble complet 3×3 de neuf masques de *Laws*.

$L3^T L3$	$L3^T E3$	$L3^T S3$
-----------	-----------	-----------

$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$
E3^TL3	E3^TE3	E3^TS3
$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$
S3^TL3	S3^TE3	S3^TS3
$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$

Il est possible d'extraire des attributs en convoluant l'image avec chacun des masques 2D. Par exemple, si le masque $L5E5$ est utilisé pour filtrer l'image $I(i,j)$, le résultat est une image texturée notée IT_{L5E5} (équation (2.27)).

$$IT(i,j)_{L5E5} = I(i,j) * L5E5 \quad (2.27)$$

L'image de texture IT_{L5L5} est utilisée pour normaliser le contraste de toutes les autres images de texture $IT(i,j)$ (équation (2.28)). Cette étape rend ces descripteurs de contraste indépendants.

$$IT(i,j)_{Nor} = \frac{IT(i,j)_{L5E5}}{IT(i,j)_{L5L5}} \quad (2.28)$$

Les sorties $(IT(i,j)_{Nor})$ sont par la suite passées à des filtres appelés : mesureurs d'énergie de texture (TEM : Texture Energy Measure) définis par l'équation (2.29)..

$$TEM(l,m) = \sum_{i=l-p}^{l+p} \sum_{j=m-p}^{m+p} |IT(i,j)_{Nor}| \quad (2.29)$$

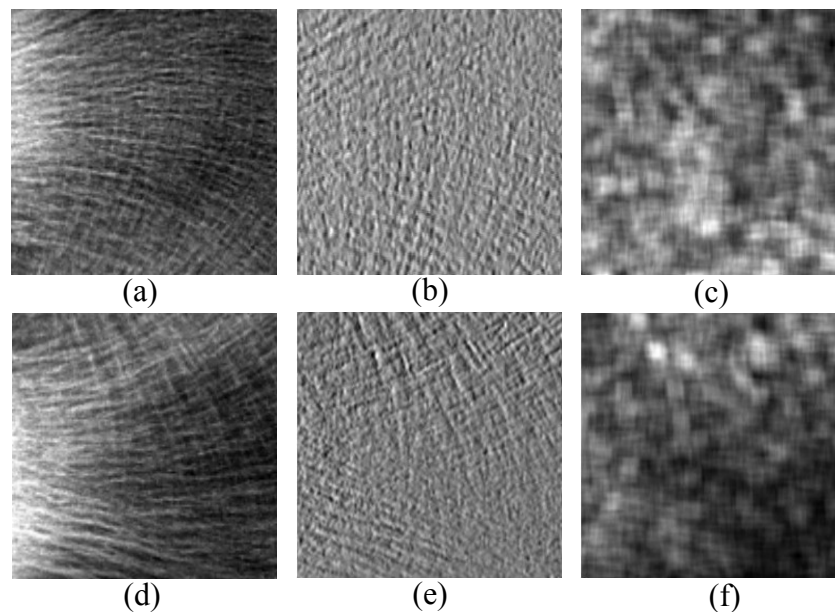


Figure 2.12 Exemple d'application du filtre *L5E5* sur deux textures d'os trabéculaire du calcaneum. (a) image d'un sujet sain, (d) pour un cas ostéoporotique. (b) et (e) résultats de filtrage par le masque *L5E5*. (c) et (f) images correspondantes aux énergies calculées sur une fenêtre de taille 15×15 en moyennant la valeur absolue des pixels ($TEM(i,j)_{L5E5}$).

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales approches utilisées pour la caractérisation d'images texturées et notamment les images de radiographies osseuses. L'analyse de texture, est un problème difficile. Cette difficulté est due essentiellement au fait qu'il n'existe pas de définition précise et rigoureuse permettant de définir complètement la notion de texture.

Le choix des attributs de texture d'une manière générale est un point délicat, puisqu'il dépend de plusieurs facteurs. Les attributs sont donc à choisir avec précaution car non seulement ils dépendent de l'application considérée, mais ils influent également sur la qualité de la discrimination.

Notre objectif, est de proposer une approche qui permet d'extraire des images de radiographies osseuses, des informations caractéristiques de la texture.

Chapitre 3

Motifs binaires locaux

3.1 Introduction

Après avoir introduit les principales méthodes d'analyse de textures en lien avec l'imagerie médicale, nous présentons dans ce chapitre la technique des motifs binaires locaux (LBP pour Local Binary Pattern). L'approche d'analyse que nous proposons pour les textures osseuses est inspirée de cette dernière.

3.2 Motifs binaires locaux (LBP pour Local Binary Pattern)

Les motifs binaires locaux ont initialement été proposés par *Ojala* en 1996 afin de caractériser les textures présentes dans des images en niveaux de gris [118]. Ils consistent à attribuer à chaque pixel P de l'image $I(i,j)$ à analyser, une valeur caractérisant le motif local autour de ce pixel. Ces valeurs sont calculées en comparant le niveau de gris du pixel central P aux valeurs des niveaux de gris des pixels voisins.

Le concept du LBP est simple, il propose d'assigner un code binaire à un pixel en fonction de son voisinage. Ce code décrivant la texture locale d'une région est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Afin de générer un motif binaire, tous les voisins prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et "0" autrement (**Figure 3.1**). Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant. On obtient donc pour toute l'image, des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255 comme dans une image à 8 bits ordinaire. Plutôt que de décrire l'image par la séquence des motifs LBP, on peut choisir comme descripteur de texture un histogramme de dimension 255.

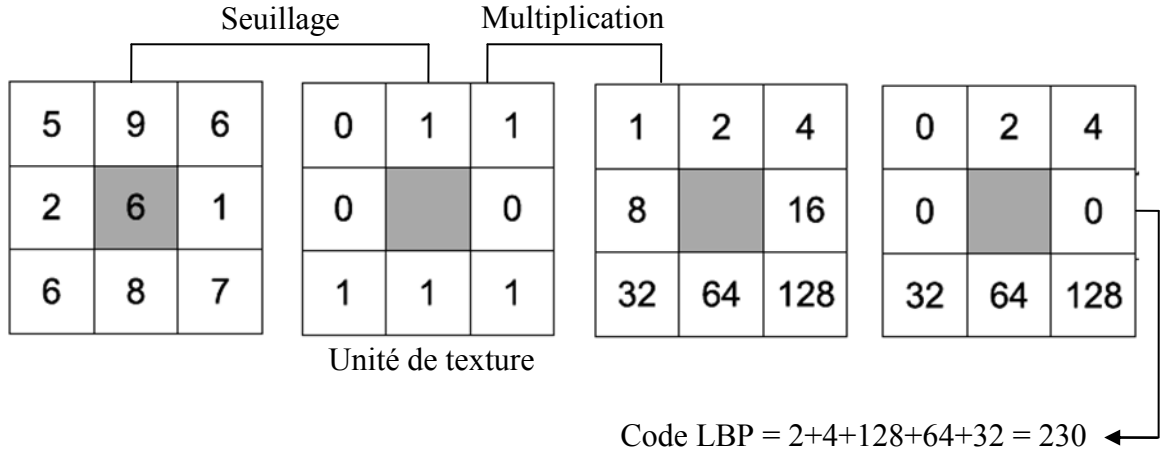


Figure 3.1 Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de P pixels, dans un rayon R , on compte simplement les occurrences de niveaux de gris g_p plus grands ou égaux la valeur centrale.

$$LBP_{m,R} = \sum_{i=0}^{m-1} u(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (3.1)$$

où $u()$ est la fonction signe et où g_i et g_c sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

$$u(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.2)$$

La **Figure 3.2**, présente un exemple de calcul de l'opérateur LBP basique effectué sur deux images radiographique de l'os trabéculaire du Calcanéum.

Ojala et al. ont proposé deux variantes de la méthode LBP [116, 117] ; la première est définie pour des voisinages de différentes tailles, ce qui permet de traiter la texture à différentes échelles, la seconde définie ce que l'on appelle les LBP uniformes.

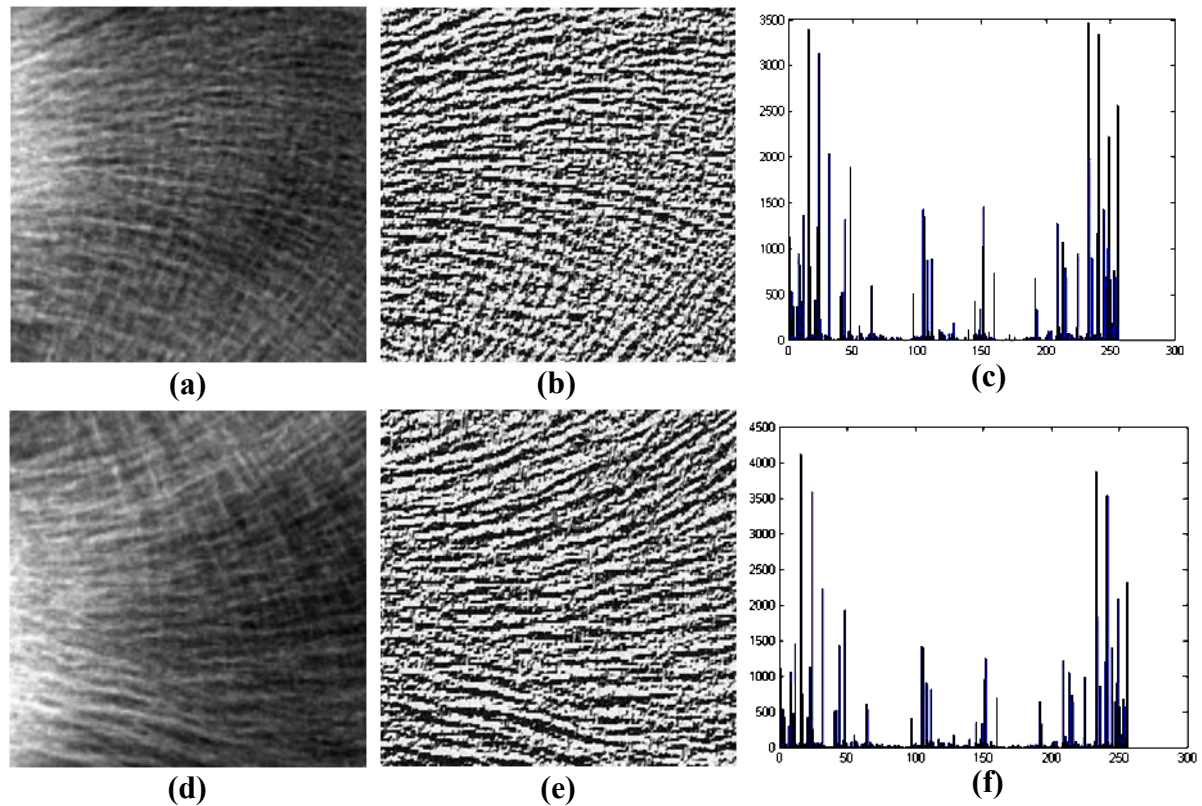


Figure 3.2 Opérateur LBP basique. (a) et (d) deux radiographies osseuses du calcanéum respectivement pour un sujet sain et un patient ostéoporotique. (b) et (e) images après l'application de l'opérateur LBP (images seuillées). (c) et (f) les histogrammes respectifs des images LBP.

La méthode LBP s'est révélée très efficace pour la classification d'images texturées comme dans les applications de reconnaissance de visage [3, 159]. Elle a aussi été appliquée à la segmentation d'images par *Pietikäinen et al.* [125].

Sørensen et al. ont proposé d'utiliser des motifs binaires locaux (LBP) comme des descripteurs de textures dans un cadre de classification pour classer les différents motifs de texture en tomodensitométrie pulmonaire [141]. La méthode proposée a été évaluée sur un ensemble de 168 régions d'intérêt (ROI) comprenant un tissu normal et les différents motifs de d'emphysème. La classification a été réalisée en utilisant le classifieur du k -plus proche voisin (k -NN) avec ressemblance d'histogrammes comme mesure de distance.

Mishra et al. ont décrit un nouveau descripteur 3D des motifs binaires locaux (3DLBP) qui semble être particulièrement adapté pour comparer l'évolution de motifs locaux d'os en 3D dans des études longitudinales. Cette nouvelle variante du LBP a été utilisée pour l'évaluation de la résistance osseuse dans une maladie comme l'ostéoporose. Les résultats ont

montré que les descripteurs 3DLBP sont utiles pour comparer les modifications de la structure locale 3D qui peuvent survenir lors de la perte osseuse [113].

En diagnostic médicale toujours, *Ghosh et al.* ont proposé un système de diagnostic automatique d'hernie discale pour l'IRM lombaire. Ce dernier est basé sur une approche d'attributs de textures composites. Tout d'abord, une région d'intérêt (ROI) est extraite pour chaque disque, puis une combinaison d'attributs permet d'augmenter la précision du classifieur. Ces attributs sont obtenus en appliquant l'opérateur LBP, les matrices de cooccurrences et les filtres de Gabor [50].

Récemment *Subramoniam et al.* ont employé la technique LBP pour la classification de l'arthrite au genou sur des images radiographiques en utilisant deux classifieurs, k -NN et Bayésien. Les résultats ont montré que le classifieur k -NN est plus performant par rapport au Bayésien [142].

Les sections suivantes présentent quelques variantes de cette technique.

3.3 LBP multi échelle

Le concept du LBP multi-échelle, est fondé sur le choix du voisinage afin de calculer un code LBP pour pouvoir traiter les textures à différentes échelles [116, 117]. Un voisinage pour un pixel central est réparti sur un cercle et construit à partir de deux paramètres : le nombre de voisins " P " sur le cercle et un rayon " R " pour définir une distance entre un pixel central et ses voisins. Soit une texture : $T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1})$, g_c correspond à la valeur de niveau de gris du pixel central et g_p , avec $p=0, \dots, P-1$, correspond au niveau de gris de P pixels espacés régulièrement sur un cercle de rayon R . Si les coordonnées de g_c sont égales à $(0,0)$, alors les coordonnées de g_p sont données par l'équation suivante :

$$\begin{cases} x_g = x_c + R \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot p / P) \\ y_g = y_c - R \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot p / P) \end{cases} \quad (3.3)$$

Comme nous pouvons le voir sur la **Figure 3.3**, les coordonnées d'un voisin ne sont pas forcément situées au centre d'un pixel. Dans ce cas, le niveau de gris est déterminé par l'intermédiaire d'une interpolation. La **Figure 3.3**, illustre différents voisinages obtenus pour différentes valeurs du couple (P, R) .

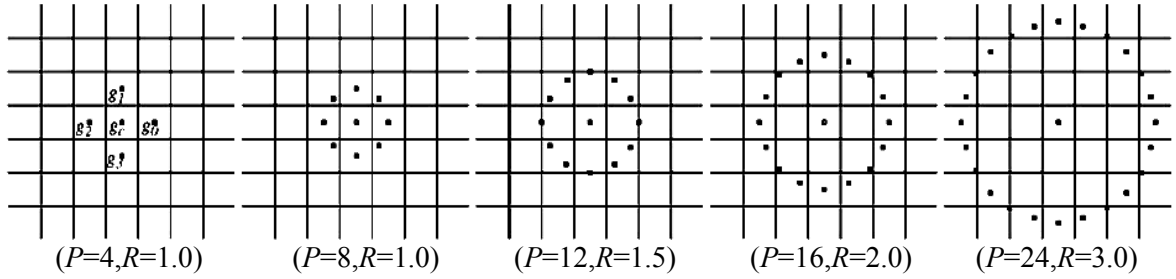


Figure 3.3 LBP multi-échelle. Exemples de voisinages obtenus pour différentes valeurs de (P, R) , source [116].

Partant de la définition de voisinage, les auteurs définissent tout d'abord un motif binaire local invariant à toute transformation monotone de l'échelle des niveaux de gris, $LBP_{P,R}$. Pour chaque pixel (x, y) ($g_c = g(x, y)$). Comme dans la méthode LBP classique, le pixel central n'est pas utilisé pour la caractérisation des textures. En effet, indépendamment du voisinage g_p , ce pixel décrit uniquement une intensité lumineuse ce qui n'est pas forcément utile [116]. Par la suite, g_c est utilisé comme un seuil de la manière suivante :

$$T = t(u(g_0 - g_c), \dots, u(g_{P-1} - g_c)) \quad (3.4)$$

Le calcul du code LBP est alors obtenu de la même façon que le LBP basique (équations (3.1) et (3.2)). La **Figure 3.4**, présente un exemple d'application de l'opérateur $LBP_{P,R}$ effectué sur une radiographie osseuse pour 3 échelles différentes.

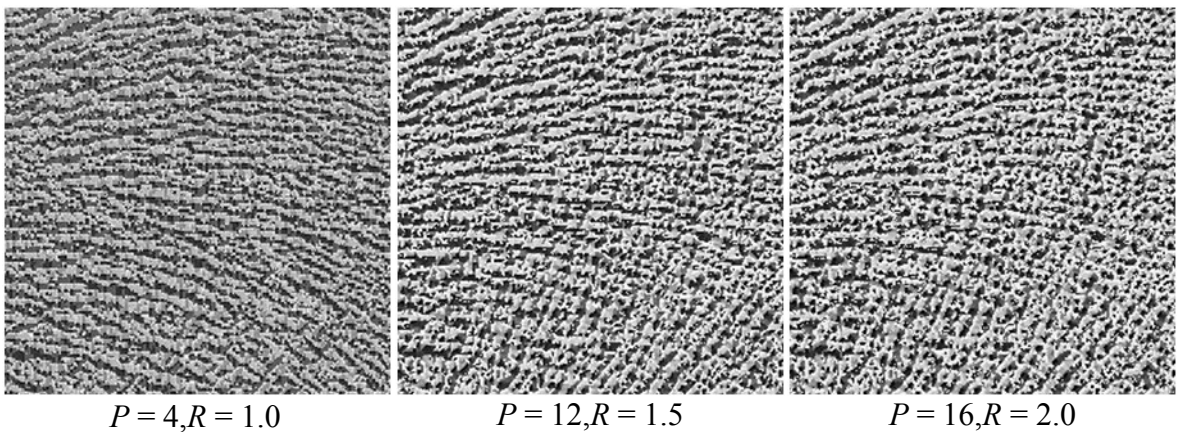


Figure 3.4 LBP multi-échelle. Exemple d'application de l'opérateur $LBP_{P,R}^{u2}$ (LBP uniforme) sur l'image de la Figure 3.2 (a) pour 3 échelles différentes.

3.4 LBP invariant par rotation

Un motif binaire uniforme est défini, comme étant tout motif possédant exactement 0 ou 2 transitions (01 ou 10) dans un parcours circulaire comme le montre l'exemple de la **Figure 3.5** (par exemple 10000001 ou 00011000 est un motif uniforme, mais pas 00101010). Cette notion d'uniformité est importante dans la méthode LBP pour représenter les informations de primitives structurales comme les arêtes (coins) et les contours.

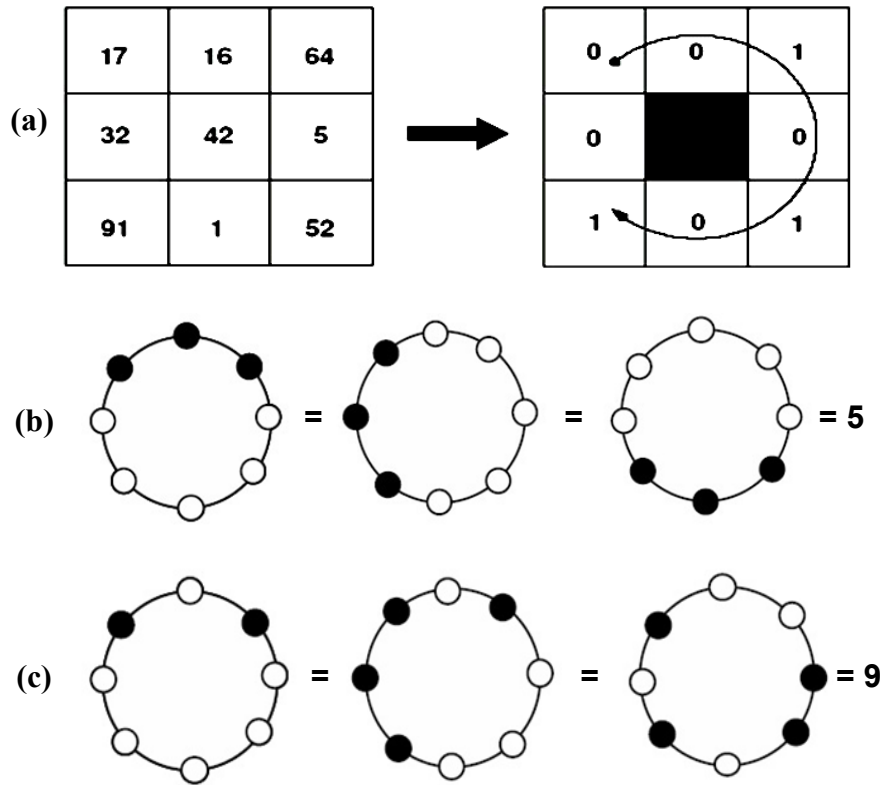


Figure 3.5 Construction et uniformité d'un motif LBP. (a) le motif construit ici est non-uniforme. (b) et (c) Exemples de motifs respectivement uniformes et non-uniformes.

La définition de ce motif ordonné au fait que le voisinage construit soit circulairement symétrique a permis de définir un second motif, lui aussi invariant à toute transformation monotone de l'échelle des niveaux de gris mais également invariant à toute rotation de l'image, " $LBP_{P,R}^{ri}$ ". Pour tout pixel (x,y) , le calcul de ce motif est donné par :

$$LBP_{P,R}^{ri}(x,y) = \min \{ ROR(LBP_{P,R}(x,y), i / i \in [0, P-1]) \} \quad (3.5)$$

où $ROR(a, i)$ correspond au résultat de i décalages circulaires successifs vers la droite des bits du nombre a (codé sur P bits). $LBP_{P,R}^{ri}$ quantifie ainsi les statistiques d'occurrence de modèles individuels invariant en rotation correspondant à certaines micro-caractéristiques de l'image. La **Figure 3.6**, présente les 36 uniques motifs binaires locaux invariants en rotation possibles dans le cas de $P = 8$. A titre d'exemple, le motif "0" permet de détecter les tâches claires, le motif "8" les tâches sombres et les surfaces monotones, le motif "3" les coins et le motif "4" les contours.

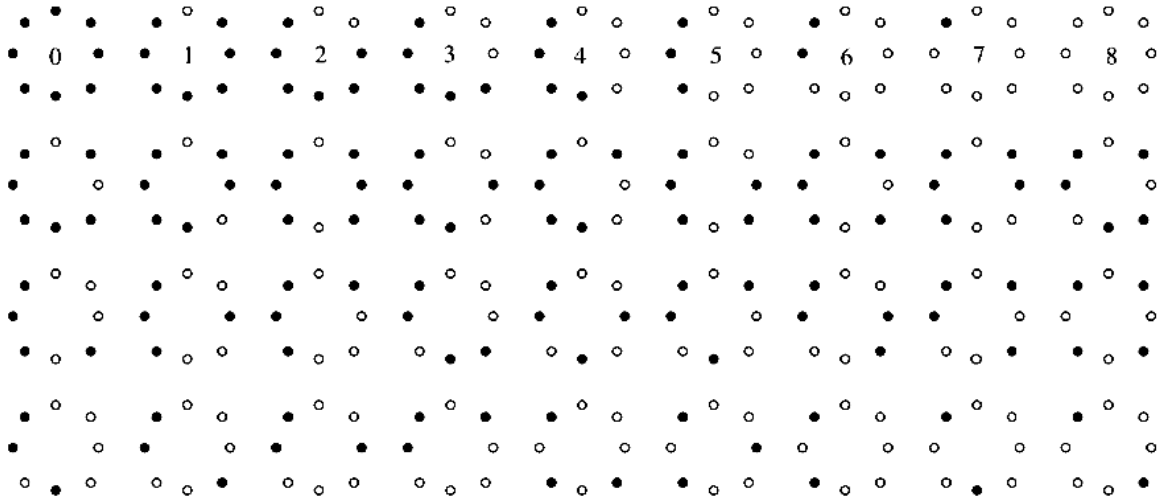


Figure 3.6 Liste des 36 uniques motifs binaires locaux invariant en rotation possibles pour $LBP_{8,R}^{ri}$. Les points noirs et blancs correspondent respectivement aux valeurs de bit 0 et 1 dans la sortie sur 8 bits de l'opérateur $ROR(.)$, source [116].

Pour une valeur $R = 1$, " $LBP_{P,R}^{ri}$ " est l'équivalent de $LBPROT$ proposé par Pietikäinen *et al.* en 2000. Où ils ont montré que le $LBPROT$ ne permet pas d'obtenir de bonnes performances. La principale raison est que l'occurrence des fréquences de certains des 36 motifs possibles varie fortement (instabilité). Pour résoudre ce problème, une mesure est effectuée sur les motifs afin de déterminer s'ils sont uniformes. Pour cela une fonction U retourne le nombre de transitions spatiales (passage de 0 à 1 ou de 1 à 0). Si le nombre de transitions est supérieur à deux, alors le motif est considéré comme non-uniforme. L'opérateur est appelé " $LBP_{P,R}^{riu2}$ " et est défini de la manière suivante :

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} u(g_p - g_c) & \text{si } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\text{Avec, } U(LBP_{P,R}) = |u(g_{P-1} - g_c) - u(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |u(g_p - g_c) - u(g_{p-1} - g_c)|$$

Considérant les motifs uniformes, l'opérateur " $LBP_{P,R}^{riu2}$ " correspond à la somme des bits du voisinage. Par contre si les motifs sont non-uniformes, l'opérateur est affecté à la valeur $P + 1$ (voir la **Figure 3.5**). Le nombre d'apparitions de chaque code est accumulé dans un histogramme de taille $P + 2$. Chaque tranche de cet histogramme donne une estimation de la probabilité d'apparition d'un motif dans une texture. Les textures sont caractérisées en utilisant directement l'histogramme des codes binaires.

Ojala a constaté que seuls 58 des 256 motifs LBP sont uniformes mais expérimentalement *Ahonen et al.* ont constaté que 90% des motifs rencontrés dans des images sont uniformes [3]. Dans ce cas, la dimension de l'histogramme LBP peut être réduite de manière importante avec un histogramme de dimension 59. Chacune des 58 premières catégories contiendra le nombre d'occurrences de l'un des motifs uniformes. La dernière contiendra le nombre d'occurrences de tous les motifs non-uniformes, ce regroupement permet de réduire la dimension du descripteur sans perdre trop d'information.

3.5 Motif binaire médian (MBP)

Cette variante de la méthode LBP a été proposée par *Hafiane et al.* en 2007, [57], pour la classification de textures de la base Outex. Le principe du MBP (Median Binary Pattern) consiste en un code binaire décrivant la texture locale d'une région. Il est calculé par seuillage par rapport au niveau de gris de leur valeur médiane sur un voisinage de 3×3 pixels. Un exemple type est illustré sur la **Figure 3.7**, où la valeur médiane est de 120. Le pixel central est inclus dans ce processus de filtrage, par conséquent, nous obtenons 2^9 motifs possibles. Le calcul du code MBP est obtenu à l'aide de l'équation (3.7).

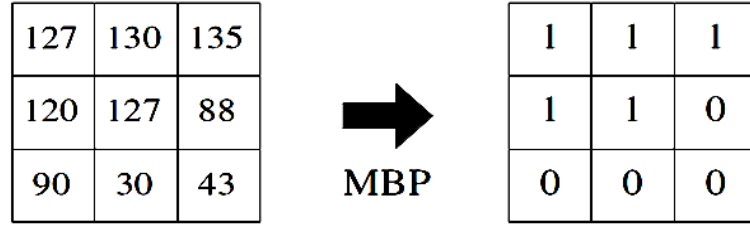


Figure 3.7 Exemple de construction d'un motif MBP, ici la valeur médiane est de 120.

$$MBP = \sum_{i=1}^P f(x_i) \times 2^i$$

$$\text{Avec, } f(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i \geq Med \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.7)$$

où P est le nombre de voisins et x_i la valeur de l'intensité. L'opérateur MBP est invariant aux changements monotones de l'échelle des niveaux de gris puisque le seuil ne dépend pas des intensités. Le motif détecté est le résultat des interactions spatiales dans une localité donnée. S'il n'y a pas de contraste dans un voisinage donné, alors, il est considéré comme une tache (un point). L'équation (3.7), produit une valeur entière dans l'intervalle fermé $[0 : 511]$.

La section suivante présente une nouvelle variante de la technique LBP que nous proposons pour la caractérisation des textures osseuses.

3.6 Approche proposée : LBP unidimensionnel (1DLBP)

Nous proposons une nouvelle variante de la technique LBP pour la caractérisation des textures osseuses. Contrairement aux techniques présentées précédemment, cette méthode s'applique de manière unidimensionnelle sur les projections des radiographies osseuses. L'histogramme ainsi calculé est utilisé pour discriminer des patients ostéoporotiques et des sujets sains [63, 64].

L'approche LBP unidimensionnelle, notée *1DLBP* (1D Local Binary Patterns) développée dans le cadre de cette thèse a été motivée par le fait que les projections (voir la section 4.3.4) 1D (passage du 2D vers 1D) d'une image texturée [63], fournissent des informations utiles sur l'arrangement des motifs globaux et locaux de la texture [77, 78, 163].

Notre objectif est de dériver du descripteur LBP classique, utilisé pour caractériser des images texturées 2D un nouveau descripteur 1D qui convient mieux pour la classification des textures osseuses. Le concept de la méthode de motifs binaires locaux unidimensionnel (*IDLBP*) consiste, en un code binaire décrivant l'agitation locale du signal 1D. Nous avons construit un masque linéaire de taille W , qui balaye séquentiellement l'image projetée avec un pas de un élément. W est un nombre impair assurant le voisinage symétrique de chacun des éléments du masque ; le nombre de voisins concernés est : $m = W-1$. La **Figure 3.8**, présente les quatre ensembles linéairement symétriques de voisins possibles pour différentes valeurs de m et W , t_c est l'élément central du masque *IDLBP* et $t_0, t_1, \dots, t_7$ sont les voisins de l'élément central t_c .

Notre descripteur *IDLBP* peut être utilisé avec 2, 4, 6 ou 8 voisins. Le codage est calculé par seuillage des valeurs de voisinage de l'élément central t_c . Tous les voisins seront remplacés de la valeur "1" s'ils sont supérieures ou égales à l'élément courant et "0" dans le cas contraire. Ensuite, chaque élément binaire du vecteur résultant est multiplié par un poids en fonction de sa position dans le masque. Le nombre binaire est ordonné conventionnellement à partir de la gauche vers la droite. En conséquence, un nombre naturel appartenant à l'intervalle $[0, 2^m-1]$ est généré. Enfin, la valeur de l'élément courant est remplacée par la somme du vecteur résultant. Cela peut se résumer comme suit :

$$IDLBP_{m,W} = \sum_{p=1}^{m-1} u(t_p - t_c) \times 2^p$$

$$\text{Avec, } u(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.8)$$

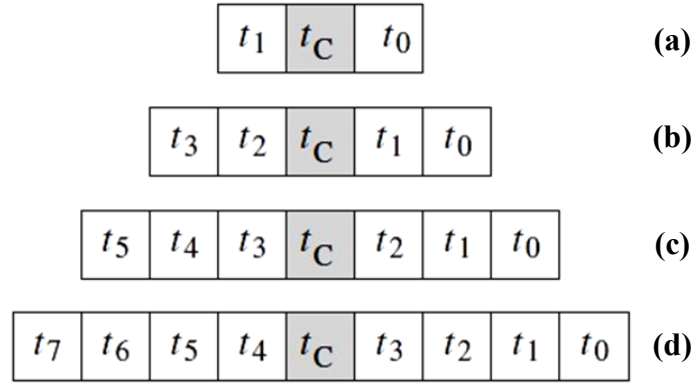


Figure 3.8 Ensembles de voisins linéairement symétriques pour différentes valeurs de m et W . $W = 3$ et $m = 2$ (a). $W = 5$ et $m = 4$ (b), $W = 7$ et $m = 6$ (c) et $W = 9$ et $m = 8$ (d).

où t_c et t_p sont respectivement les valeurs de l'élément central et ses voisins dans le masque 1D. L'indice p augmente de la gauche vers la droite (voir la **Figure 3.9**). Un exemple d'un masque de 1×8 motifs et de ses codes binaires est représenté sur la **Figure 3.10**. Le descripteur *IDLBP* est défini par l'histogramme des motifs 1D et est donné par :

$$H_k = \sum_{\frac{W}{2} \leq n \leq N - \frac{W}{2}} \delta(\text{IDLBP}_{m,W}(s[n], k)) \quad (3.9)$$

où H_k est le descripteur *IDLBP* du signal 1D projeté, k est le nombre de barres ($k = 2^{W-1}$), δ est l'opérateur de *Kroniker*, W la taille du masque *IDLBP*, m le nombre de voisins et N la taille du signal projeté.

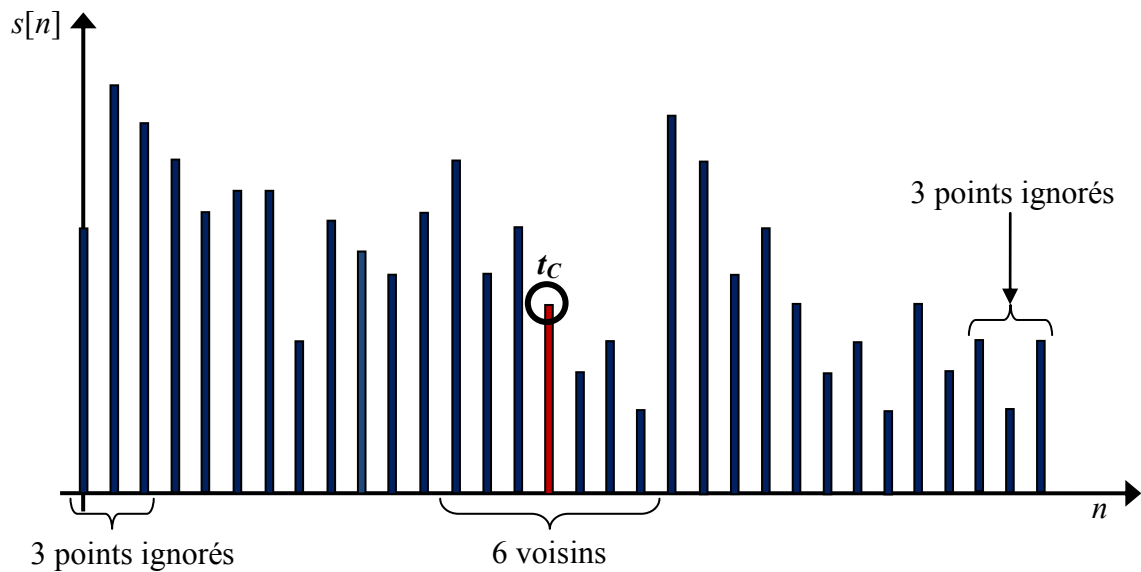


Figure 3.9 Exemple d'application de l'opérateur *IDLBP* sur l'élément central d'un masque 1D avec 6 voisins.

Afin de gérer les effets de bord aux extrémités du signal projeté, nous considérons uniquement les points qui sont balayés par le masque du descripteur *IDLBP*. Par exemple, si $W = 7$, trois points sont ignorés au début et à la fin du signal. Pour ces points, nous ne réalisons donc pas de codage. La **Figure 3.10** présente un exemple de codage selon la technique *IDLBP* pour 8 voisins ($m = 8$ et $W = 9$).

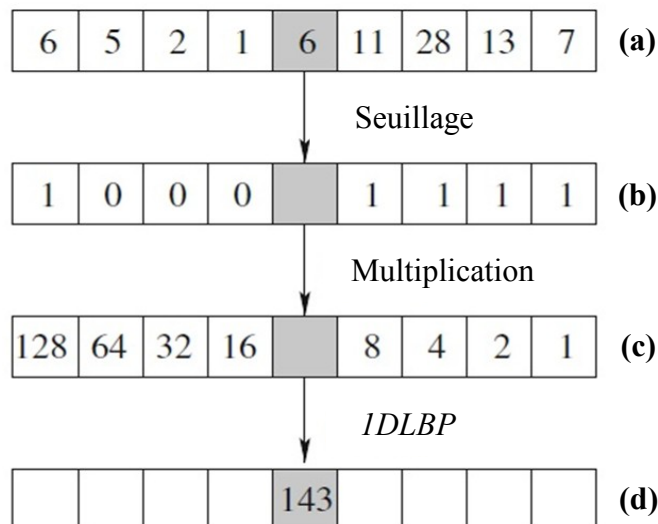


Figure 3.10 Codage *IDLBP* pour 8 voisins. (a) 8 voisins. (b) seuillage. (c) vecteur de poids et (d) Codage *IDLBP* = $1 + 2 + 4 + 8 + 128 = 143$.

La distribution des motifs 1D est modélisée par un histogramme qui caractérise la fréquence de chaque motif dans le signal projeté 1D. Le descripteur *IDLBP* est alors défini par l'histogramme des motifs 1D. La taille de cet histogramme dépend de la taille du voisinage. Par exemple, 4 voisins (**Figure 3.8**) produisent 16 barres dans l'histogramme *IDLBP*. Le descripteur *IDLBP* généralisé est caractérisé par un histogramme H_W^θ qui représente les occurrences des motifs locaux, dans la direction θ et avec un masque de balayage de taille W . Quand un histogramme H_W^θ est normalisé, il est considéré comme étant une fonction de la distribution des occurrences.

L'exemple de La **Figure 3.11 (a)** et **Figure 3.11 (f)**, montre deux images de 7×7 pixels. Ces deux images ont la même distribution en termes de niveaux de gris, mais leurs structures sont complètement différentes, avec un histogramme conventionnel nous ne pouvons pas faire la distinction entre ces deux structures (**Figure 3.11 (b)** et **Figure 3.11 (g)**).

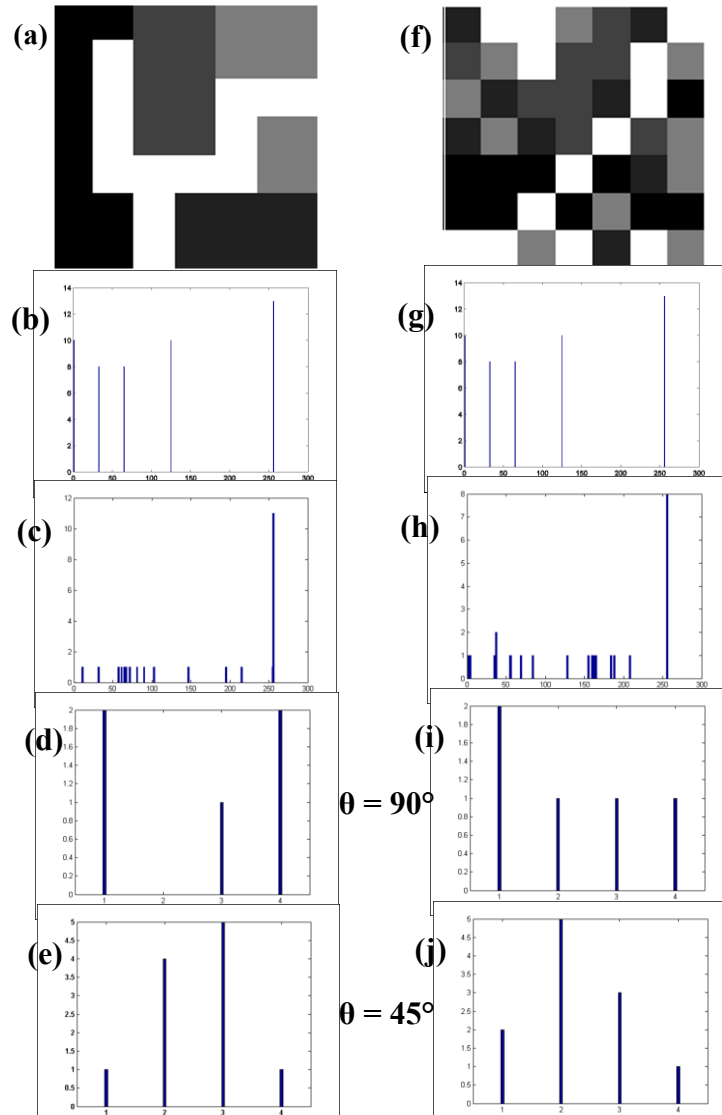


Figure 3.11 Deux images de synthèse de 7 X 7 pixels (a) et (f). Les histogrammes conventionnels des deux images avec 256 barres (b) et (g). Les histogrammes LBP 2D des deux images avec 256 barres (c) et (h). Les histogrammes du codage *IDLBP* des deux images projetées à 90° avec 4 barres (d) et (i). Les histogrammes du codage *IDLBP* des deux images projetées à 45° avec 4 barres (e) et (j).

La méthode LBP classique permet de mieux distinguer ces deux structures comme illustré sur les **Figure 3.11 (c) et (h)**. Le motif dominant (**Figure 3.11 (c) et (h)**) peut influencer la distance entre deux histogrammes *LBP* parce que sa valeur est plus élevée, réduisant ainsi le pouvoir discriminant du descripteur. En revanche, notre descripteur *IDLBP* réduit l'effet du motif dominant, ce qui donne des histogrammes complètement différents pour les deux structures comme le montre les **Figure 3.11 (d) et (i)** pour une orientation de 90° , et les **Figure 3.11 (e) et (j)** pour une orientation de 45° .

Le succès des méthodes *LBP* dans divers problèmes et applications de vision artificielle a inspiré beaucoup plus de nouvelles recherches sur les différentes variantes. Grâce à sa flexibilité, la méthode *LBP* peut être facilement adaptée pour les besoins de divers problèmes. La méthode *LBP* classique a aussi quelques inconvénients qui doivent être abordés. Plusieurs extensions et modifications de la technique *LBP* ont été proposées dans le but d'augmenter sa robustesse et son pouvoir discriminant. Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales variantes pour la caractérisation de la texture. Le choix d'une méthode appropriée pour une application donnée dépend de nombreux facteurs, tels que le pouvoir discriminant, l'efficacité de calcul, et le système d'imagerie utilisé.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode *LBP* ainsi que ses principales variantes. Ces techniques connaissent un fort succès pour l'analyse de textures. Appliquées de manières bidimensionnelles aux données osseuses, elles paraissent intéressantes, mais restent perfectibles. Nous avons donc introduit une nouvelle variante, dite *IDLBP* adaptée aux projections des textures osseuses. Ceci, afin de mieux capturer les modifications de la microarchitecture osseuse, comme nous allons le voir dans le chapitre 5, lors d'études cliniques.

Chapitre 4

Techniques de prétraitement des radiographies osseuses

4.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de décrire le principe d'acquisition des radiographies du calcaneum, ainsi que la procédure d'extraction de la région d'intérêt, puis de présenter nos différentes approches d'analyse.

La première partie du chapitre décrit le principe de la radiographie, ainsi que le protocole d'extraction de la région d'intérêt (ROI : Region Of Interest). Ensuite, les différentes approches de prétraitement appliquées aux radiographies osseuses sont décrites afin d'améliorer la qualité des images. La troisième partie est consacrée à la classification. Enfin, la dernière partie présente les outils statistiques pour l'évaluation des performances des descripteurs proposés.

4.2 Principe de la radiographie

Pour le diagnostic de l'ostéoporose, nous avons utilisé des radiographies du calcaneum (os du talon). Ces radiographies ont été mises à notre disposition grâce à l'hôpital d'Orléans et à l'IPROS (Institut de Prévention et de Recherche sur l'Ostéoporose).

4.2.1 Production des rayons X

Les rayons X, est un rayonnement électromagnétique à haute fréquence. La plage de longueur d'onde correspondante est comprise approximativement entre 10^{-7} et 10^{-11} mètres. Ces longueurs d'onde de l'ordre de l'Angström, sont proches des distances interatomiques, ce qui permet le passage du rayonnement à travers la matière, alors qu'un rayonnement de plus grande longueur d'onde se trouve réfléchi par la surface du matériau étudié. Le rayonnement X est obtenu par la collision avec un foyer, d'un faisceau d'électrons fortement accélérés par

une différence de potentiel. La **Figure 4.1** présente le schéma simplifié d'une source à rayons X.

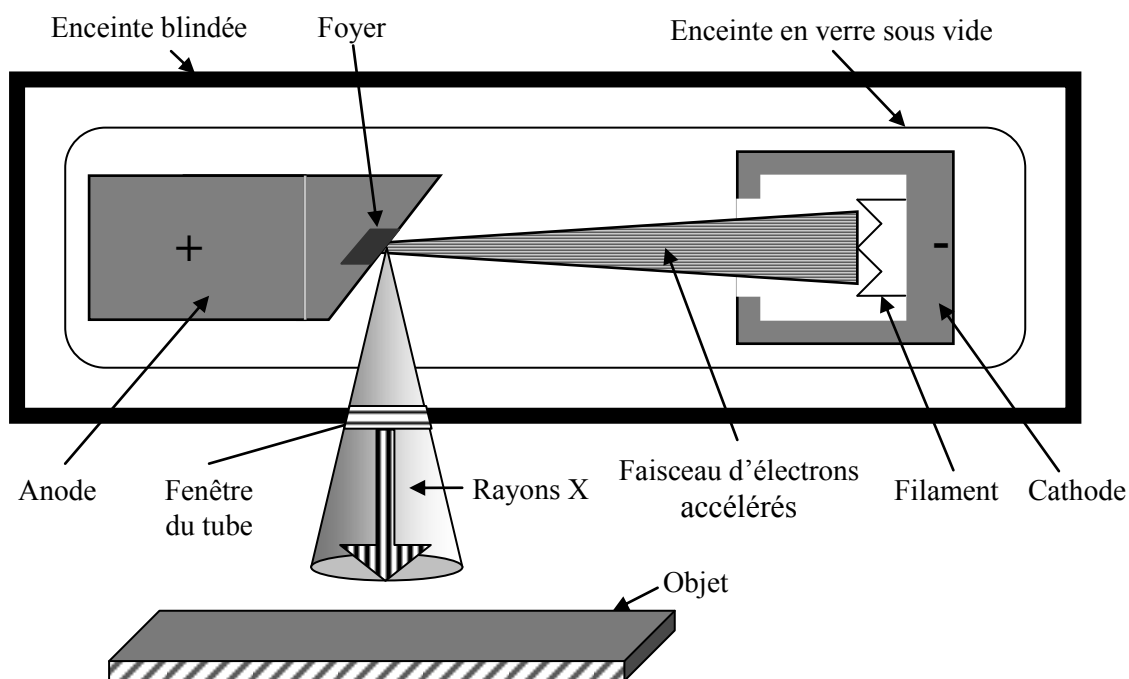


Figure 4.1 Schéma simplifié d'un dispositif de production de rayons X, cité dans [49].

L'ensemble du dispositif est placé le plus souvent dans une ampoule en verre dans laquelle un vide poussé est maintenu afin que le déplacement des électrons ne rencontre aucun obstacle. Un filament métallique constituant la cathode est porté à une température élevée par le passage d'un courant de quelques milliampères. Un effet thermo-ionique (excitation thermique) crée alors un nuage d'électrons autour de la structure chaude dont le nombre croît avec la température. Ainsi, les variations de l'intensité du courant de chauffage appliqué au filament de la cathode modifient la quantité de rayonnement émis, mais pas leur qualité (les longueurs d'ondes restent identiques). Ces électrons mobiles sont ensuite accélérés par une différence de potentiel créée par l'anode et la cathode (de quelques kilovolts à environ 450 kilovolts pour les générateurs les plus courants) [143]. Ce faisceau d'électrons frappe l'anode, en produisant principalement de la chaleur, mais aussi des rayons X selon deux phénomènes associés qui forment le spectre d'émission présenté sur la **Figure 4.2**. Le rayonnement continu n'est pas déterminé par la nature du matériau qui compose le foyer. Cependant, sa forme va

dépendre à la fois de la tension appliquée entre l'anode et la cathode, et l'intensité appliquée à la cathode.

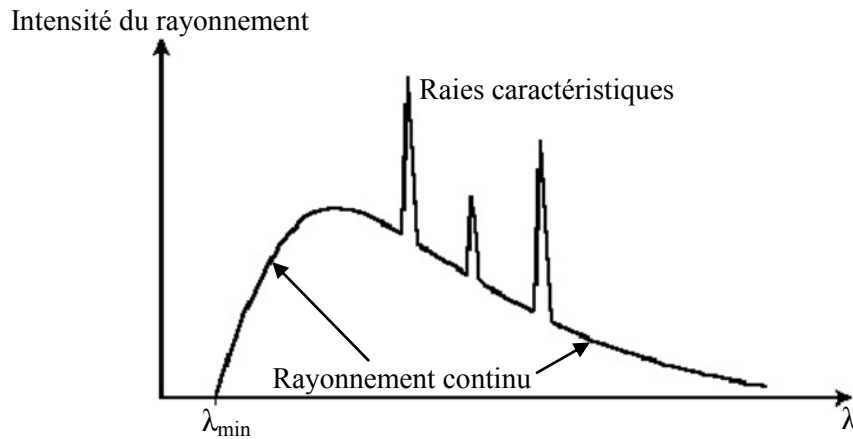


Figure 4.2 Spectre d'émission d'un tube à rayons X composé de tungstène, cité dans [49].

4.2.2 Principaux paramètres d'une source à rayons X

Les principaux paramètres influant sur la production des rayons X sont la tension d'alimentation du tube (exprimé en kilo Volt "kV"), l'intensité appliquée à la cathode (exprimé en Ampère "A"), la nature du matériau composant l'anode et enfin la présence ou non d'un filtre ainsi que sa composition. Le noircissement obtenu sur le film ou sur l'image ainsi formée dépend directement du produit du temps d'exposition par l'intensité du rayonnement, ainsi en radiographie médicale l'unité d'exposition utilisée est le "*mAs*" (produit des milliampères par seconde), pour d'autres applications (radiographie industrielle) le "*mAm*" (produit des milliampères par minute).

4.2.3 Interaction des rayons X avec la matière

Les rayons X sont des ondes ionisantes. Tels photons sont capables d'ioniser un atome, c'est à dire, de libérer un électron de l'atome. Les photons avec une énergie inférieure à 13,6 eV sont non ionisants. Lorsque le faisceau de rayons X traverse l'objet à imager, dans la gamme d'énergie qui concerne le radiodiagnostic (<150 keV), les photons ionisants peuvent interagir avec la matière de trois manières différentes :

- Une partie des rayons X traverse la matière sans interaction.

- Une autre partie des rayons est complètement absorbé dans la matière par effet photoélectrique.
- Enfin, une partie des rayons est déviée par effet Compton.

L'effet photoélectrique est le phénomène physique le plus intéressant pour la formation de l'image radiologique, puisque c'est lui qui va absorber une partie du rayonnement et ainsi faire apparaître des différences de niveau de gris dans l'image radiographique.

La traversée d'un corps entraîne donc une réduction de la densité de photons $n_f(E)$ résultant de leur absorption ou de leur déviation dans la matière. Comme lors de la traversée d'un filtre, l'atténuation du faisceau de rayons X dans la matière suit une loi exponentielle décroissante :

$$n_f(E) = n_p(E) \times e^{(-\mu(m,E).x)} \quad (4.1)$$

$\mu(m,E)$ est le coefficient d'absorption linéaire, $n_p(E)$ la densité de photons arrivant sur l'objet et x l'épaisseur de l'objet. Pour les matériaux composites, la détermination de $\mu(m,E)$ passe par le calcul du coefficient d'absorption massique μ/ρ (ρ étant la densité du matériau) et se définit par la relation suivante :

$$\frac{\mu}{\rho} = \sum_i g_i \times \left(\frac{\mu_i}{\rho_i} \right) \quad (4.2)$$

g_i et μ_i/ρ_i étant respectivement la fraction massique et le coefficient d'absorption massique du $i^{ème}$ élément atomique composant le matériau. Le coefficient d'absorption massique de chacun des composants du matériau traversé par les rayons X est égal à la somme des coefficients d'absorptions massiques relatifs aux différents phénomènes d'absorption :

$$\frac{\mu_i}{\rho_i} = \frac{\tau_i}{\rho_i} + \frac{\sigma_i}{\rho_i} \quad (4.3)$$

τ est le coefficient d'absorption massique relatif à l'effet photoélectrique et σ est le coefficient d'absorption massique relatif à l'effet Compton.

L'atténuation des rayons X à travers un matériau dépend donc de l'épaisseur de la matière à traverser, de ses caractéristiques physiques (densité) et chimiques (numéro atomique), et de l'énergie des rayons X incidents.

4.2.4 Formation de l'image radiographique

Trois éléments sont indispensables à la formation d'une image radiologique : le foyer radiogène (F), quasi ponctuel, source du faisceau de rayons X, l'objet radiographié (O), dont on veut former une image, habituellement région anatomique et le récepteur (R), film le plus souvent, mais progressivement remplacé par des procédés électroniques (capteurs numérique), qui supporte l'image utile. Lors de la formation de l'image, un certain nombre de paramètres va influencer la qualité de l'image obtenue. Les rayons X sont issus d'un foyer placé sur l'anode (**Figure 4.1**). Etant des ondes électromagnétiques, ils se propagent donc en ligne droite. Ainsi, l'image radiographique est formée par la projection conique des rayons à partir du foyer.

Le premier facteur influençant considérablement la qualité de l'image est le flou géométrique. Ce défaut résulte de la géométrie du montage lors de la formation de l'image. La **Figure 4.3**, illustre ce phénomène avec différents cas de figure.

Le principal élément influençant ce flou géométrique est la taille du foyer de la source (**Figure 4.3 (b)**). L'image sera d'autant plus nette que la taille du foyer est petite. Le deuxième élément agissant sur la taille du flou géométrique est la distance foyer-capteur (**Figure 4.3 (c)**). Une augmentation de cette distance entraîne une diminution de la pénombre². Cette solution est souvent utilisée lorsque la taille du foyer ne peut pas être diminuée. Cependant cette augmentation de distance oblige à augmenter l'intensité du faisceau de rayons X. En effet, l'atténuation du rayonnement est inversement proportionnelle au carré de la distance parcourue entre la source et le récepteur. Ainsi, un compromis doit être trouvé entre l'importance du flou géométrique et une trop grande réduction de l'intensité du faisceau de rayons X.

² Zone intermédiaire qui ne reçoit qu'une partie du rayonnement du foyer ; le passage de l'ombre à la lumière se fait progressivement et la limite entre ces deux zones est indistincte, flou.

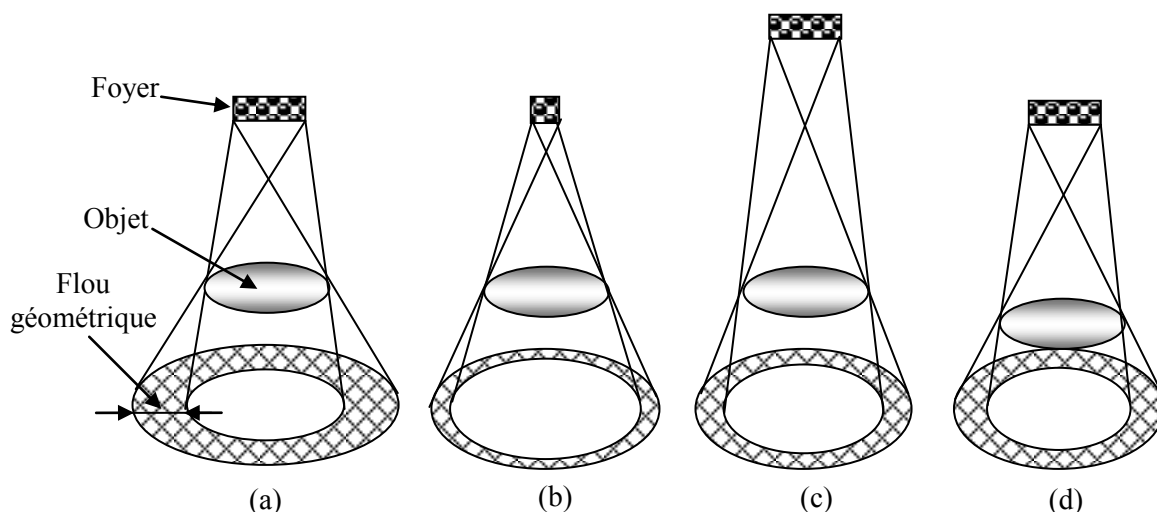


Figure 4.3 Flou géométrique. Schéma de référence (a). Effet de la diminution de la taille du foyer (b). Effet de l'augmentation de la distance foyer-récepteur (c). Diminution de la distance objet-récepteur (d), selon [49].

La distance foyer-récepteur (ou film) la plus couramment utilisée est 1 mètre. L'effet de la distance foyer- récepteur commence à se faire sentir pour des variations de l'ordre d'une dizaine de centimètres. Enfin, le flou géométrique peut aussi être engendré par un agrandissement de l'image (**Figure 4.3 (d)**). Ce dernier est défini comme le rapport de la distance source-récepteur sur la distance source-objet (D_{SF}/D_{OF}). Ainsi, l'éloignement de l'objet par rapport au récepteur augmente la taille de l'image, mais augmente alors le flou de foyer. C'est pour cette raison que la majorité des examens radiologiques se font avec l'objet à radiographier en contact avec le capteur ou la cassette contenant le film. Pour réduire le flou géométrique, il suffit donc de :

- réduire les dimensions du Foyer (D_F),
- réduire la distance Objet - récepteur (D_{SF}),
- augmenter la distance Foyer - Objet (D_{OF}).

Le deuxième facteur influençant la qualité de l'image est le flou cinétique engendré par le mouvement de l'objet à radiographier. Ce flou apparaît principalement sur des images acquises avec un temps d'exposition long. Il est donc indispensable de réduire autant que possible le temps de pose. L'image radiographique ainsi formée doit ensuite être acquise. Les deux principaux modes d'acquisition des images radiographiques sont le film argentique et le

capteur numérique. Pour notre application, les images radiographiques osseuses sont acquises à l'aide de capteurs numériques.

4.2.5 Extraction de la région d'intérêt (ROI)

Les images radiographiques du calcaneum (os du talon) que nous avons utilisé dans le cadre de cette étude ont été acquises selon un protocole standardisé, en utilisant un équipement clinique de rayons X avec un tube de tungstène et un filtre en aluminium d'une épaisseur de 1 mm . La distance foyer-calcaneum a été fixée à 1 m . Le calcaneum a été placé en contact avec le capteur, la tension du tube a été fixée à 36 kV et la condition d'exposition est de 18 mA , avec un temps de pose de 80 ms . La région d'intérêt (ROI ; **Figure 4.4 (b)**) a été définie par un médecin par un marquage des repères anatomiques qui peuvent être facilement identifiés sur l'image du calcaneum. Cela garantit que la ROI (**Figure 4.4 (a)**) soit acquise dans la même région ainsi que dans la même orientation pour chaque radiographie osseuse, car l'effet de l'orientation sur l'analyse s'inscrit dans le cadre de notre étude. Cette ROI de taille $2,7 \times 2,7\text{ cm}^2$ a été localisée dans une partie du calcaneum qui ne contient que l'os trabéculaire. La taille du pixel est de $105\text{ }\mu\text{m}$.

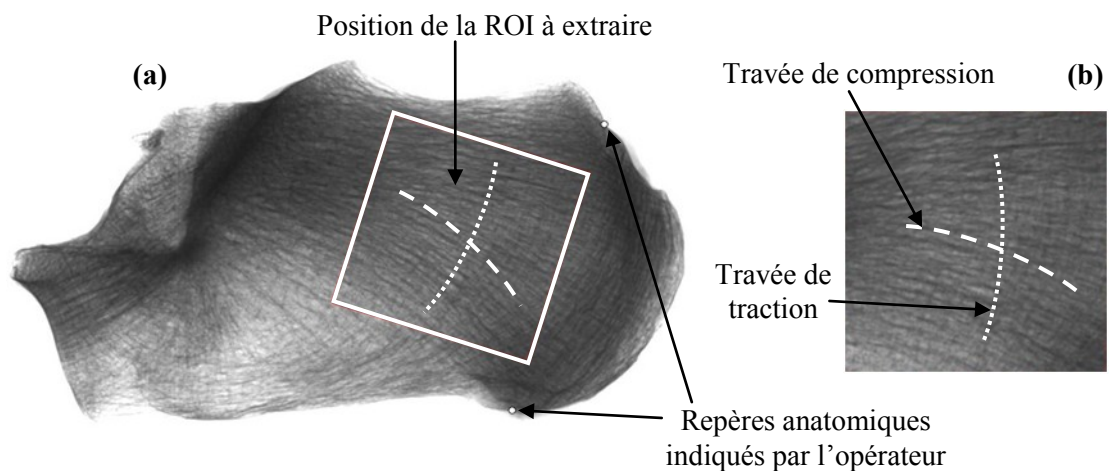


Figure 4.4 Extraction de la ROI. Une radiographie du calcaneum et sa région d'intérêt à extraire (carré blanc) (a). Région d'intérêt mesurant 256×256 pixels ($2,7 \times 2,7\text{ cm}^2$) utilisée pour notre application (b).

L'opérateur positionne les deux repères anatomiques à l'aide de la souris, et une ROI de taille 256×256 pixels est ensuite automatiquement extraite. Cette dernière opération consiste à déterminer les niveaux de gris des pixels de coordonnées (X_r, Y_r) de la ROI à partir

des niveaux de gris des pixels de coordonnées (X, Y) de l'image originale. Cette procédure est réalisée par une rotation suivie d'une translation (**Figure 4.5**).

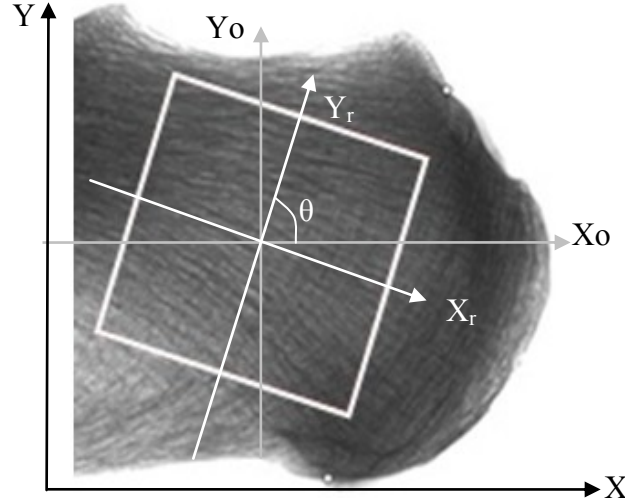


Figure 4.5 Principe d'extraction de la région d'intérêt ROI.

Pour chacun des points (X_r, Y_r) de la ROI l'opération de rotation suivante est réalisée :

$$\begin{cases} X_o = X_r \times \cos(\theta) + Y_r \times \sin(\theta) \\ Y_o = -X_r \times \sin(\theta) + Y_r \times \cos(\theta) \end{cases} \quad (4.4)$$

θ étant l'angle d'inclinaison de la ROI par rapport au repère de l'image. On a ainsi fait la correspondance entre les points de la ROI et les points de l'image dans le repère (o, X_o, Y_o) . Il ne reste plus qu'à faire correspondre ces points dans le repère (o, X, Y) par simple translation. Si on connaît la position (X_p, Y_p) de l'origine du repère (o, X_o, Y_o) dans le repère (o, X, Y) alors :

$$\begin{cases} X = X_o + X_p \\ Y = Y_o + Y_p \end{cases} \quad (4.5)$$

Il est à noter que pour certaines orientations, les valeurs des coordonnées obtenues ne sont pas des nombres entiers. Dans ce cas, on attribue au pixel la valeur du niveau de gris de son plus proche voisin.

4.3 Prétraitement des radiographies osseuses

Le prétraitement en vue d'améliorer la qualité des images est une étape importante. Il accentue et affine les caractéristiques de l'image, tels que les contours, les bords et le

contraste. Ce traitement n'augmente pas l'information inhérente qui contient les données, mais il accroît la plage dynamique des caractéristiques de l'image. Il n'existe pas d'approches générales utilisables dans tous les cas, même si de nombreuses méthodes ont été proposées.

En radiographie, plusieurs méthodes et algorithmes ont été proposés depuis plus de deux décennies comme étape de prétraitement ou de post traitement en analyse et classification d'images et en particulier dans le diagnostic médical. Ces méthodes jouent un rôle très important dans plusieurs applications médicales et sont étroitement liées au domaine d'application à utiliser.

Paik et al. ont proposé une approche basée sur le filtrage fréquentiel suivi par une étape d'égalisation d'histogramme afin d'améliorer la qualité des radiographies à analyser [120]. Elle consiste à multiplier la radiographie numérique par la transformée de Fourier de la dérivée seconde d'une Gaussienne suivie par une égalisation d'histogramme. Cela permet d'améliorer le contraste ainsi que la qualité des contours des radiographies.

Wahler et Shih, ont présenté une approche combinant l'opérateur de *Sobel* avec un préfiltrage et une transformation de l'échelle de niveau de gris afin de produire une radiographie avec un meilleur contraste et détails [154].

Ozanian et Phillips, ont présenté un algorithme simple et rapide pour améliorer la qualité des images radiographiques bruitées. Il peut être utilisé comme une étape de prétraitement dans l'analyse automatique des images [119]. L'image est divisée en blocs, qui sont classifiés en quatre types différents et une procédure de lissage est appliquée par la suite sur chaque bloc selon le type.

Hariharan et al. ont proposé un algorithme d'amélioration d'images radiographiques thoraciques des patients tuberculeux pour un meilleur diagnostic de la maladie [60]. L'algorithme proposé comprend une étape de segmentation et une étape d'amélioration, la phase de segmentation se compose d'un réseau de neurones flou de *Kohonan* et la phase d'amélioration consiste en un filtrage flou basé sur les appartenances floues actualisées d'une fonction asymétrique.

Yan et Dong, ont proposé une méthode basée sur la transformée en ondelettes invariante par translation pour améliorer le contraste et préserver les contours des images

radiographiques [160]. La méthode consiste à appliquer un seuillage sur les coefficients d'ondelettes à chaque niveau de décomposition tout en préservant les contours par, l'exploitation de l'intercorrélation entre les coefficients d'ondelettes à chaque échelle. L'image améliorée est obtenue par la suite par une transformation en ondelettes inverse des coefficients modifiés.

Feghi et al. ont présenté une technique d'amélioration du contraste des images radiographiques latérales du crâne pour la pratique orthodontique, l'évaluation céphalométrique et le marquage craniofaciale basée sur des mesures d'hétérogénéité locales [38]. L'algorithme développé, basé sur des mesures de distribution d'hétérogénéité locale des pixels. L'amélioration de l'image est accomplie par une transformation adaptative d'échelle de niveaux de gris des pixels en fonction des résultats de mesures locales d'hétérogénéité.

Yuanyuan et Ping, ont présenté un algorithme pour améliorer le contraste des radiographies numériques basé sur la transformée en ondelettes [162]. L'image originale est décomposée en deux composantes : basses fréquences (coefficients d'approximation) et des composantes hautes fréquences (coefficients de détails), et ensuite les coefficients hauts sont modifiés en utilisant un procédé non linéaire et les coefficients bas en utilisant la méthode de masquage flou. Enfin, l'image améliorée est obtenue par la transformée en ondelettes inverse.

En diagnostic des maladies osseuses et en particulier l'ostéoporose, plusieurs auteurs ont proposé différentes approches pour l'évaluation de ces maladies ou la discrimination entre des patients ostéoporotiques et des témoins.

Arifin et al. ont utilisé l'opérateur de ligne multi-échelle (MSLO pour Multiscale Line Operator) pour améliorer le contraste de l'os trabéculaire sur des radiographies panoramiques dentaires. Cette méthode a été employé afin de détecter les structures linéaires sur l'os trabéculaire car elles fournissent des informations qui peuvent être utilisées en diagnostic de plusieurs maladies, y compris l'ostéoporose [4].

El Hassouni et al. ont utilisé une version de l'algorithme Retinex [39, 46] pour améliorer le contraste des radiographies osseuses numériques du calcaneum en vue du diagnostic de l'ostéoporose.

Pour notre analyse nous avons mis en œuvre une méthode de filtrage fréquentiel dite filtrage circulaire de Fourier afin d'améliorer le contraste des travées osseuses. Cette dernière est appliquée sur des radiographies osseuses numériques du calcaneum où les raies représentant les basses fréquences sont mises à zéro. Ces raies correspondent à l'espace inter-trabéculaire. Les raies qui représentent les hautes fréquences et qui correspondent aux travées osseuses sur l'image sont préservées [63, 64].

Dans la suite, nous présentons notre approche de prétraitement des radiographies numériques osseuses. Celle-ci se compose de plusieurs étapes : un filtrage, suivi d'une égalisation d'histogramme, suivi d'une quantification, suivi d'une projection et enfin une dérivation. le schéma de la **Figure 4.6** présente une vue d'ensemble pour notre approche de prétraitement de radiographies osseuses.

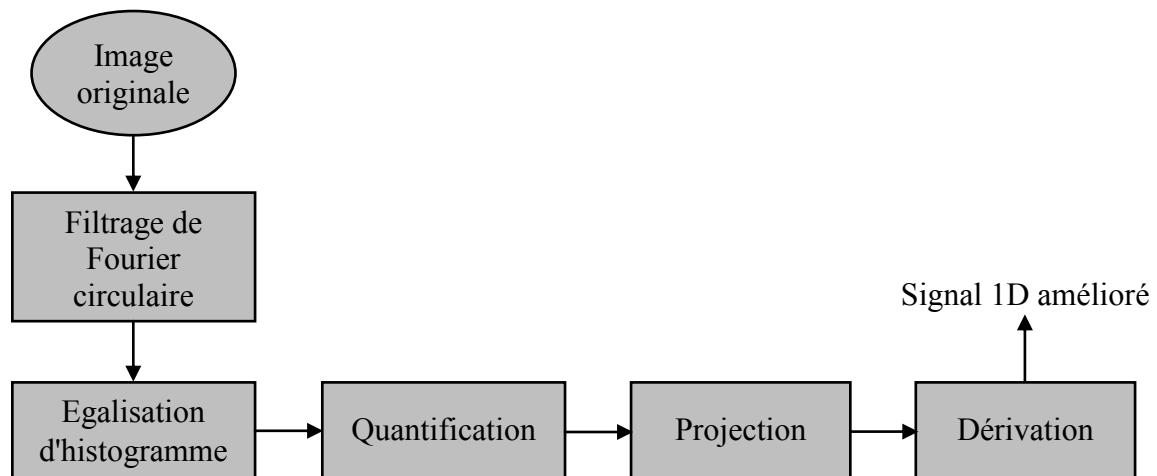


Figure 4.6 Schéma illustrant les différentes étapes de l'approche proposée pour le prétraitement de radiographies osseuses.

Chacune de ces étapes est motivée ci-après.

4.3.1 Méthode de Filtrage proposée

Comme on peut le voir sur la **Figure 4.4 (b)** (ROI), les travées osseuses sont organisées de manière à fournir une résistance mécanique adaptée aux diverses contraintes. Les travées dans les directions subissant des contraintes faibles sont moins nombreuses et moins épaisses. Les changements non uniformes dus à l'ostéoporose induisent des variations dans le degré d'anisotropie. Une analyse approfondie du périodogramme moyen (fonction de

densité spectrale de puissance moyenne, DSP) effectuée sur les lignes des images d'os trabéculaire présente deux régimes de fréquences différents comme le montre la **Figure 4.7**. Ces deux régimes sont séparés par une fréquence de coupure, f_c [63, 64].

Afin de souligner l'importance de cette fréquence de coupure et de caractériser les images radiographiques de manière satisfaisante, nous avons opté pour un filtrage dans le domaine de Fourier pour les deux classes d'image (sujets sains et patients ostéoporotiques).

La **Figure 4.7**, montre la DSP pour deux images osseuses, on y distingue deux régimes distincts. La signification physique de ces deux régimes est la suivante : la partie basse fréquence ($|f| < f_c$) correspond à la zone qui n'est pas affectée par l'ostéoporose et appartient à l'espacement inter-trabéculaire, tandis que la partie haute fréquence ($|f| > f_c$) correspond à la région affectée par l'ostéoporose, à savoir, la zone de l'os trabéculaire.

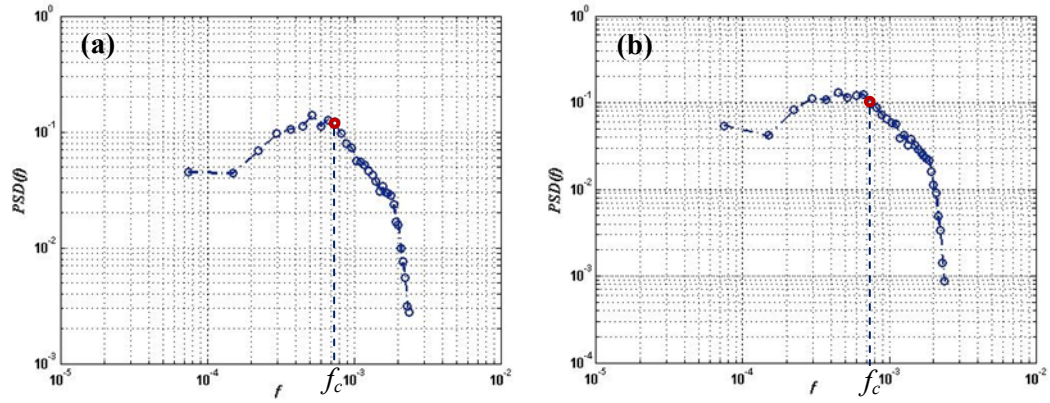


Figure 4.7 La DSP moyenne (périodogramme moyen) des lignes extraites d'une image radiographique du calcaneum. D'un sujet sain (a), et d'un patient ostéoporotique (b).

Afin de caractériser uniquement les changements de l'os trabéculaire, et conformément à cette figure, les 20 premières raies du spectre de Fourier sont mis à zéro avant d'appliquer la transformation de Fourier inverse.

Les parties haute fréquence de deux images filtrées par cette technique, la première d'un patient ostéoporotique et la seconde d'un sujet sain, sont présentées dans la **Figure 4.8 (b)** et la **Figure 4.8 (e)**.

Après le filtrage, nous appliquons une égalisation d'histogramme.

4.3.2 Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme permet d'augmenter les nuances d'une image. Cette transformation consiste à harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image en aplatissant l'histogramme de cette dernière. L'égalisation d'une image est composée des étapes suivantes : après construction de l'histogramme de l'image, on calcule tout d'abord les densités de probabilités de chaque niveau de gris de l'image. Il s'agit de calculer la probabilité d'apparition de chaque niveau de gris. Grâce aux densités de probabilités, nous pouvons construire la fonction de répartition. Pour cela, il suffit de cumuler les densités de probabilités obtenues précédemment. La conversion des niveaux de gris de l'image d'entrée est obtenue à l'aide de la formule suivante :

$$Im_s(a) = (I_{Max} - I_{Min}) \times F(a) + I_{Min} \quad (4.6)$$

Avec $Im_s(a)$ l'image résultat, a est le niveau de gris à convertir, I_{Min} est le niveau de gris minimal souhaité pour l'image résultat, I_{Max} le niveau de gris maximal souhaité pour l'image résultat et $F(a)$ la fonction de répartition.

Après l'égalisation, nous quantifions l'image résultat sur moins de niveaux de gris.

4.3.3 Quantification

La quantification permet de réduire l'échelle chromatique utilisée pour représenter une image. A partir d'une image de 256 niveaux de gris (8 bits), il est possible d'explorer l'évolution de cette image en réduisant par exemple la quantification à 4 bits, 2 bits ou à 1 bit. Cette réduction peut être appréciable dans le cadre de la compression d'images. En effet, lorsqu'une image utilise 256 niveaux de gris, il est nécessaire d'utiliser un octet pour stocker la valeur de chaque pixel. Si nous pouvons convertir cette image de manière à ce qu'elle utilise 16 niveaux de gris, nous pourrions alors nous contenter de quatre bits pour coder chaque pixel. La taille de l'image s'en trouverait donc diviser par deux. En imagerie médicale les images sont souvent codées sur 8 bits (256 niveaux de gris) ou sur 16 bits (65535 niveaux de gris).

En radiographie osseuse pendant l'acquisition d'images et la conversion de mesure, la précision d'un pixel (niveau de gris) est liée au temps de lecture électronique. Les temps plus

longs fournissent des mesures plus précises. Cela n'est pas compatible avec la vie. Pendant le processus de lecture électronique, il peut y avoir transfert de charges qui sont sources de transfert incomplet de charges résiduelles. Ces charges résiduelles changent ultérieurement la lecture et peuvent causer des artefacts. Par ailleurs, la diffusion liée aux rayons X génère différents artefacts et des données floues. L'acquisition de l'image est en grande partie responsable de la production d'informations inutiles. Dans le cadre de notre étude, pour conserver l'information essentielle relative aux données (travées osseuses), une quantification sur différents niveaux de gris est effectuée. Avant cela, et afin d'améliorer le contraste des images obtenues, une égalisation d'histogramme a été réalisée sur les images filtrées (4.3.2).

Les figures **Figure 4.8 (c)** et **Figure 4.8 (f)**, présentent les résultats obtenus après filtrage, égalisation et quantification de deux images osseuses.

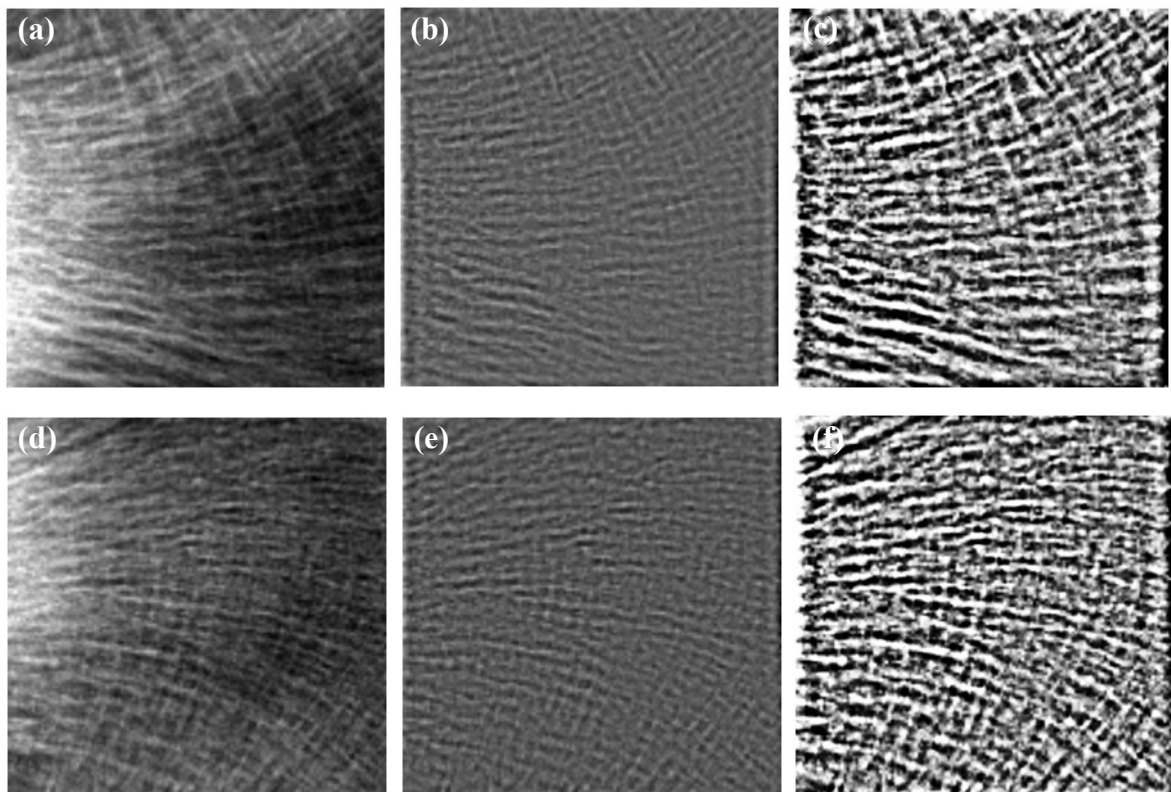


Figure 4.8 Images originales du calcaneum, d'un patient ostéoporotique (a), et d'un sujet sain (d), résultats du filtrage circulaire (b) et (e), résultat de l'égalisation d'histogramme et de la quantification sur 16 niveaux de gris (c) et (f).

4.3.4 Projection

En radiographies osseuses, les travées sont caractérisées par des motifs avec des formes et des orientations spécifiques (**Figure 4.8 (a)** et **Figure 4.8 (d)**). Les techniques de projection d'images sont parmi les méthodes classiques utilisées en analyse d'images et en reconnaissance de formes [77, 78, 94, 163], car elles améliorent les propriétés des formes et augmentent la capacité discriminative. Les projections sont obtenues en additionnant les valeurs des niveaux de gris dans chaque ligne et colonne, ce qui donne des projections horizontales et verticales, respectivement. Les projections horizontale, $H_i(x)$ et verticale, $V_i(y)$ d'une image, I , respectivement sont obtenues par les équations (4.7) et (4.8) :

$$H_i(x) = \sum_{y=0}^{M-1} I_i(x, y) \quad (4.7)$$

$$V_i(y) = \sum_{x=0}^{N-1} I_i(x, y) \quad (4.8)$$

Les projections sont des descripteurs de forme très utiles. Par exemple, la hauteur et la largeur d'un objet binaire sans alvéole peuvent être calculées comme la valeur maximale des projections verticales et horizontales de l'objet, respectivement, comme illustré sur la **Figure 4.9**.

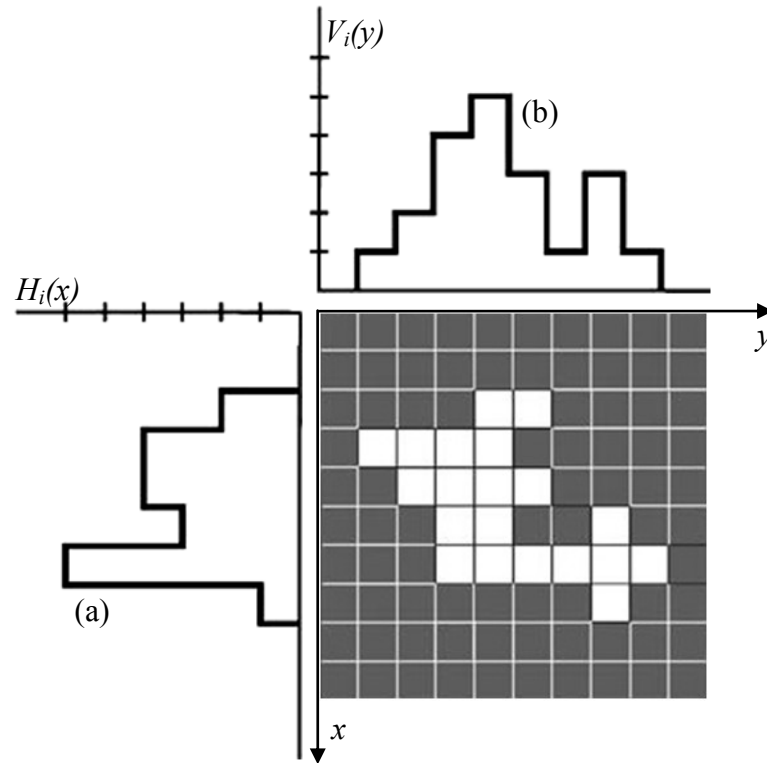


Figure 4.9 Projections horizontale et verticale d'un objet binaire. Profil de projections horizontale et verticale respectivement (a) et (b) [105].

La **Figure 4.10**, montre un exemple de projections verticales et horizontales d'une radiographie osseuse prétraitée du calcaneum.

4.3.5 Dérivation

Comme on peut le voir sur la **Figure 4.11**, le signal obtenu suite à une projections est non-stationnaire (présente une certaine tendance). Cela peut influencer les opérateurs tels que ceux basés sur les motifs binaires locaux (LBP), car ces techniques sont insensibles aux signaux monotoniques. En effet, la tendance monotonique locale du signal projeté réduit les écarts locaux entre les voisins ce qui rend la contribution de ces derniers moins importante. Pour faire face à ce problème, le signal projeté est dérivé afin de le rendre stationnaire [8]. En résumé, cette étape vise à améliorer les propriétés locales du signal projeté.

La dérivée, D^θ , est calculée à l'aide de la formule :

$$D^\theta(x) = P^\theta(x+1) - P^\theta(x) \quad (4.9)$$

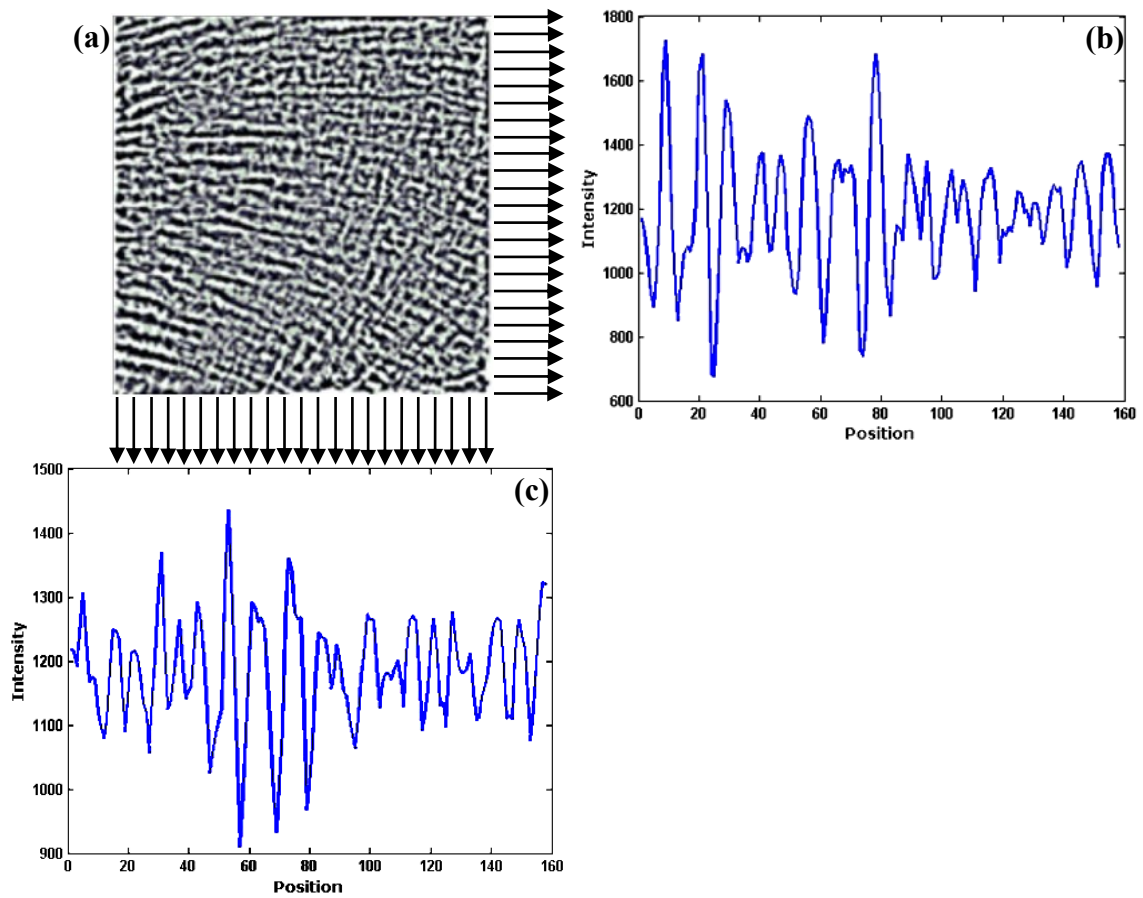


Figure 4.10 Image de radiographie osseuse prétraitée (a). Signaux projetés 1D obtenus pour la direction horizontale (b) et pour la direction verticale (c).

Avec P^θ le signal projeté correspondant à une orientation donnée θ .

La **Figure 4.11** présente un exemple du projeté d'une image dans la direction 45° et sa dérivée.

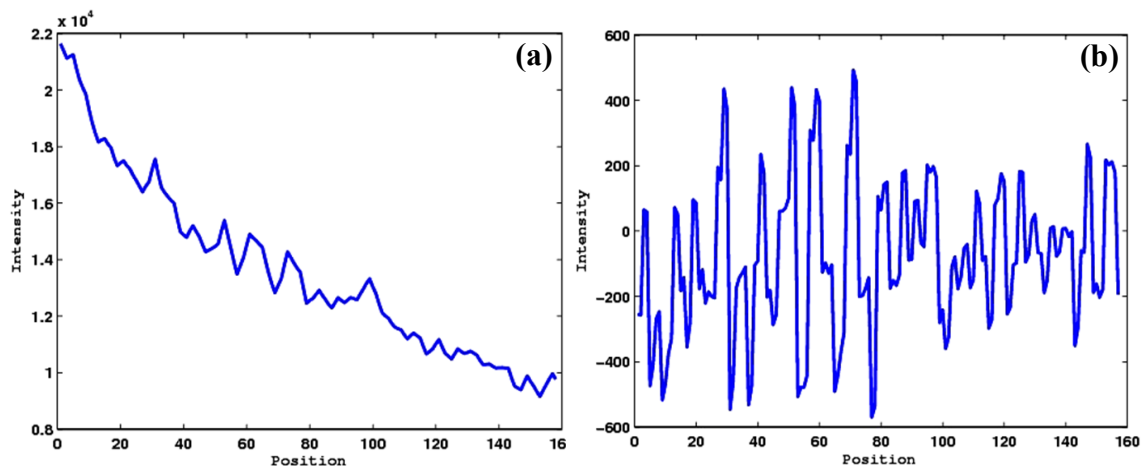


Figure 4.11 La projection d'une radiographie selon l'orientation 45° (a) et sa dérivée (b).

La section suivante présente les outils que nous avons utilisés pour classifier les radiographies de nos deux populations (témoins et malades).

4.4 Classification

La classification, en général, se réfère au classement ou groupement d'éléments de données dans des ensembles similaires. Cette information est souvent utile dans l'étape d'analyse pour n'importe quel système de traitement du signal ou de données. La classification a deux significations distinctes. On peut recevoir une série d'observations avec l'objectif d'établir l'existence des classes ou des groupes dans les données. Ou peut savoir avec certitude qu'il ya tant de classes, et l'objectif consiste à instaurer une règle selon laquelle nous pouvons classer une nouvelle observation dans l'une des classes existantes. Le premier type est connu comme l'apprentissage non supervisé et le second comme l'apprentissage supervisé.

La classification d'image est en général similaire à la classification des données, mais elle peut être différente en fonction de l'application dans laquelle elle est utilisée. La classification est souvent la dernière étape d'un processus de diagnostic général (**Figure 4.12**). Il s'agit généralement d'un tri d'objets dans une image ou plusieurs images dans des classes distinctes. Typiquement, l'image est segmentée ou traitée afin d'isoler les différents objets ou formes les uns des autres, et les différents objets ou images sont étiquetés. Une étape d'extraction de caractéristiques (attributs) réduit les données en mesurant certaines propriétés ou caractéristiques des objets ou images étiquetés. Ces attributs sont ensuite transmis à un classifieur qui évalue ces caractéristiques et prend une décision relative à la classe de chaque

objet ou image. La qualité de l'image acquise dépend de la résolution, la sensibilité, la bande passante et du rapport signal sur bruit du système d'imagerie. Un prétraitement tel que le filtrage est souvent nécessaire. Les attributs extraits peuvent être transformés dans un espace de caractéristiques alternative afin de produire de meilleures caractéristiques, avant d'être envoyés au classifieur.

L'objectif visé dans notre cas par la classification est de pouvoir distinguer entre deux classes d'images correspondantes à deux catégories de patients (malade ou sain) dans une série d'images. Cette méthode est basée sur l'apprentissage suivi de la classification. La phase d'apprentissage correspond à l'extraction d'attributs caractéristiques à partir de l'image dans la base d'apprentissage. La classification c'est la phase au cours de laquelle sont utilisés les attributs précédemment extraits afin d'atteindre l'objectif initial.

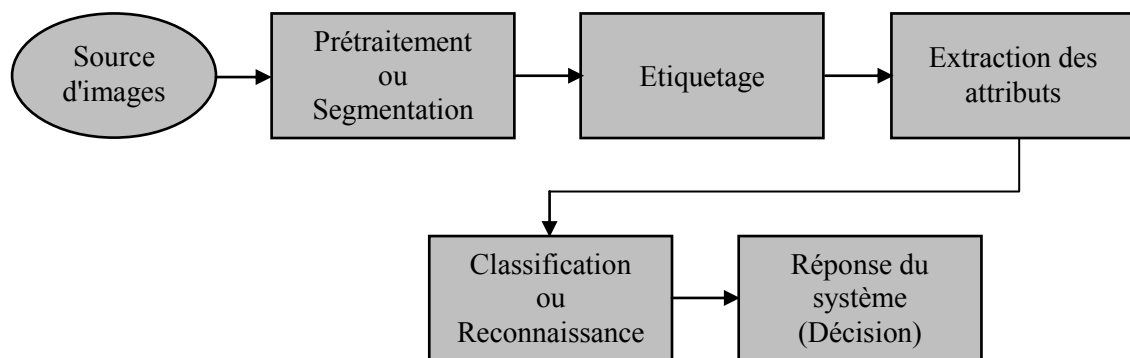


Figure 4.12 Schéma de principe d'un système de diagnostic général.

4.4.1 Classification non supervisée

Cette méthode de classification est aussi appelée "classification automatique", (clustering en anglais) ou encore "regroupement". Aucune information a priori sur la texture n'est connue. On cherche alors à regrouper les différents exemples de textures à traiter en fonction de la valeur de leurs descripteurs de manière à créer des classes homogènes. On suppose qu'on dispose d'un ensemble d'objets que l'on note par $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ caractérisé par un ensemble de descripteurs " D ", l'objectif du regroupement est de trouver les groupes auxquels appartiennent chaque objet " x " qu'on note par $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$. Ce qui revient à déterminer une fonction notée " Y_s " qui associe à chaque élément de X un ou plusieurs éléments de C . Il faut pouvoir affecter une nouvelle observation à une classe. Les observations disponibles ne sont pas initialement identifiées comme appartenant à telle ou

telle population. L'absence d'étiquette de classe est un lourd handicap qui n'est que très partiellement surmontable. Ce procédé nécessite généralement de fixer au préalable le nombre de classes désirées, que ce soit de manière empirique ou automatique [6, 123]. Parmi les méthodes non-supervisées les plus utilisées, citons deux types d'approches : les centres mobiles (k -means) et la classification hiérarchique .

4.4.2 Classification supervisée

Dans cette méthode de classification, on dispose déjà d'exemples dont la classe est connue et étiquetée. Une information sur les données à traiter est disponible et est utilisée pour entraîner le processus de classification, cela constitue la phase d'apprentissage du modèle. Cette information appelée ensemble d'apprentissage est généralement constituée d'un ensemble d'individus {caractéristiques, classe associée}. Dans le cas de la classification de textures, l'ensemble d'apprentissage est constitué d'un ensemble de textures "types". Chaque individu est donc composé du couple (caractéristiques de textures, texture associée). Cet ensemble est alors appris par un algorithme de classification supervisée classique parmi lesquels, on cite : les k -plus proches voisins (k -NN), les réseaux de neurones, les machines à support de vecteurs (SVM), etc. Une fois la phase d'apprentissage réalisée, l'algorithme de classification est alors utilisé afin de déterminer la classification d'un ensemble d'individus tests composé d'un grand nombre d'échantillons. Cette approche de classification de textures supervisée reste un domaine de recherche très actif [6]. Dans notre analyse des radiographies osseuses, on s'intéresse à cette approche pour le diagnostic des maladies osseuses et en particulier l'ostéoporose. Dans ce qui suit, nous allons décrire sommairement les classifieurs les plus couramment utilisés dans ce domaine.

4.4.2.1 Séparateurs à vaste marge (SVM)

Cette méthode de classification de données a été proposée par *Vapnik* en 1995 [151]. Initialement, elle a été définie pour un problème de discrimination à deux classes (cas binaire). De manière simple, il s'agit de construire, dans l'espace des attributs un hyperplan séparant les points représentatifs des prototypes de chacune des deux classes. Cette approche, également appelée méthode des séparateurs à vastes marges, repose sur deux notions clés : la notion de marge maximale et la notion de noyau [131].

La marge est la distance séparant la frontière de séparation (l'hyperplan) et les prototypes les plus proches de cette frontière. Ces prototypes sont appelés vecteurs supports. Dans les SVM, la frontière de séparation est choisie comme étant celle qui maximise la marge (voir la **Figure 4.13**) [131].

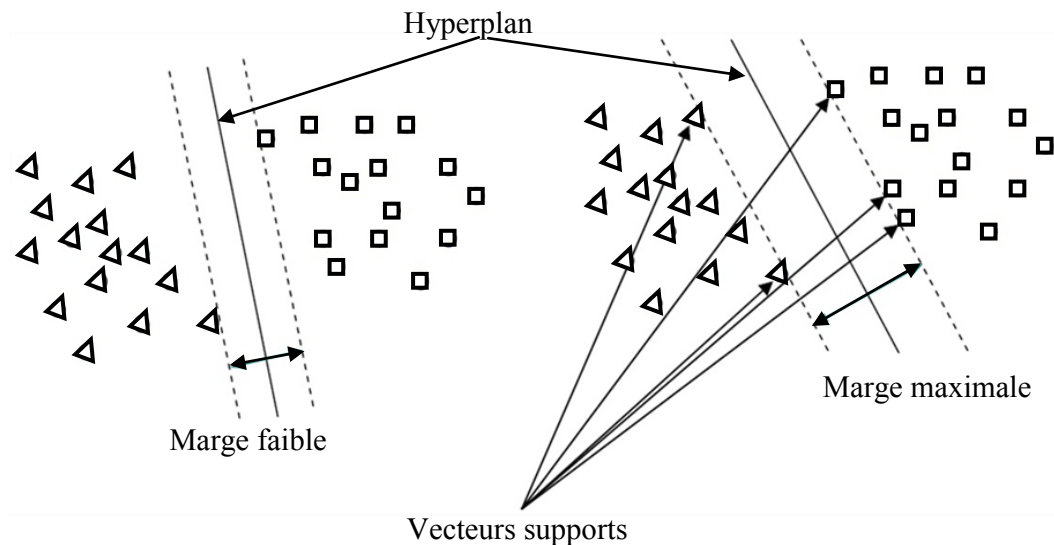


Figure 4.13 Illustration de la marge maximale et les vecteurs supports qui sont lui associés.

Parmi les modèles des SVM, il y a les cas linéairement séparable (**Figure 4.13**) et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simples car ils permettent de trouver facilement le classifieur linéaire. Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparables, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace.

Il s'agit d'une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée via une fonction noyau. En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : Polynomiale, Gaussien, Sigmoidale et Laplacien.

4.4.2.2 *k*-plus proche voisins (k-NN)

L'algorithme des *k* plus proches voisins (noté k-NN) fait partie des méthodes de classification les plus couramment utilisées. Il permet, tout comme les SVM, de traiter des nuages de points non linéairement séparables. Cette approche a l'avantage d'être à la fois simple et efficace. L'algorithme *k*-NN figure parmi les algorithmes simples d'apprentissage artificiel. Dans un contexte de classification d'une nouvelle observation $\mathbf{x}$, l'idée fondatrice est de faire voter les plus proches voisins de cette observation. La classe de $\mathbf{x}$ est déterminée en fonction de la classe majoritaire parmi les *k* plus proches voisins de l'observation $\mathbf{x}$. La méthode *k*-NN est donc une méthode basée sur le voisinage, non-paramétrique ; ceci signifiant que l'algorithme permet de faire une classification sans faire d'hypothèse sur la fonction qui relie la variable dépendante aux variables indépendantes [52].

La méthode 1-NN : La méthode du plus proche voisin est une méthode non paramétrique où une nouvelle observation est classée dans la classe d'appartenance de l'observation de l'échantillon d'apprentissage qui lui est la plus proche, vis-à-vis des covariables utilisées. La détermination de leur similarité est basée sur des mesures de distance. Formellement, soit L l'ensemble de données à disposition ou échantillon d'apprentissage :

$$L = \{(y_i, x_i), i = 1, \dots, n_L\} \quad (4.10)$$

où $y \in \{1, \dots, c\}$ désigne la classe de l'individu "*i*" et le vecteur $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$ représente les variables prédictrices de l'individu "*i*". La détermination du plus proche voisin est basée sur une fonction distance notée $d(.,.)$.

La distance euclidienne ou dissimilarité entre deux individus caractérisés par "*p*" covariables est définie par :

$$d((x_1, x_2, \dots, x_p), (u_1, u_2, \dots, u_p)) = \sqrt{(x_1 - u_1)^2 + (x_2 - u_2)^2 + \dots + (x_p - u_p)^2} \quad (4.11)$$

Ainsi, pour une nouvelle observation $(y, \mathbf{x})$ le plus proche voisin $(y_{(1)}, x_{(1)})$ dans l'échantillon d'apprentissage est déterminé par :

$$d(x, x_{(1)}) = \min_i (d(x, x_{(i)})) \quad (4.12)$$

Alors $\hat{y} = y_{(1)}$, la classe du plus proche voisin, est sélectionnée pour la prédiction de y . Les notations $x_{(j)}$ et $y_{(j)}$ représentent respectivement le $j^{\text{ème}}$ plus proche voisin de x et sa classe d'appartenance. La distance euclidienne est définie comme suit :

$$d(x_i, x_j) = \left[\sum_{s=1}^p (x_{is} - x_{js})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4.13)$$

La méthode k -NN : la méthode des k plus proches voisins est une extension de l'idée précédente, qui est largement et communément utilisée en pratique. La plus proche observation n'est plus la seule observation utilisée pour la classification. Nous utilisons désormais les k plus proches observations. Ainsi la décision est en faveur de la classe majoritairement représentée par les k voisins. Soit k_A le nombre d'observations issues du groupe des plus proches voisins appartenant à la classe A .

$$\sum_{A=1}^c k_A = k \quad (4.14)$$

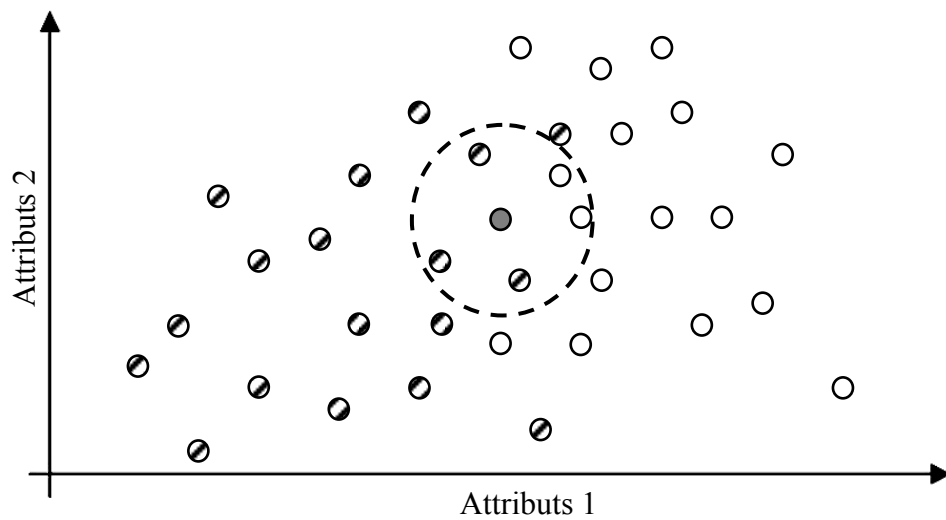
Ainsi une nouvelle observation est prédite dans la classe l avec : $l = \max_A (k_A)$.

Ceci évite que la classe prédite ne soit déterminée seulement à partir d'une seule observation. La mise en œuvre de cette technique ne dépend que du paramètre k : pour $k = 1$, on utilise la méthode du seul plus proche voisin comme technique locale maximale, pour $k = l_n$, nous utilisons la classe majoritaire sur l'ensemble intégral des observations.

Le paramètre k doit être déterminé par l'utilisateur : $k \in N$. En classification binaire, il est utile de choisir k impair pour éviter les votes égalitaires. Le meilleur choix de k dépend du jeu de données. En général, les grandes valeurs de k réduisent l'effet du bruit sur la classification et donc le risque de sur-apprentissage, mais rendent les frontières entre classes moins distinctes. Il convient donc de faire un choix de compromis entre la variabilité associée à une faible valeur de k contre un sur-lissage (i.e gommage des détails) pour une forte valeur de k . Un bon k peut être sélectionné par diverses techniques heuristiques, par exemple, la validation-croisée [62, 129].

La **Figure 4.14** illustre cette méthode avec $k = 5$, pour des points image projetés dans un espace d'attributs de dimension $d = 2$ et pour un nombre de classe $N_C = 2$. Pour classer

l'image test, dont le point représentatif dans le sous espace d'attributs est gris, on cherche tout d'abord les 5 points prototypes les plus proches (au sens de la distance Euclidienne). Ces images sont celles présentes dans le cercle en pointillé centré sur le point représentatif de l'image à classer. Il y a 3 images appartenant à la classe 2 et 2 images appartenant à la classe 1. L'image test est donc assignée à la classe 2.



○ Point prototype appartenant à la classe 1 ● Point prototype appartenant à la classe 2
 ● Point image test

Figure 4.14 Illustration de la méthode des k plus proches voisins (k -NN) avec $k = 5$.

Pour chaque image, on obtient un taux de classification qui est estimé par le rapport entre le plus proches voisins " k_i " de la classe correcte et le nombre total des plus proches voisins k :

$$P(C_i / x) = \frac{k_i}{k} \quad (4.15)$$

$P(C_i/x)$ peut être considéré comme la probabilité a posteriori d'une instance x d'appartenir à la classe C_i selon la règle vote du k -NN. L'intérêt de ce type de classifieur est qu'il ne nécessite pas de réglage des paramètres préalables autres que le nombre des voisins " k ". En outre, l'influence de k sur les performances de classification a été évaluée. Une fois

que $P(C_i/x)$ est obtenue pour chaque image, les courbes caractéristiques opérationnelles du récepteur (ROC) ont été utilisées cette fois ci pour évaluer la performance de chaque méthode avec les différents paramètres. Les patients ostéoporotiques ont été affectés à la classe positive (M^+) et les sujets sains à la classe négative (M^-). Chaque instance a été mappée soit à des étiquettes de classe positives ou négatives en utilisant différents seuils sur $P(C_i/x)$ pour prédire sa classe d'appartenance qui sert à calculer les taux des vrais positifs et de faux positifs.

4.4.2.3 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, fortement inspirés du système nerveux biologique, sont composés d'éléments simples appelés neurones, répartis sous forme de couches [134]. Ces éléments sont connectés entre eux par des liaisons affectées de poids (les synapses). L'apprentissage de ces poids est effectué de sorte qu'à chaque vecteur d'attributs sélectionné $Y^{i,j}$ présenté à l'entrée du réseau, corresponde en sortie la classe C^j à laquelle le prototype $\omega^{i,j}$ correspondant appartient.

La **Figure 4.15** illustre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone reçoit des valeurs provenant des neurones en amont à travers ses connexions synaptiques et traite ces valeurs via une fonction de combinaison. Le résultat de la combinaison est alors transformé par la fonction d'activation afin de produire sa sortie. Cette fonction permet de seuiller le résultat pour obtenir une sortie binaire.

L'interconnexion des neurones, entre eux, forme ce qu'on appelle une couche. Chaque réseaux est constitué de 3 couches, couche d'entrée, couche de sortie et des couches intermédiaires entre l'entrée et la sortie du réseau. Ces dernières sont appelées aussi couches cachées. Le rôle de ces couches est de transformer les données d'entrée pour en extraire ses caractéristiques qui seront par la suite plus facilement classifiées par la couche de sortie. Dans ces réseaux, l'information se propage de couche en couche, parfois à l'intérieur même d'une couche, par l'intermédiaire de connexions pondérées.

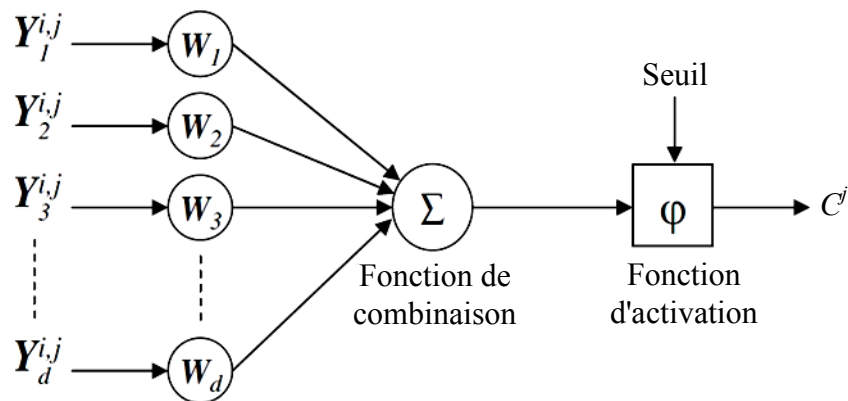


Figure 4.15 Structure d'un neurone artificiel.

Un réseau de neurones opère en deux phases consécutives : une phase de conception et une phase d'utilisation. La première phase consiste à choisir l'architecture du réseau et de ses paramètres à savoir le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chacune de ces couches. Une fois ces choix fixés, il est possible d'entraîner le réseau. Au cours de cette phase (apprentissage), les poids des connexions du réseau et le seuil de chaque neurone seront modifiés pour pouvoir s'adapter aux différentes conditions d'entrée. Une fois l'apprentissage du réseau terminé, le réseau passe à la phase d'utilisation pour réaliser le travail pour lequel il a été conçu.

Le réseau de neurones le plus populaire est le perceptron multicouches (Multi-Layer Perceptron (MLP)). Sa structure est simple, il est constitué de plusieurs couches de neurones (une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées) entièrement connectées entre elles (**Figure 4.16**) [134]. Pour ce type de réseau, la fonction de combinaison renvoie le produit scalaire entre le vecteur des entrées et le vecteur des poids $W = [W_1, \dots, W_d]^T$.

Il existe de nombreux autres types de réseaux de neurones, comme par exemple les réseaux à fonction radiale (Radial Basic Functions (RBF)), qui ont pour architecture celle des MLP et pour fonction d'activation une gaussienne, ou encore les réseaux de Hopfield qui permettent un retour en arrière (feed-back).

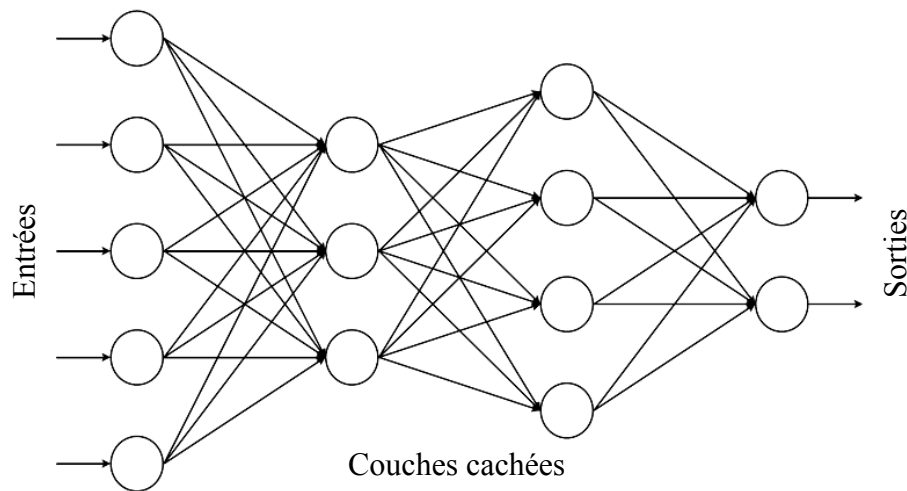


Figure 4.16 Perceptron multicouches.

Pour la classification des textures osseuses, notre choix s'est porté sur le classifieur du k -NN qui ne dépend que du paramètre de voisins utilisés pour la classification.

Dans la section suivante, nous présentons la validation croisée qui est une technique permettant de structurer les itérations nécessaires pour évaluer les performances d'un classifieur.

4.4.3 La validation croisée

La validation croisée est une procédure qui structure les itérations nécessaires à l'évaluation des performances du classifieur. Avant toute chose, il faut déterminer le nombre de réplifications désirées. Typiquement, la validation croisée est effectuée sur dix itérations, on parle alors d'une validation croisée à dix partitions. Dans un premier temps, la base de données doit être séparée en dix partitions disjointes stratifiées d'une taille approximativement égale. À la première itération, les neuf premières partitions sont utilisées pour l'apprentissage du classificateur, et la dernière est utilisée pour les tests. Ensuite, les partitions 2 à 10 sont utilisées pour l'apprentissage et la partition 1 est utilisée pour les tests. À la troisième itération, les partitions 3 à 10 et la partition 1 sont utilisées pour l'apprentissage, et la partition 2 est utilisée pour les tests, ainsi de suite. La **Figure 4.17** présente le principe de la validation croisée sur 10 partitions.

Ainsi, l'algorithme de classification est entraîné dix fois sur autant de segments de données différents et dix tests indépendants sont conduits par la suite. Le nombre de partitions (itérations) peut être modifié pour répondre aux besoins particuliers d'une expérimentation. *Witten et Frank* mentionnent qu'une validation à 5 ou 20 partitions est probablement un choix aussi valide qu'un nombre fixé à 10 [66].

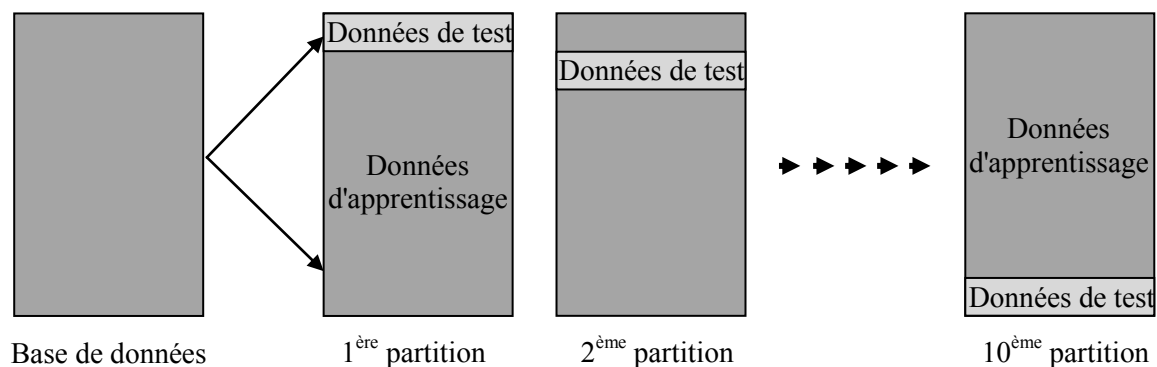


Figure 4.17 Principe de la validation croisée pour $m = 10$.

4.5 Evaluation de la performance de classification

4.5.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics)

Les performances d'un test de laboratoire sont généralement évaluées à l'aide de leur sensibilité, spécificité et valeurs prédictives positives et négatives. Cependant, ces indices ne reflètent qu'imparfaitement la capacité d'un test à distinguer les malades des non malades et ne permettent pas de le classer vis-à-vis des tests préexistants. Le recours à la courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) apparaît comme un outil indispensable qui permet de pallier ces limites.

Initialement développée dans les années 1950 à des fins militaires (exploitations des données Radar), son intérêt dans le domaine médical a été souligné par *Lee Lusted* dès 1960 [97, 98]. Depuis, cet outil statistique a été utilisé notamment dans le domaine pharmaceutique [72], en radiologie [150] et en biologie [56]. La courbe ROC est une représentation graphique de la relation existante entre la sensibilité et la spécificité d'un test, calculée pour toutes les valeurs seuils possibles. C'est une technique utile qui permet, l'organisation des classifieurs et la visualisation de leur performance, elle facilite notre conception de la classification et est donc utile pour la classification (voir la section 4.4) de données et en apprentissage

automatique. Les courbes ROC sont couramment utilisées dans la prise de décision médicale afin d'estimer la valeur seuil optimale d'un test, en tenant compte des données épidémiologiques et médicoéconomiques de la maladie. Dans ce qui suit, nous allons présenter les principes de construction et d'exploitation d'une courbe ROC.

4.5.2 Caractéristiques d'un test

Les caractéristiques d'un test sont de deux ordres : celles relevant exclusivement du test lui-même : ce sont la sensibilité (Se) et la spécificité (Sp), et celles fonction des caractéristiques intrinsèques du test (Se et Sp) et des caractéristiques de la population à qui il est appliqué (prévalence de la maladie dans la population considérée, équation (4.17)) : ce sont les valeurs prédictives positive et négative (VPN et VPP).

4.5.2.1 Sensibilité et spécificité

Considérons un échantillon de sujets extrait au hasard d'une population. Les sujets sont classés en malade (M^+) ou non malade (M^-) à l'aide d'une méthode dite de référence ayant fait la preuve de sa valeur diagnostique. Les vrais positifs (TP) sont les résultats positifs chez les sujets porteurs de la maladie, les faux positifs (FP) sont les résultats positifs chez les sujets indemnes de la maladie. De même, les vrais négatifs (TN) sont les résultats négatifs chez les sujets non malades et les faux négatifs (FN) les résultats négatifs chez les sujets malades. La sensibilité et la spécificité du test sont estimées respectivement par la proportion de vrais positifs chez les malades et la proportion de vrais négatifs chez les non malades :

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} TP + FN = P \\ TN + FP = N \end{cases} \quad (4.16)$$

Il est à noter que différents indices ont été proposés reliant sensibilité et spécificité. Le plus classique est celui de *Youden* ($Se + Sp - 1$) qui vaut 1 quand l'examen est parfait. Plus un test réel approche de cette valeur, meilleur il est [83]. Un autre indice est le rapport de vraisemblance positif (*likelihood ratio* " L "), défini comme étant égal à ($L = Se / (1 - Sp)$). Idéalement infini, il est égal à 1 quand le test n'apporte aucune information.

4.5.2.2 Valeurs prédictives

La probabilité que le sujet soit réellement malade sachant que son test est positif s'appelle la valeur prédictive positive (VPP). D'une manière analogue, la valeur prédictive négative (VPN) correspond à la probabilité que le sujet soit réellement indemne si son test est négatif. Ces deux probabilités peuvent se déduire par les formules suivantes :

$$VPP = \frac{TP}{TP + FP} = \textit{precision} \quad \text{et} \quad VPN = \frac{TN}{TN + FN} \quad (4.17)$$

Le pouvoir prédictif positif est meilleur quand la maladie est fréquente. De façon analogue, le pouvoir prédictif négatif est meilleur si la maladie est rare. $(1 - VPN)$ est appelé taux de fausse alarme et $(1 - VPP)$ le taux de fausse assurance.

On résume les résultats d'un classifieur sur des données de test pour chaque classe dans une matrice dite : matrice de confusion comme le montre la **Figure 4.18**.

		Réponse de l'expert	
		p	n
Réponse du classifieur	Y	True Positives	False Positives
	N	False Negatives	True Negatives
Somme :		P	N

Figure 4.18 Matrice de confusion.

Outre les paramètres évoqués précédemment (Se, Sp, VPP et VPN), il en existe d'autres bien connus et largement utilisés pour évaluer les performances des classifieurs, et qui peuvent être calculés à partir de la matrice de confusion comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} FPR = \frac{FP}{N} = 1 - Sp \\ TPR = \frac{TP}{P} = Se \\ accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \\ F-score = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{Se}} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \end{array} \right. \quad (4.18)$$

accuracy et *F-score* sont souvent employés dans l'évaluation de la qualité de classification. L'*accuracy*, est la probabilité que le test permet de classer correctement les sujets. *F-score*, est une mesure de la précision d'un test. Il considère à la fois la précision et la sensibilité du test pour calculer le score, il peut être interprété comme une moyenne pondérée de la précision et de sensibilité, où un *F-score* $\in [0, 1]$, un classifieur parfait a un *F-score* = 1 par contre un mauvais, a un *F-score* = 0.

4.5.2.3 Effet de la valeur seuil sur les caractéristiques d'un test

Quand un test conduit à des résultats quantitatifs continus, il est nécessaire de définir un seuil (ou valeur seuil) permettant de classer le résultat en normal (TN) ou anormal (TP). Le choix de cette valeur seuil influencera la sensibilité et la spécificité du test et donc ses valeurs prédictives.

Dans le cas hypothétique d'un test parfait, les distributions des résultats du test chez les sujets malades (M^+) et non malades (M^-) ne se superposent pas et la valeur seuil du test est située entre ces deux distributions (**Figure 4.19**). Tous les sujets seront classés correctement à l'aide du test : la sensibilité et la spécificité dans ce cas sont de 100 %.

En pratique, pour la majorité des tests, les distributions des résultats des sujets (M^+) et (M^-) présentent une zone de chevauchement (**Figure 4.20 (a) et (b)**). Tout choix de valeur seuil conduira dès lors à des erreurs de classifications : certains sujets malades (M^+) seront classés non malades (TN), d'autres seront considérés comme malades (TP) alors qu'ils sont (M^-). Une diminution du seuil entraîne une diminution du nombre de faux négatifs (d'où une augmentation de la sensibilité) mais aussi une augmentation du nombre de faux positifs (donc une diminution de la spécificité). Inversement, une augmentation du seuil est accompagnée

d'une diminution des faux positifs (augmentation de la spécificité) et d'une augmentation des faux négatifs (diminution de la sensibilité). Ainsi, sensibilité et spécificité varient inversement.

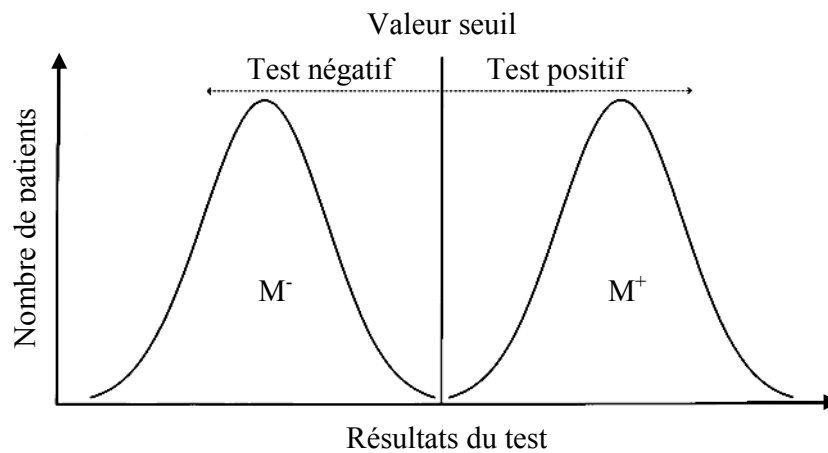


Figure 4.19 Distributions des résultats dans le cas d'un test parfait en fonction du caractère malade ou non des sujets (M^+/M^-). La valeur seuil se situe entre les deux distributions. Tout résultat situé au dessus de cette valeur est considéré comme "positif", tout résultat situé en dessous de cette valeur comme "négatif" [150].

Chaque seuil possède des valeurs de sensibilité et de spécificité qui lui sont propres et qui ne décrivent en aucun cas les performances du test à d'autres valeurs seuils. Ce phénomène doit être pris en compte lors des comparaisons des tests diagnostic et est une des indications de la courbe ROC.

4.5.3 Construction d'une courbe ROC

La courbe ROC est une représentation graphique de la relation existante entre la sensibilité et la spécificité d'un test pour toutes les valeurs seuils possibles. L'ordonnée représente la sensibilité (Se) et l'abscisse correspond à la quantité ($1 - \text{spécificité}$) (**Figure 4.21**). Sa construction nécessite un programme informatique adéquat. Les résultats du test sont classés par ordre décroissant et pour chaque valeur seuil, une matrice de confusion identique à la **Figure 4.18** est réalisée. Le calcul des effectifs TP, FP, TN et FN permet de déduire la sensibilité et la spécificité du test pour chaque valeur obtenue. Les couples $\{1 - \text{spécificité}, \text{sensibilité}\}$ sont alors placés sur la courbe. Leur jonction par des lignes droites conduit à un tracé en marches d'escaliers reliant le coin inférieur gauche du graphique ($Se = 0$ et $Sp = 1$) au coin supérieur droit ($Se = 1$ et $Sp = 0$).

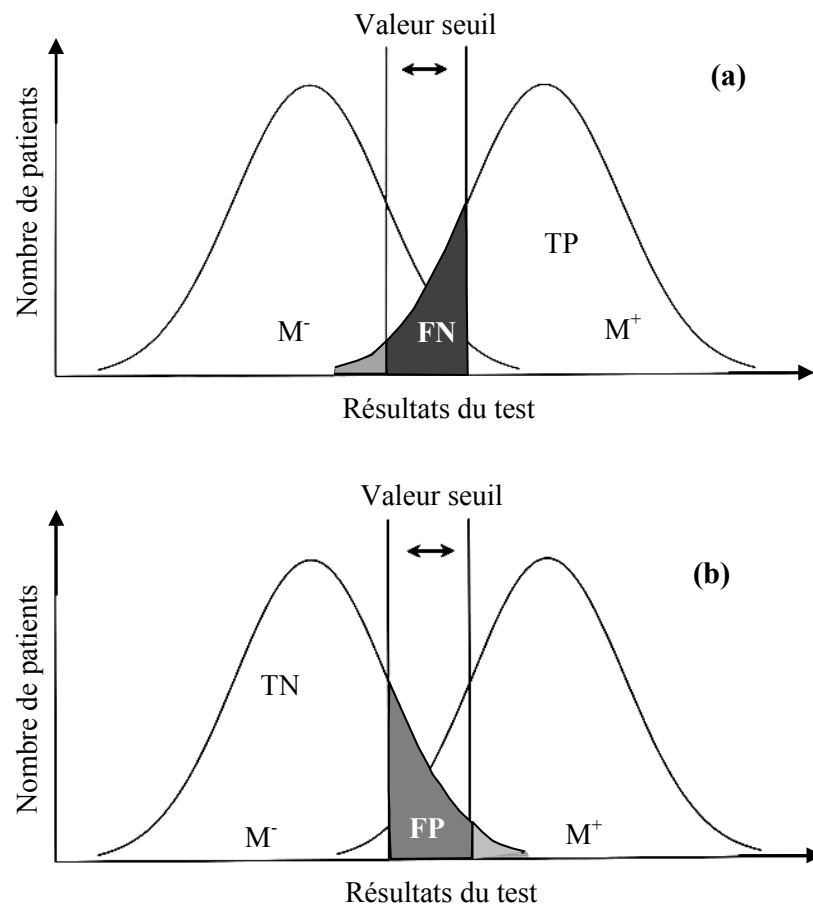


Figure 4.20 Distributions de probabilité des résultats d'un test de diagnostic réel. Les résultats des individus malades et non-malades présentent des chevauchements. La variation de la valeur seuil influencera à la fois la sensibilité et la spécificité. Influence de la valeur seuil sur la sensibilité (a). Influence de la valeur seuil sur la spécificité (b) [150].

Pour chaque valeur seuil, l'inclusion d'un vrai positif (TP) accroît la sensibilité du test. Graphiquement, la jonction du nouveau point avec le point précédemment obtenu est une ligne verticale. À l'inverse, l'inclusion d'un faux positif (FP), à l'origine d'une diminution de la spécificité (Sp), produit une ligne horizontale. En cas d'inclusion simultanée d'un vrai positif et d'un faux positif, la sensibilité et la spécificité du test varient conjointement. La résultante au niveau de la courbe ROC est une diagonale c'est-à-dire la combinaison d'une ligne verticale et d'une ligne horizontale. Il est en effet impossible de déterminer le trajet exact de la courbe. Cet algorithme est présenté dans [41]. Un exemple de construction d'une courbe ROC est donné à l'**Annexe A**.

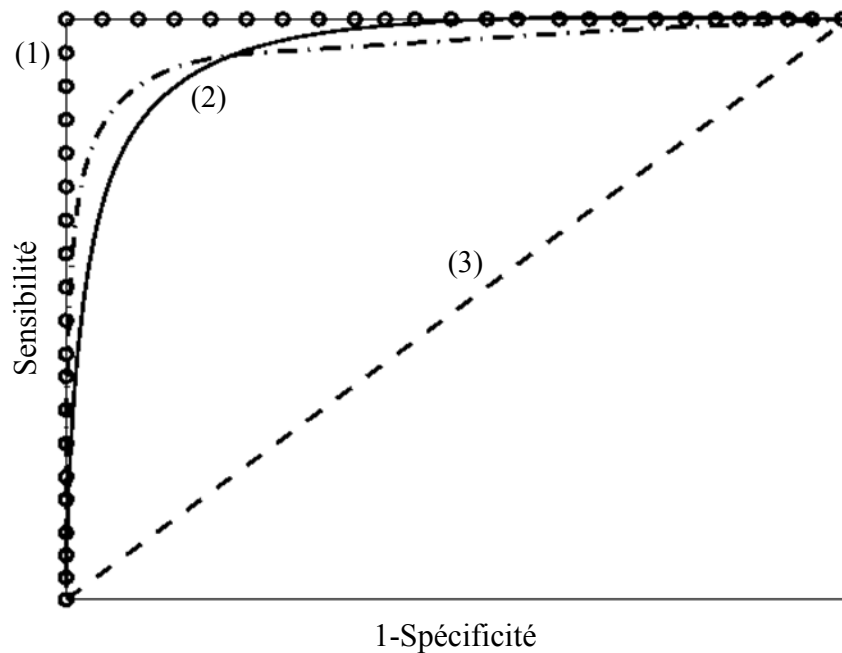


Figure 4.21 Exemples de courbes ROC pour: un test diagnostique parfait (trait en boules) (1), des tests diagnostiques très informatifs (trait continu et trait mixte fin) (2) et un test diagnostique d'apport nul ne produisant aucune discrimination entre les individus (trait interrompu) (3), cité dans [27].

4.5.4 Mesure de la performance d'un test

Afin d'obtenir une évaluation quantitative de la performance de classification, à partir de la courbe ROC, on utilise l'aire sous cette courbe notée généralement AUC (Area Under Curve) [32, 101, 150]. Etant donné que l'aire sous la courbe est une portion de l'aire d'un carré unitaire, sa valeur est toujours entre 0 et 1. Plus la valeur de l'AUC est proche de 1, plus le résultat de classification est meilleur. Dans le cas idéal, l'aire sous la courbe ROC est égale à 1 (**Figure 4.21 (1)**) alors que dans le cas d'un système défaillant, l'aire est égale à 0,5 (**Figure 4.21 (3)**). Les courbes à trait mixte fin et à trait continu (**Figure 4.21 (2)**) ont presque la même valeur de l'AUC qui est plutôt proche de 1 que de 0.5. Ces courbes représentent donc de bons résultats de classification. Sachant que la courbe ROC d'un bon classifieur grimpe rapidement vers le coin supérieur gauche, on peut conclure que la courbe en trait mixte fin donne un meilleur résultat de classification que la courbe en trait continu même s'ils présentent la même AUC. D'une manière plus précise, la signification de l'aire sous la courbe ROC est évaluée de la façon suivante :

- Si $AUC = 0.5$: le résultat du diagnostic est d'apport nul.

- Si $0.5 < AUC < 0.7$: le résultat est peu informatif.
- Si $0.7 < AUC < 0.9$: le résultat est informatif.
- Si $0.9 < AUC < 1$: le résultat est très informatif.
- Si $AUC = 1$: le résultat est parfait.

Bien que la plus part des auteurs utilisent l'AUC comme un critère unique d'évaluation de la performance de la méthode de classification, d'autres critères statistiques issus de l'analyse des courbes ROC peuvent être utilisés (équation (4.18)).

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté dans un premier temps les modalités d'acquisition des données radiographiques, ainsi que le protocole d'extraction des régions d'intérêt nécessaires à notre analyse. Dans un deuxième temps, nous avons réalisé une revue synthétique des différentes approches de prétraitement des radiographies dans le cadre du diagnostic médicale. Nous avons ensuite décrit la démarche que nous proposons pour l'extraction des différents attributs de textures osseuses et qui seront utilisés dans la phase de classification. Les concepts de la classification ainsi que les méthodes couramment employées pour la classification des textures ont été présentés d'une manière synthétique.

Finalement, nous avons décrit les statistiques issues des courbes ROC pour l'évaluation quantitative des différentes méthodes de caractérisation en diagnostic médicale.

Le chapitre suivant décrit les résultats obtenus dans le cadre d'une étude clinique sur deux populations composées de sujets sains et de patients atteints d'ostéoporose.

Chapitre 5

Etudes cliniques

5.1 Introduction

Dans le **Chapitre 3**, nous avons présenté la technique dite motifs binaires locaux (Local Binary Pattern, (LBP)) largement utilisée en caractérisation des images texturées, ainsi que ces variantes les plus populaires en analyse de textures. Nous avons mis en œuvre une nouvelle variante plus adaptée à l'analyse des signaux monodimensionnels et en particulier ceux engendrés par la projection des textures osseuses. Cette dernière est appelée : motifs binaires locaux unidimensionnelle (LBP 1D).

Dans ce chapitre, nous allons tester cette nouvelle approche sur des images de radiographies du calcanéum humain afin de mettre en évidence sa pertinence et son efficacité pour le diagnostic des maladies osseuses et en particulier l'ostéoporose. Notre approche est comparée avec celle initialement proposée par *Ojala* en 1996 [118], en terme de pouvoir discriminant entre deux populations composées de patients ostéoporotiques et de sujets sains.

Pour tester les différentes approches, nous utilisons la méthode de classification supervisée, k -plus proches voisins (k -NN), présentée dans le chapitre précédent. L'évaluation et la comparaison sont effectuées en utilisant les courbes sensibilité/spécificité (courbes ROC) et ses statistiques dérivées présentées également dans le chapitre précédent.

5.2 Partie expérimentale

5.2.1 Images radiographiques et texture osseuse

Les radiographies de calcanéum humain révèlent des images texturées contrastées et fortement anisotropes. Un échantillon d'images représentatives est présenté dans la **Figure 5.1**. Il s'agit de projections de la microarchitecture tridimensionnelle osseuse. Ces images contiennent donc des informations relatives au réseau trabéculaire osseux. Notre idée consiste

à utiliser des techniques d'analyse de texture pour distinguer deux populations composées de patients ostéoporotiques et de sujets témoins.

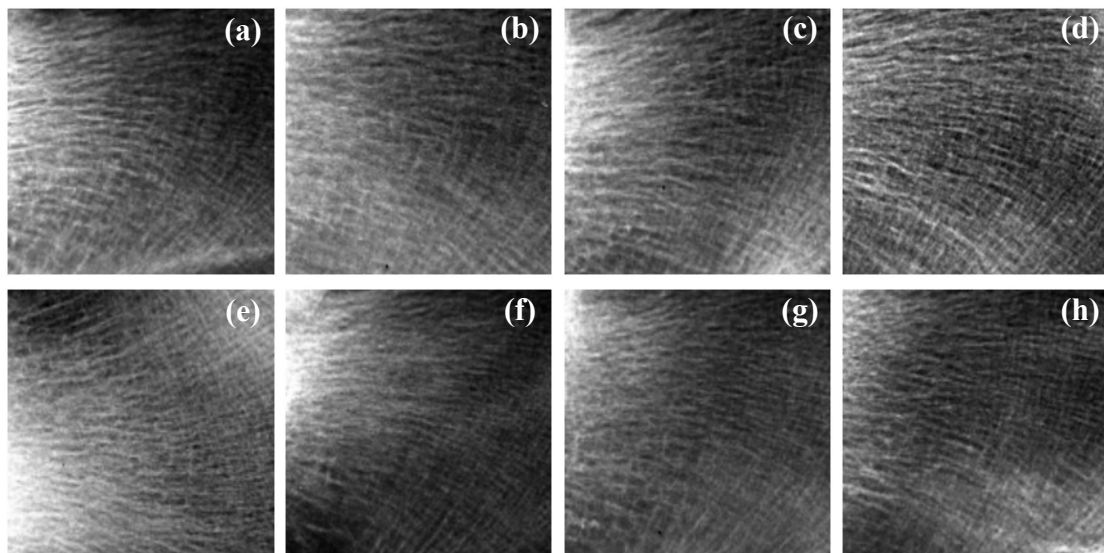


Figure 5.1 Images extraites de la base de texture osseuse. Patients ostéoporotiques, images de (a) à (d). Sujets sains, images de (e) à (h).

Notre choix de travailler sur le calcanéum pour la caractérisation de l'ostéoporose est justifiée par plusieurs raisons. C'est un site osseux entouré de très peu de parties molles. Le calcanéum est constitué d'environ 90% d'os trabéculaire et le positionnement du talon pour les radiographies est reproductible. La zone trabéculaire extraite (ROI) est assez vaste ($2,7 \times 2,7 \text{ cm}^2$). De plus, l'existence de repères anatomiques permet d'automatiser l'extraction de la région d'intérêt (ROI) et garantit la reproductibilité de la ROI (**Figure 5.2**). Enfin, plusieurs études ont montrées l'intérêt d'utiliser le calcanéum pour caractériser l'os trabéculaire [11, 12, 21, 25, 68, 89, 110, 130, 136].

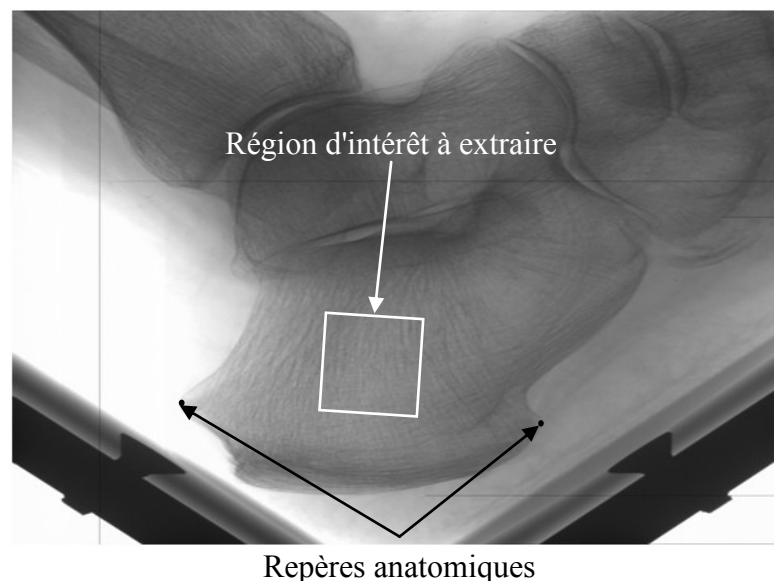


Figure 5.2 Radiographie du calcanéum. La région d'intérêt à extraire (carré blanc) et les repères anatomiques (points en noir).

5.3 Caractérisation et classification des textures osseuses

Dans cette section, nous allons présenter les différentes approches proposées pour caractériser et classer les textures osseuses à notre disposition. Deux expériences sont proposées.

5.3.1 Première expérience

Dans cette expérience, l'analyse est effectuée selon deux orientations principales $\theta = 0^\circ$ et pour $\theta = 90^\circ$. Nous utilisons donc, notre nouveau descripteur présenté dans le chapitre 3 (*IDLBP*, (voir la section 3.6) pour caractériser les images de radiographies osseuses [63, 64]. Les radiographies du calcanéum ont été réalisées via un protocole standardisé (**Figure 4.4**). Nous avons utilisé un appareil de routine clinique et défini un protocole d'acquisition unique pour tous les sujets (témoins et ostéoporotiques). Il s'agit du BMATM, D3A, Medical System. Cet appareil est composé d'un tube de tungstène et d'un filtre en aluminium d'épaisseur de 1 mm. La tension du tube a été fixée à 36 kV et l'ampérage à 18 mA, avec un temps d'exposition de 0,08 s. La distance source-calcanéum a été réglée à 1 m, et le calcanéum a été mis en contact avec le capteur, afin d'éviter au maximum les problèmes de flou.

Notre technique a été testée sur une population composée de 109 femmes fournies par le personnel médical de l'hôpital d'Orléans. Parmi ces sujets, il y avait 39 patients avec des fractures ostéoporotiques (OP) (fracture vertébrale) et 70 témoins (CC : Control Cases). Comme l'âge a une influence sur la densité osseuse, les cas OP ont été appariés pour l'âge avec les cas CC.

Les techniques *LBP* classique et *IDLBP* que nous avons introduite, ont été utilisées afin d'évaluer leur efficacité pour la caractérisation de l'anisotropie de nos textures osseuses et notamment pour la détection des changements de la microarchitecture trabéculaire.

Pour réaliser notre traitement, la base d'images a été partitionnée en deux groupes. Le premier groupe contient les 2/3 d'images de la base pour la phase d'apprentissage et l'autre groupe contient le 1/3 restant pour la phase de test. La **Figure 5.3** illustre les différentes étapes de notre approche.

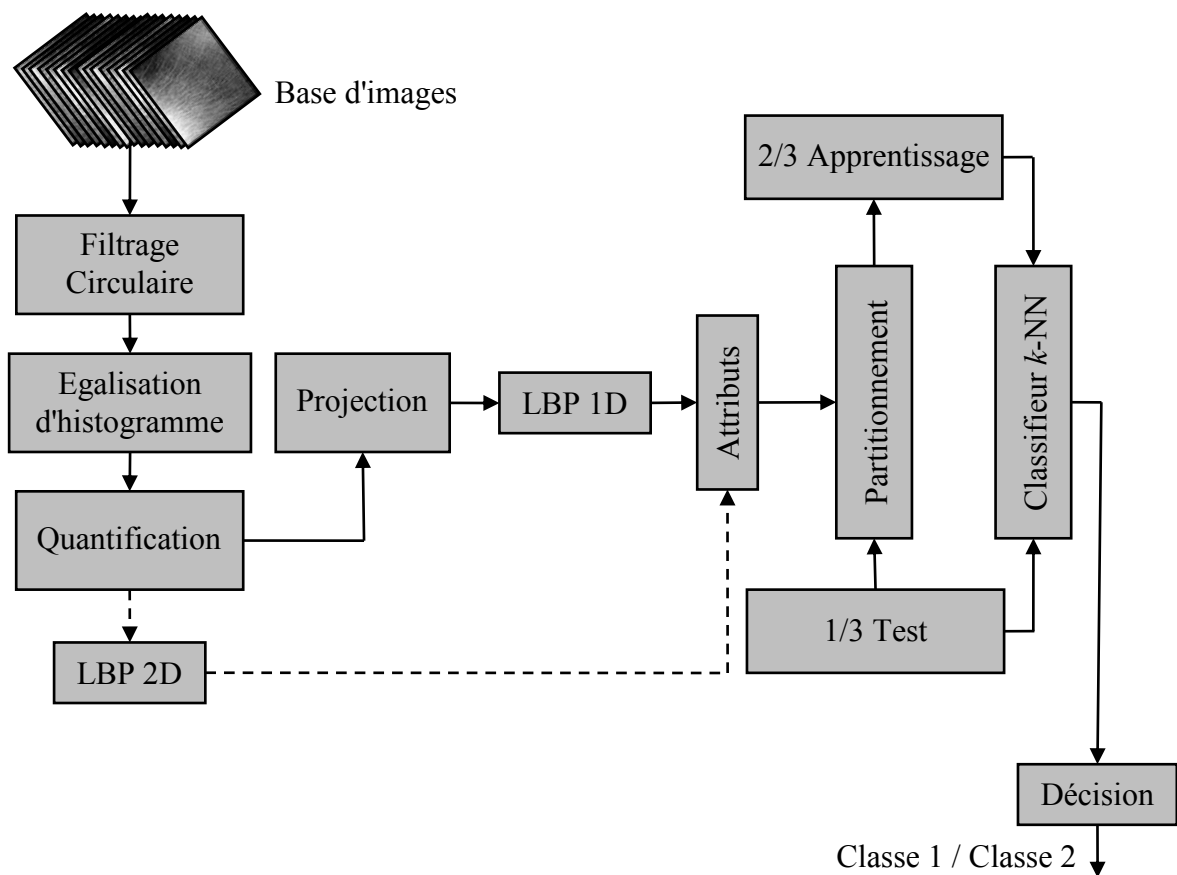


Figure 5.3 Schéma illustrant les différentes étapes de la première expérience.

Le classifieur des k -plus proches voisins (k -NN) est utilisé pour mesurer la performance de la méthode proposée. Seul le nombre des voisins " k " doit être défini. Afin d'évaluer les performances des différentes méthodes en terme de taux de classification, nous avons donc fait varier le paramètre " k " de 1 à 20 par pas de 1.

Pour comparer les histogrammes issus des différentes images, nous avons utilisé la distance Euclidienne. Le descripteur *LBP* classique a été appliqué sur les images brutes ainsi que sur les images prétraitées. Les **Figure 5.4 (a) et (b)** montrent en pourcentage les taux de classification obtenus, en rouge pour les OP, en vert pour les CC et en bleu de manière globale (CC et OP). On voit que notre méthode de prétraitement permet d'améliorer le taux de classification, notamment pour $k = 11$ et 13. En ce qui concerne les résultats obtenus avec le nouveau descripteur *IDLBP*, les taux de classification sont meilleurs qu'avec la méthode classique, notamment pour la direction horizontale (**Figure 5.4 (d)**).

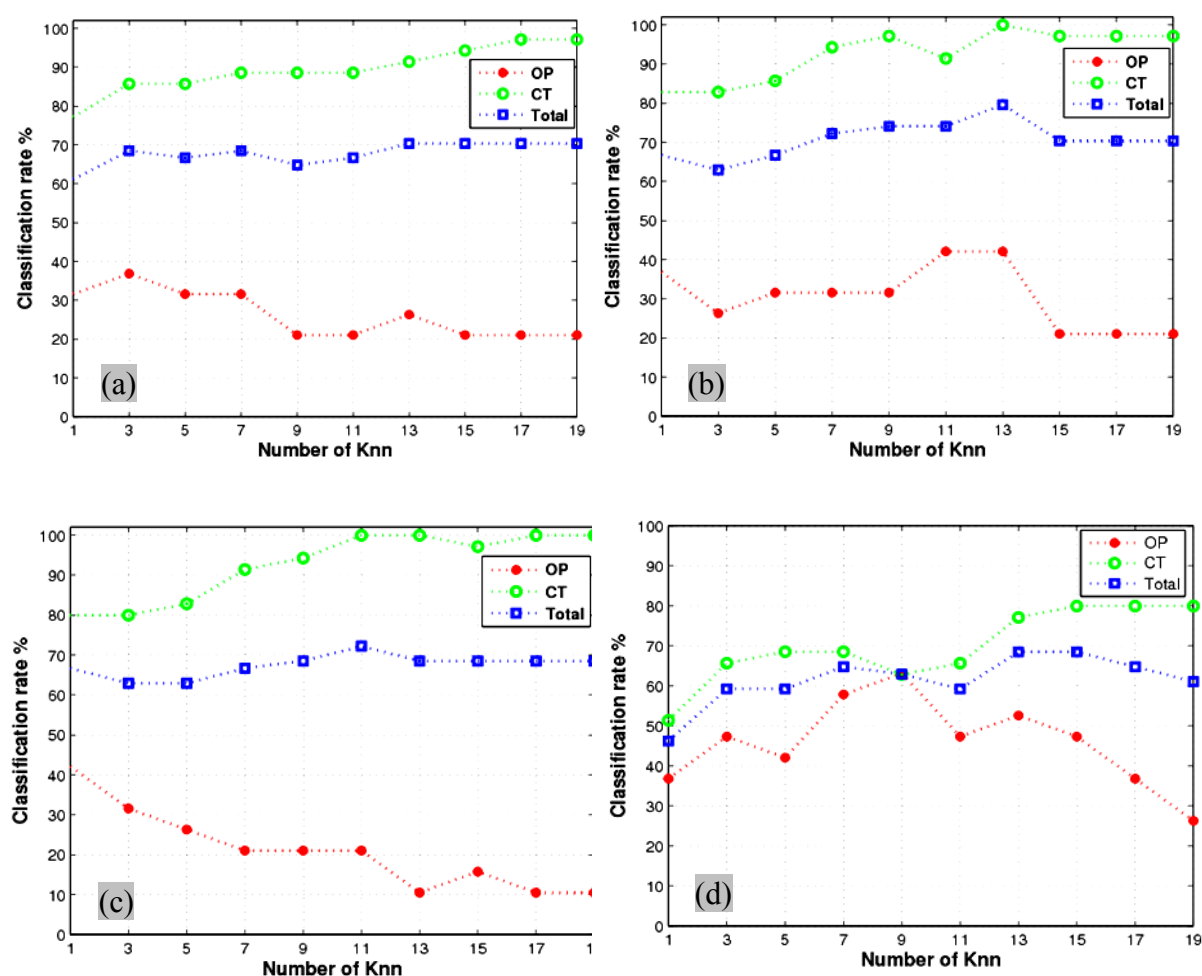


Figure 5.4 Taux de classification obtenus avec la méthode *LBP* classique appliquée sur les images brutes (a), sur les images prétraitées (b) et pour notre méthode *IDLBP* appliquée sur les images projetés dans la direction verticale (c) et dans la direction horizontale (d).

Ces résultats montrent qu'un prétraitement est nécessaire pour mieux caractériser les textures osseuses à des fins de classification.

5.3.2 Deuxième expérience

Dans cette expérience nous avons utilisé notre technique *IDLBP* pour caractériser et classifier des textures osseuses en procédant à une analyse orientée [63]. Comme lors de la première expérience, nous avons comparé les performances de notre technique (*IDLBP*) à la méthode classique (*LBP*). Pour ce faire, l'Institut de Prévention et de Recherche sur l'ostéoporose (IPROS) a mis à notre disposition une nouvelle base d'images composée de 80 femmes. Parmi ces sujets, il y avait 39 patientes avec des fractures ostéoporotiques (fractures

vertébrales) (OP) et 41 sujets sains (CC). Les acquisitions ont été réalisées selon le protocole standardisé détaillé dans la section §4.2.5 . Les textures obtenues (ROI) ont une taille de 256 x 256 pixels avec 256 niveaux de gris comme le montre la **Figure 5.5**.

Les techniques *IDLBP* et *LBP* classique ont été comparées sur cette base d'images afin de caractériser l'anisotropie de la microarchitecture trabéculaire. Pour ce faire, le classifieur des k -plus proches voisins (k -NN) a été utilisé avec la procédure de validation croisée.

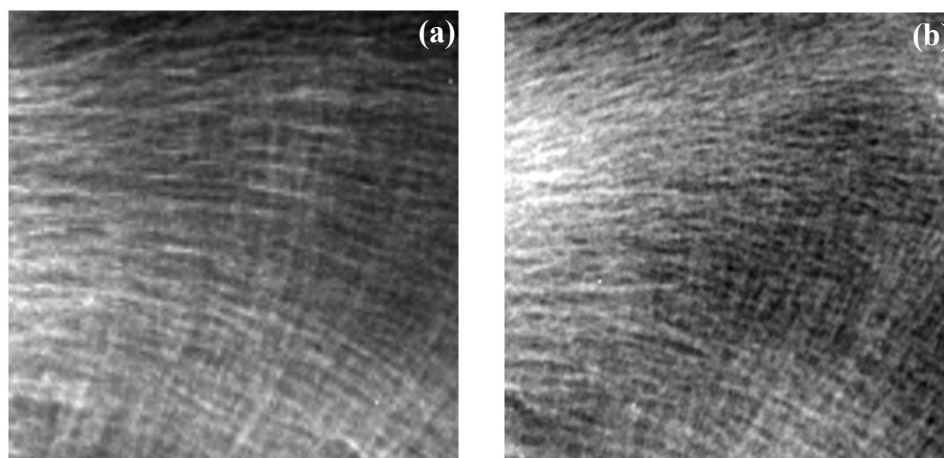


Figure 5.5 Deux images extraites de la nouvelle base de texture osseuse (39 - 41). (a) pour un patient sain et (b) pour un sujet ostéoporotique.

La base de données a été partitionnée en dix sous-ensembles de taille égale (8 images par sous ensemble) choisis aléatoirement. Chaque sous-ensemble est utilisé comme ensemble de test, le reste des sous ensembles est utilisé pour l'apprentissage. La **Figure 5.6** illustre le schéma synoptique de notre approche. La distance euclidienne a été utilisée pour mesurer la similitude entre les histogrammes des images.

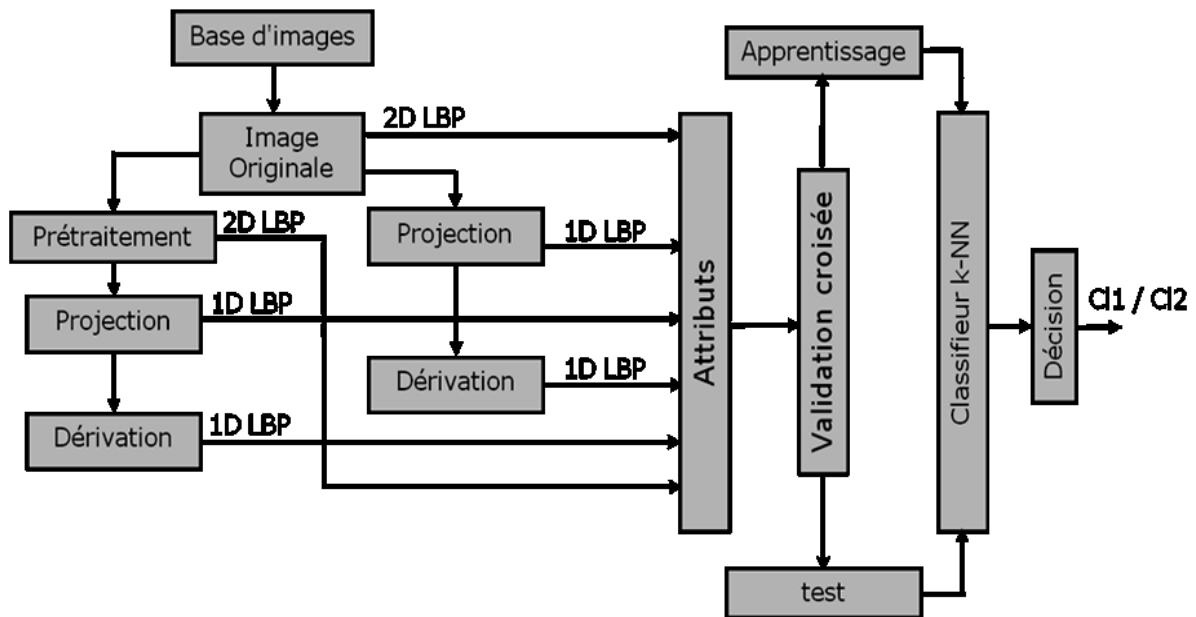


Figure 5.6 Schéma illustrant les différentes étapes de la deuxième expérience.

Nous avons donc comparé les méthodes *LBP* et *IDLBP* sur les images originales et prétraitées. Les images brutes et prétraitées ont également été projetées et dérivées pour analyse par le descripteur *IDLBP*. La taille de la fenêtre d'analyse, W pour la méthode *IDLBP* a été fixée à 9. Par conséquent, $m = 8$ (nombre d'éléments voisins), ce qui correspond à 256 barres dans l'histogramme *IDLBP*.

Les **Figure 5.7 (a)** et **(b)** donnent les courbes ROC avec l'aire sous la courbe (AUC) pour les orientations 0° et 90° . Le paramètre k du classifieur a été fixé à 7.

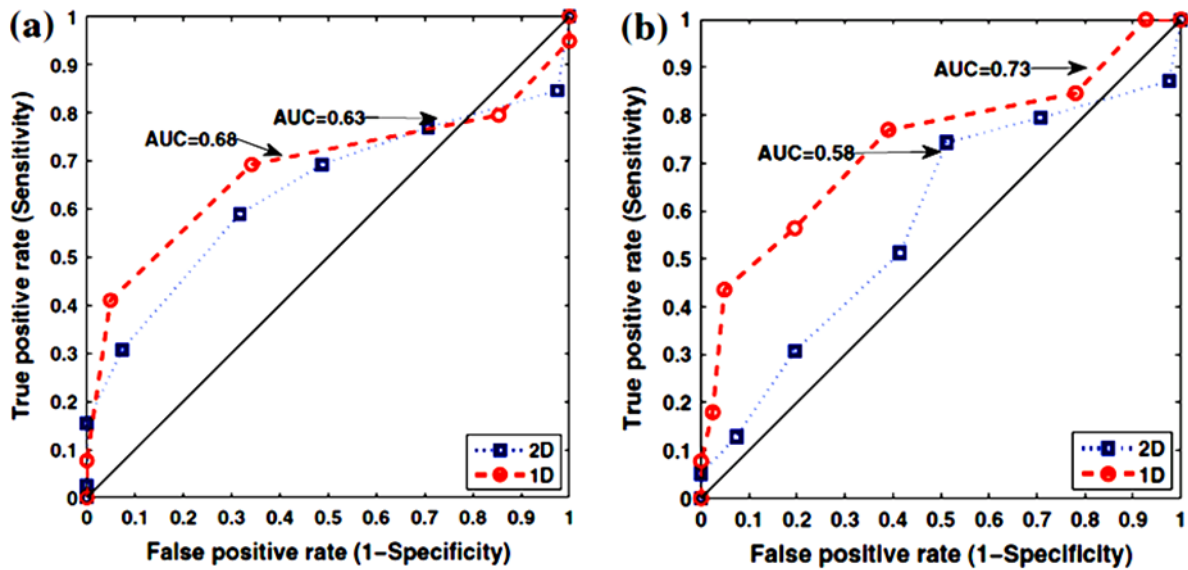


Figure 5.7 Deux courbes ROC pour deux orientations différentes 0° et 90° obtenues sur des images brutes. k -NN étant égal à 7. $\theta = 0^\circ$ (a) et $\theta = 90^\circ$ (b). Courbes ROC pour *IDLBP* en rouge et en bleu pour *LBP* classique.

Ces courbes montrent que le descripteur *IDLBP* est sensiblement meilleur que la technique *LBP* pour l'identification des patients OP et des témoins CC. Néanmoins, nos deux techniques ont été appliquées sur les données brutes et leurs projetées avec un jeu de paramètres fixe. Il est donc nécessaire, d'étudier l'effet de certaines grandeurs telles que le nombre de voisins k du classifieur k -NN, le niveau de quantification Q , l'angle d'analyse θ et la taille de la fenêtre d'analyse W . Ce travail fait l'objet de la section suivante.

5.3.2.1 Effet du nombre de voisins k du classifieur k -NN

Dans cette section, nous étudions l'influence du paramètre k du classifieur k -NN sur les performances de classification. Nous avons donc fait varier le paramètre k de 1 à 13 par pas de 2 afin de garder un nombre de voisins impair. Seuls les résultats de la projection horizontale ont été considérés pour la comparaison. Le niveau de quantification a été fixé à 16 niveaux de gris ($Q = 16$).

La **Figure 5.8** présente l'aire sous les courbes ROC (AUC) obtenues en fonction du nombre de voisins k . Les résultats présentés sur cette figure concernent les images originales et prétraitées ainsi que leurs projetés et dérivées (données décrites dans la **Figure 5.6**).

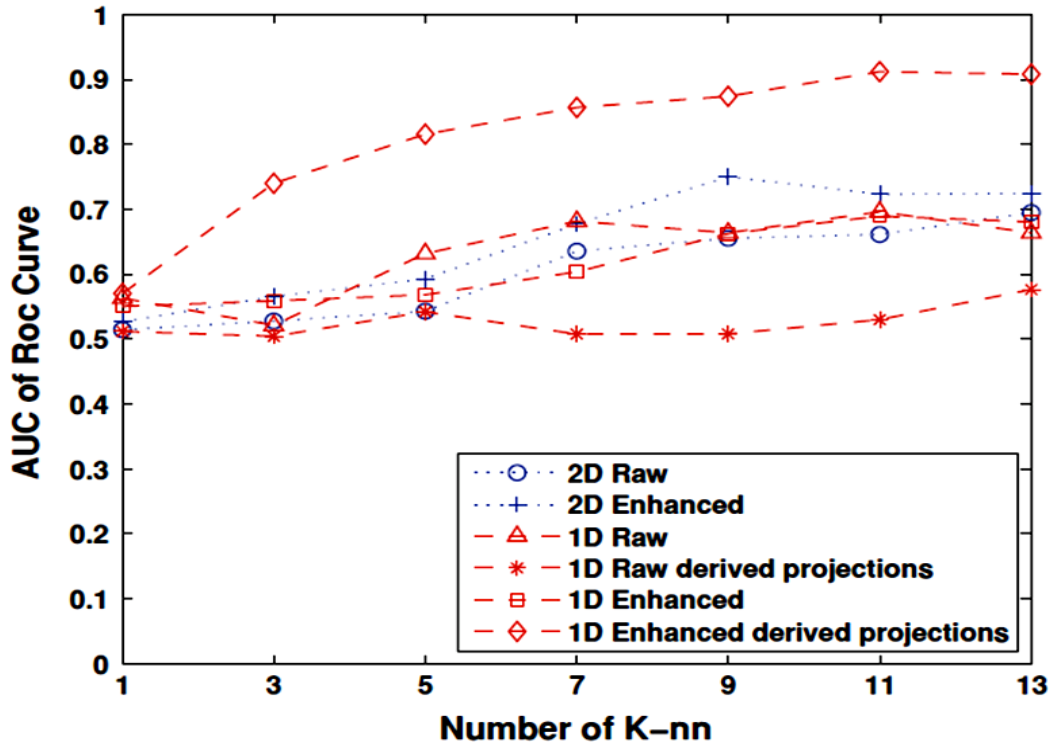


Figure 5.8 Valeurs de l'air sous la courbe ROC (AUC) en fonction de k (k -NN). AUC pour *1DLBP* en rouge et en bleu pour *LBP* classique.

On remarque que sans la chaîne de prétraitement des données osseuses, les résultats obtenus avec les deux descripteurs sont quasi-identiques. Un prétraitement partiel des données (projection et dérivation sans quantification) ne permet pas d'améliorer les scores obtenus. En revanche, une quantification des données sur 16 niveaux de gris suivie d'une projection et enfin d'une dérivation permettent d'améliorer le taux de classification. La meilleure performance a été obtenue pour $k = 11$, mais $k = 7$ semble être un bon compromis pour traiter plus rapidement ce type de textures. Pour cette raison, nous retenons ces deux valeurs pour étudier les effets des autres paramètres. Tout d'abord, nous allons étudier l'effet du niveau de quantification, Q . Ensuite, nous analyserons les effets de l'angle d'analyse, θ sur la caractérisation de la microarchitecture osseuse.

5.3.2.2 Effet du niveau de quantification (Q)

Dans cette section, nous étudions l'effet du niveau de quantification, Q sur le taux de classification des textures osseuses. Comme présenté dans la section précédente, les meilleurs résultats sont obtenus avec le prétraitement (filtrage, quantification, projection et dérivation)

des données. Pour cette raison, pour la suite, nous utilisons uniquement les données prétraitées et projetées dans la direction horizontale ($\theta = 0^\circ$) pour étudier les effets des autres paramètres. Le paramètre k du classifieur k -NN, lui est fixé à 7 et 11.

L'examen des **Figure 5.9 (a) et (b)** qui présente les taux de classification donnés par l'aire sous les courbes ROC, montre que les résultats obtenus avec la méthode LBP classique et le descripteur *IDLBP* sont sensiblement identiques, excepté pour le niveau de quantification $Q = 16$ niveaux de gris. En utilisant uniquement 16 niveaux de gris, les taux de classification sont améliorés pour atteindre avec le descripteur *IDLBP* 88 % et 91%, pour $k = 7$ et 11, respectivement. On peut également noter des améliorations légères pour 8 niveaux de gris.

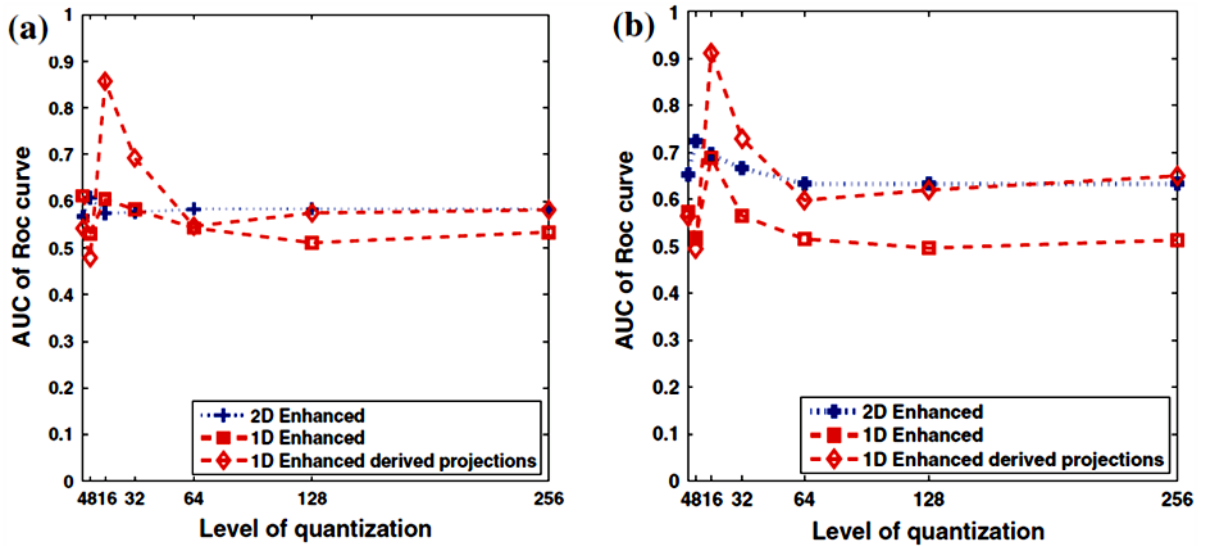


Figure 5.9 Valeurs de l'aire sous la courbe ROC (AUC) en fonction du niveau de quantification, avec $k = 7$ (a), avec $k = 11$ (b). Valeurs AUC pour *IDLBP* en rouge et en bleu pour *LBP* classique.

16 niveaux de gris sont donc mieux adaptés pour notre application. Cela peut s'expliquer en partie par une redondance d'information ou présence de bruit de capteurs dans les images d'origine. Comme on peut le voir sur la **Figure 4.8**, les formes des projetés des travées sont beaucoup plus accentuées sur les images prétraitées. Avec 256 niveaux de gris, les images brutes sont plus agitées et présentent des petites variations auxquelles les descripteurs type *LBP* sont moins sensibles. Dans l'intervalle de niveaux de gris [64, 256], les performances de classification sont stables pour les techniques comparées.

En conclusion, une quantification sur moins de niveaux de gris permet une meilleure classification. Nous retenons donc 16 niveaux de gris pour la suite de l'étude.

Pour la suite, avec $k = 7$ et 11 et $Q = 16$, nous allons étudier l'effet de l'angle d'analyse, θ .

5.3.2.3 Effet de l'angle d'analyse (θ)

Pour étudier l'effet de l'angle d'analyse sur les résultats de classification avec les techniques *LBP* et *IDLBP*, nous avons appliqué une matrice de rotation d'un angle θ aux images brutes et prétraitées. A chaque orientation, une région d'intérêt a été extraite comme illustré sur la **Figure 5.10**. En raison des problèmes de discrétisation de la grille d'échantillonnage, nous avons utilisé uniquement les angles multiples de 45° .

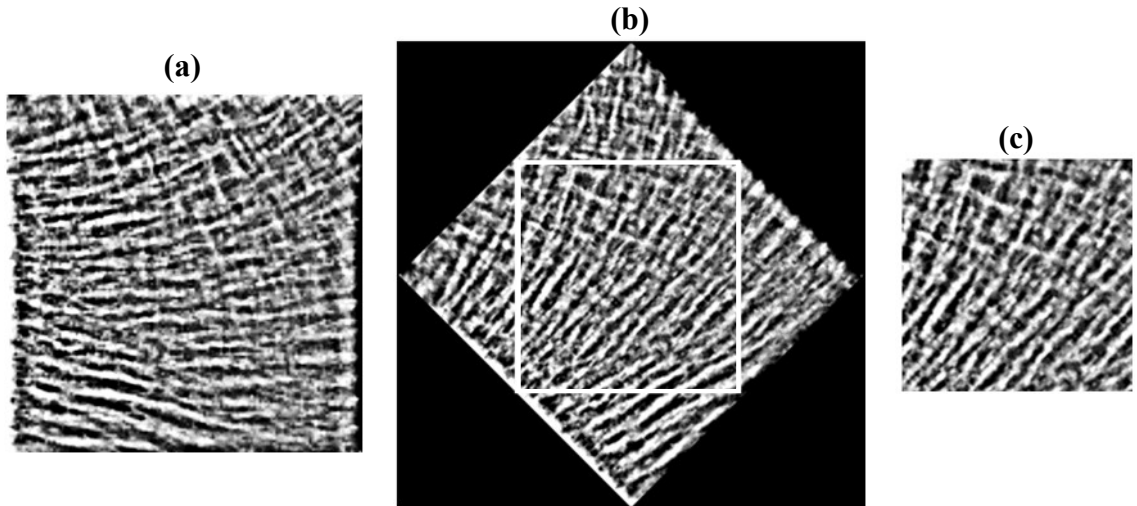


Figure 5.10 Illustration de l'approche d'analyse orientée. Radiographie de l'os trabéculaire prétraitée (a). Image tournée en sens antihoraire à 45° avec sélection de la région d'intérêt ROI (b). ROI Extraite (c).

Pour appliquer la technique *LBPID* les ROI extraites suivant les orientations θ ont été projetées horizontalement (0°). Le formalisme mathématique utilisé ici a été présenté dans le chapitre 4 (équations (4.7) et (4.8)). Quatre orientations ont été choisies, θ (0° , 45° , 90° et 135°). La **Figure 5.11** présente les performances de la méthode classique *LBP* et du descripteur *IDLBP* pour ces différentes orientations.

Les meilleurs taux de classification pour le descripteur *IDLBP* sont obtenus pour $\theta = 0^\circ$. Pour les données uniquement prétraitées, projetées et non dérivées, le descripteur

IDLBP donne de meilleurs scores pour la direction 45° . On peut noter que les performances de classification varient en fonction de l'angle d'analyse, preuve que la texture osseuse est anisotrope. D'où l'intérêt d'étudier l'effet de l'angle d'analyse.

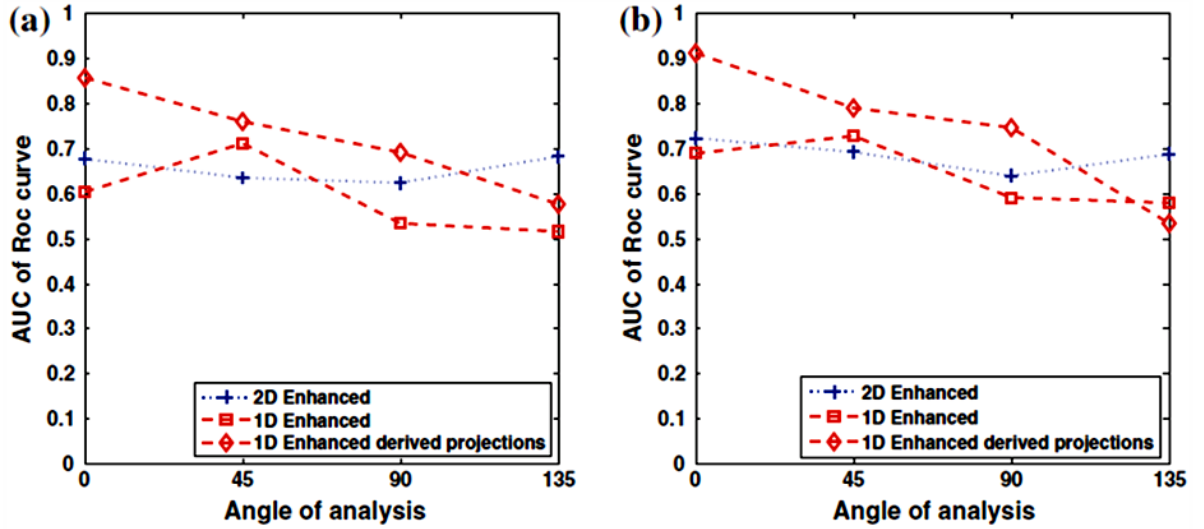


Figure 5.11 Valeurs de l'air sous la courbe ROC (AUC) en fonction de l'angle d'analyse avec $k = 7$ (a) et $k = 11$ (b). Valeurs AUC pour *IDLBP* en rouge et en bleu pour *LBP* classique.

5.3.2.4 Synthèse des résultats

Les Figures **Figure 5.12** et **Figure 5.13** présentent les courbes ROC pour différentes orientations. Le *IDLBP* est appliqué aux images prétraitées, quantifiées sur 16 niveaux de gris ($Q = 16$), projetées et dérivées, pour un nombre de voisins k -NN, $k = 7$ et $k = 11$ et pour différentes orientations θ (0° , 45° , 90° et 135°). Ces résultats montrent que les scores de classification sont améliorés grâce au descripteur *IDLBP*. Le meilleur taux de classification étant obtenu pour l'angle $\theta = 0^\circ$.

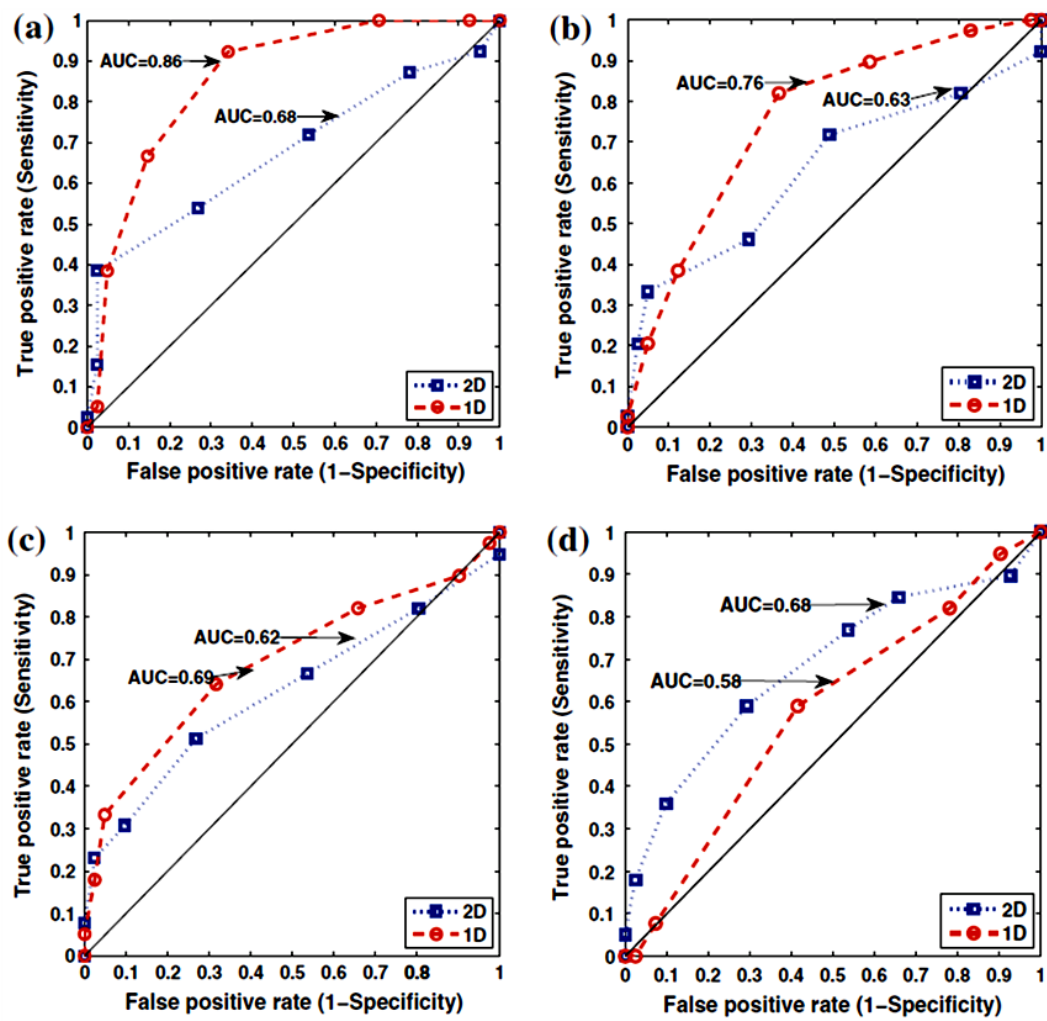


Figure 5.12 Courbes ROC obtenues avec $k = 7$ (k -NN) pour différentes orientations. $\theta = 0^\circ$ (a), $\theta = 45^\circ$ (b), $\theta = 90^\circ$ (c) et $\theta = 135^\circ$ (d). Pour *IDLBP* en rouge et pour le *LBP* classique en bleu.

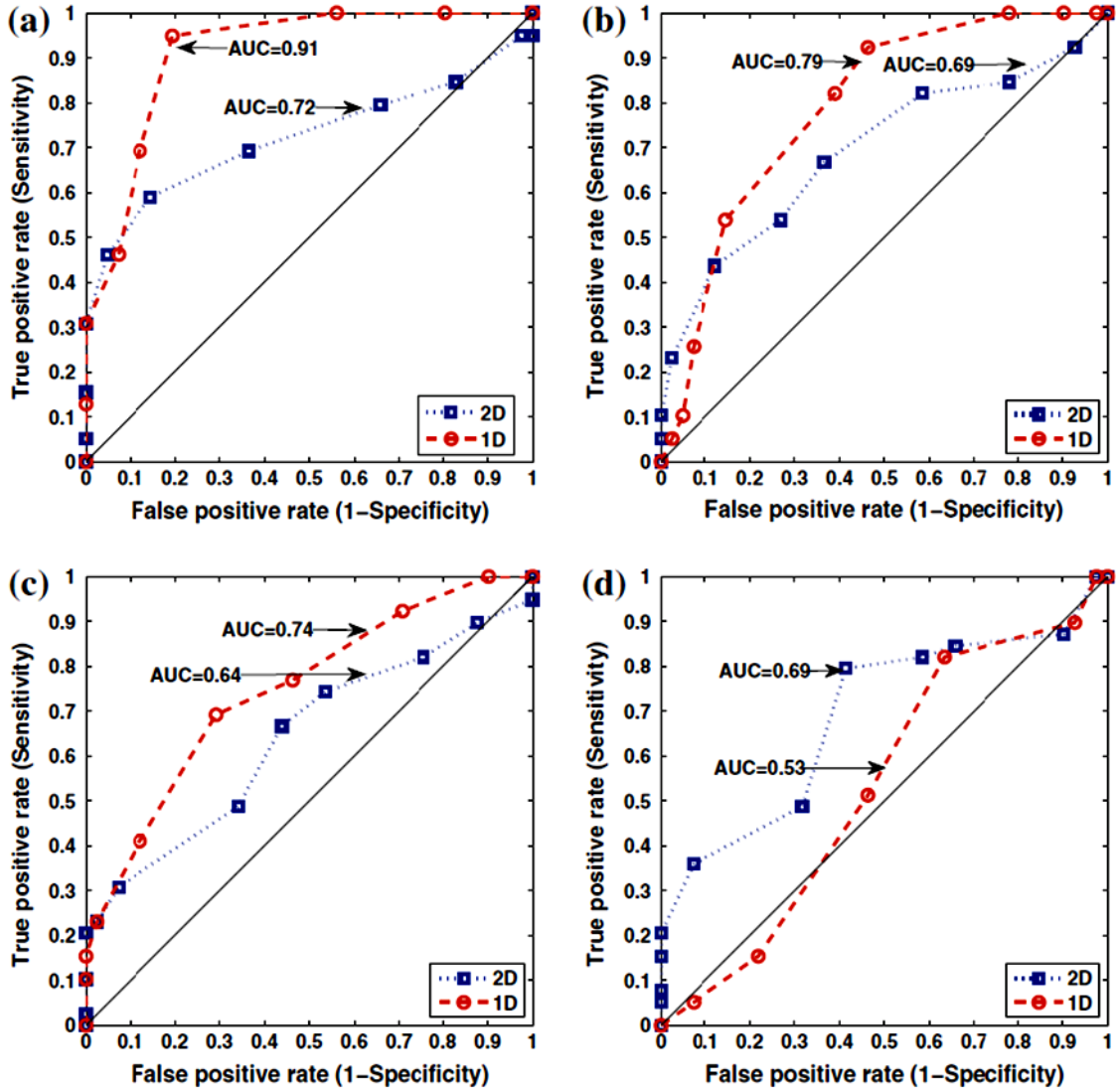


Figure 5.13 Courbes ROC obtenues avec $k = 11$ (k -NN) pour différentes orientations. $\theta = 0^\circ$ (a), $\theta = 45^\circ$ (b), $\theta = 90^\circ$ (c) et $\theta = 135^\circ$ (d). Pour *IDLBP* en rouge et pour le *LBP* classique en bleu.

Dans la section qui suit, nous étudions l'effet de la fenêtre d'analyse, W pour le descripteur *IDLBP*.

5.3.2.5 Effet de la taille de la fenêtre d'analyse (W)

La taille de la fenêtre d'analyse, W est un paramètre important qui contribue à la complexité du calcul et aux performances de la classification. Dans cette section, nous étudions la sensibilité du descripteur *IDLBP* à ce paramètre. Plusieurs expériences ont été menées avec différentes valeurs pour W (3, 5, 7 et 9). On rappelle que le nombre de barres de

l'histogramme est donné par 2^{W-1} . Les Figures **Figure 5.14 (a)** et **Figure 5.14 (b)** présentent les résultats obtenus. On peut noter que pour des fenêtres d'analyse de petite taille ($W=3$ et 5), le descripteur *IDLBP* appliqué aux données brutes projetées, donne le meilleur taux de classification. A partir de $W=7$, les taux de classification sont meilleurs pour le descripteur *IDLBP* appliqué aux données prétraitées, projetées et dérivées. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'à cette échelle notre descripteur intercepte suffisamment de changements pour distinguer les deux populations entre elles. Par ailleurs, comme le montre les résultats, notre prétraitement (filtrage, quantification, projection et dérivation) joue également un rôle important dans l'amélioration des résultats obtenus. En revanche, à partir d'une certaine échelle d'analyse ($W=9$), notre descripteur n'est plus sensible aux modifications de la microarchitecture osseuse.

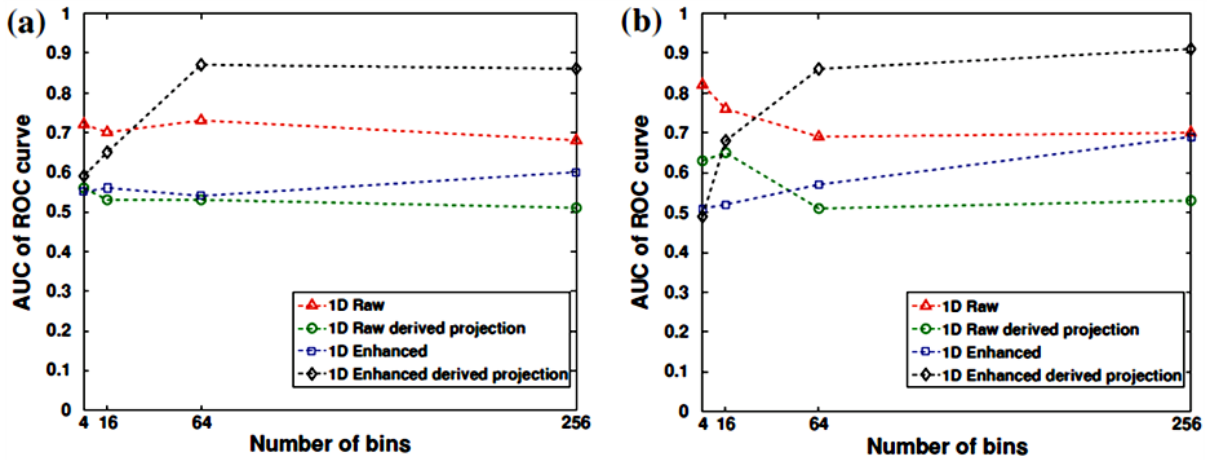


Figure 5.14 Aires sous les courbes ROC (AUC) pour *IDLBP* appliqué à la projection horizontale ($\theta=0^\circ$) avec différentes tailles de fenêtres d'analyse, W (3, 5, 7 et 9) correspondant respectivement à 2^{W-1} barres d'histogrammes (4, 16, 64 et 256). Avec $k=7$ (k -NN) (a) et $k=11$ (k -NN) (b).

Les résultats obtenus pour différentes orientations sont résumés dans les **Tableau 5.1** et **Tableau 5.2** pour $k=7$ et 11 et (k -NN) respectivement.

Tableau 5.1 Récapitulatif de résultats des différents tests pour *IDLBP* en fonction de W pour $k=7$.

W	$k = 7$	AUC			
		0°	45°	90°	135°
3	Projected Raw Images	0.72	0.56	0.64	0.63
	Derived Projection Raw Images	0.56	0.51	0.60	0.59
	Projected Enhanced Images	0.55	0.66	0.55	0.54
	Derived Projection	0.59	0.57	0.55	0.50
5	Projected Raw Images	0.70	0.54	0.61	0.76
	Derived Projection Raw Images	0.53	0.74	0.64	0.45
	Projected Enhanced Images	0.56	0.69	0.51	0.54
	Derived Projection	0.65	0.55	0.50	0.66
7	Projected Raw Images	0.73	0.50	0.68	0.64
	Derived Projection Raw Images	0.53	0.67	0.73	0.55
	Projected Enhanced Images	0.54	0.72	0.53	0.51
	Derived Projection	0.87	0.80	0.51	0.69
9	Projected Raw Images	0.68	0.51	0.74	0.59
	Derived Projection Raw Images	0.51	0.68	0.71	0.55
	Projected Enhanced Images	0.60	0.71	0.53	0.52
	Derived Projection	0.86	0.76	0.69	0.58

Tableau 5.2 Récapitulatif de résultats des différents tests pour *IDLBP* en fonction de W pour $k=11$.

Nombre de barres	$k = 11$	AUCs			
		A _{0°}	A _{45°}	A _{90°}	A _{135°}
3	Projected Raw Images	0.82	0.50	0.66	0.65
	Derived Projection Raw Images	0.63	0.55	0.63	0.72
	Projected Enhanced Images	0.51	0.78	0.69	0.59
	Derived Projection	0.49	0.58	0.65	0.54
5	Projected Raw Images	0.76	0.54	0.65	0.74
	Derived Projection Raw Images	0.65	0.74	0.74	0.48
	Projected Enhanced Images	0.52	0.75	0.60	0.50
	Derived Projection	0.68	0.63	0.51	0.70
7	Projected Raw Images	0.69	0.56	0.65	0.64
	Derived Projection Raw Images	0.51	0.74	0.80	0.59
	Projected Enhanced Images	0.57	0.76	0.60	0.57
	Derived Projection	0.86	0.82	0.51	0.69
9	Projected Raw Images	0.70	0.50	0.72	0.63
	Derived Projection Raw Images	0.53	0.74	0.74	0.49

	Projected Enhanced Images	0.69	0.73	0.59	0.58
	Derived Projection	0.91	0.79	0.75	0.53

5.3.2.1 Synthèse des résultats

Cette section synthétise les résultats ainsi que les performances globales obtenues avec le nouveau descripteur *IDLBP* et la méthode classique *LBP* en utilisant des statistiques supplémentaires présentées dans le chapitre 4 (voir la section 4.5.2), à savoir : la spécificité (SP), la sensibilité (SE), la précision (Accuracy (Acc)), et le F1-Score (F1-S). Les tests ont été effectués avec les paramètres ayant fourni les meilleures performances. Par conséquent, $k = 11$, orientation $\theta = 0^\circ$, quantification sur 16 niveaux de gris ($Q = 16$) et fenêtre d'analyse avec 8 voisins ($W = 9$). Ces résultats sont résumés dans les **Tableau 5.3** et **Tableau 5.4**.

Comme on peut le constater, les performances atteintes avec le descripteur *IDLBP* sur les données prétraitées, projetées et dérivées sont renforcées par ces mesures statistiques qui démontrent la robustesse du descripteur proposé.

Tableau 5.3 Récapitulatif des principaux résultats avec un l'écart type de chaque valeur. Où $k = 11$, $W = 9$, la projection horizontale, l'angle de projection est fixé à $\theta = 0^\circ$, et $Q = 16$ niveaux de gris.

Methods	AUC (%)	SE (%)	SP (%)	F1-S (%)	Acc (%)
2D raw	66 ± 11.2	74.4 ± 19.6	41.5 ± 22.4	63.0 ± 17.0	57.5 ± 16.7
2D enhanced	72 ± 16.0	69.2 ± 22.0	63.4 ± 11.8	66.7 ± 15.3	66.3 ± 10.5
1D raw	69 ± 11.7	74.4 ± 17.8	31.7 ± 26.2	60.4 ± 15.0	52.5 ± 12.9
1D raw derived- projection	53 ± 10.0	61.5 ± 20.3	31.7 ± 16.1	52.7 ± 16.8	46.3 ± 16.6
1D enhanced	69 ± 15.6	79.5 ± 20.6	39.0 ± 14.8	65.3 ± 18.5	58.7 ± 13.7
1D enhanced derived- projection	91.0 ± 21.7	100 ± 0.0	43.9 ± 32.1	77.2 ± 23.3	71.3 ± 23.6

Le **Tableau 5.4** résume les valeurs recommandées pour les différents paramètres de la chaîne de traitement en fonction du descripteur et des données utilisées.

Tableau 5.4 Résumé des paramètres donnant les meilleurs résultats, où $k = 11$.

Methods	Projection angle θ°	Quantization Level (Q)	Neighborhood size (W)	AUC (%)	Acc (%)
2D raw	-	-	3×3	66.1	57.5
2D enhanced	-	16	3×3	72.3	66.3
1D raw	0°	-	3	81.7	68.8
1D raw, derived projection	45°	-	7	79.5	73.8
1D enhanced	90°	16	3	77.7	68.8
1D enhanced, derived projection	135°	16	9	91.0	71.3

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons comparé le nouveau descripteur proposé, *IDLBP* utilisé en une dimension avec la méthode classique *LBP* appliquée sur des données bidimensionnelles. Les différents résultats obtenus démontrent, de manière générale que le descripteur *IDLBP* permet de mieux différencier les patients ostéoporotiques des sujets sains. Le prétraitement des données 2D à l'aide d'un filtrage de Fourier circulaire suivi d'une quantification sur 16 niveaux de gris, puis d'une dérivation des données projetées permet d'améliorer de manière spectaculaire les performances de la technique *IDLBP*. En conclusion, l'application d'un descripteur sur des données exemptes de redondances et d'informations inutiles, type bruit, est nécessaire pour une bonne caractérisation des données.

Conclusion Générale

Cette thèse concerne le diagnostic précoce des maladies osseuses. En particulier, l'ostéoporose qui est considérée comme une priorité de santé publique et dont la fréquence croît avec le vieillissement de la population. Le diagnostic de l'ostéoporose repose sur la mesure de la densité osseuse (DMO), mais des facteurs qualitatifs interviennent aussi, en particulier la microarchitecture trabéculaire. On s'intéresse ici au diagnostic de l'ostéoporose par analyse de textures d'images de radiographies osseuses.

Contrairement à toutes les modalités existantes pour imager le tissu osseux, la radiographie X bidimensionnelle présente un intérêt de par, sa faible irradiation, son coût, sa facilité d'acquisition, sa disponibilité et son accessibilité au plus grand nombre de patients.

Les textures issues des radiographies osseuses de patients ostéoporotiques et de sujets sains sont très similaires rendant ainsi la tâche de caractérisation pour identifier les patients malades, très complexe.

Pour analyser les textures osseuses, nous avons introduit une nouvelle technique de prétraitement permettant de réduire les redondances et d'éliminer le bruit issu des capteurs d'acquisition. Celle-ci se compose de cinq étapes : un filtrage, suivi d'une égalisation d'histogramme, suivi d'une quantification, suivi d'une projection et enfin d'une dérivation.

Le filtrage permet de réaliser le traitement à l'échelle des travées osseuses. L'égalisation permet d'harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image en aplatissant son histogramme. La quantification permet de réduire le nombre de niveaux de gris utilisés pour représenter l'image. La projection, obtenue en additionnant les valeurs des niveaux de gris suivant chaque ligne ou chaque colonne, permet d'améliorer les propriétés des formes et augmente la capacité discriminative. La dérivation permet de stationnariser le signal 1D projeté obtenu, en réduisant les écarts locaux entre les voisins, ce qui rend la contribution de ces derniers moins importante pour notre technique d'analyse.

Pour la caractérisation des textures osseuses, nous avons proposé une nouvelle technique d'analyse inspirée de la méthode des motifs binaires locaux (*LBP* pour Local Binary Patterns). Cette technique appelée *1DLBP* (One Dimensional Local Binary Patterns) consiste à coder de manière binaire l'agitation du signal. Ce codage est réalisé à l'aide des

voisins de chaque pixel du signal 1D. L'histogramme obtenu à partir de cette codification est utilisé pour la discrimination des textures osseuses.

La méthode *LBP* classique ainsi que le nouveau descripteur *IDLBP* ont été utilisés sur des textures de radiographies osseuses. Deux études cliniques ont été réalisées. La première étude avec une population composée de 109 radiographies de calcanéums féminins. Parmi ces sujets, il y avait 39 patientes avec des fractures ostéoporotiques (fractures vertébrales) et 70 témoins. La deuxième étude était composée de 80 femmes. Parmi ces sujets, il y avait 39 patientes avec des fractures ostéoporotiques (fractures vertébrales) et 41 sujets sains.

Plusieurs tests ont été réalisés sur les images brutes et prétraitées des deux bases de données afin de comparer les performances de notre descripteur *IDLBP* à celles de la méthode *LBP* classique. Ainsi, les effets du nombre de voisins du classifieur (k -NN), le niveau de quantification, la fenêtre d'analyse ainsi que l'angle d'analyse ont été testés et les meilleurs paramètres ont été retenus pour les études cliniques.

Pour étudier la similarité entre les histogrammes obtenus par les deux méthodes, nous avons utilisé un algorithme simple d'apprentissage, celui des k plus proches voisins (k -NN). Les courbes ROC ainsi que la validation croisée ont été utilisées pour évaluer les performances de classification.

Les résultats obtenus ont montrés que notre descripteur *IDLBP* permet d'améliorer les taux de classification des populations étudiées. Les pourcentages de classification obtenus avec l'aire sous la courbe ROC (AUC : Area Under Curve) ont été améliorés de 72% avec la méthode classique *LBP* à 91% avec le descripteur *IDLBP*.

Une analyse orientée des textures osseuses a montré que les performances de classification varient en fonction de l'angle d'analyse, preuve que la texture osseuse est anisotrope.

En résumé, les contributions principales de cette thèse sont les suivantes :

- 1) Proposition d'une nouvelle méthode de prétraitement des données osseuses.
- 2) Développement d'une nouvelle technique d'analyse des textures osseuses, appelée *IDLBP* inspirée des motifs binaires locaux.
- 3) Réalisation de deux études cliniques pour démontrer les apports du nouveau descripteur proposé.

L'ensemble de ces travaux constitue une contribution à la caractérisation des radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose.

Les résultats obtenus ont aussi permis de mettre en évidence des perspectives intéressantes.

- Il serait intéressant de comparer d'autres classifieurs tels que les SVM (Séparateurs à Vastes Marges) ou les réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Network) pour discriminer nos populations de malades et de témoins.
- Afin de consolider les résultats obtenus, il serait intéressant de tester le nouveau descripteur *IDLBP* sur des bases d'images de plus grande taille.
- A partir des histogrammes obtenus avec le codage *LBP*, il est possible d'estimer plusieurs paramètres. Il serait intéressant d'utiliser ces derniers pour discriminer les différentes populations. Une combinaison de ces paramètres peut aussi être utilisée, dans une analyse en composantes principales, par exemple.

Liste des publications

- [1] Lotfi Houam, Adel Hafiane, Abdelhani Boukrouche, Eric Lespessailles and Rachid Jennane " *One dimensional local binary pattern for bone texture characterization*" In Pattern Analysis & Applications Springer-Verlag, 2012, DOI : 10.1007/s10044-012-0288-4.
- [2] Ahmed Salmi El Hassani, Mohammed El Hassouni , Lotfi Houam, Mohammed Rziza, Eric Lespessailles, Rachid Jennane " *Texture analysis using dual tree M-band and Rényi entropy. Application to osteoporosis diagnosis on bone radiographs*" 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging ISBI 2012, 2-5 May 2012, pp 1487 - 1490, ISBN : 978-1-4577-1857-1.
- [3] Lotfi Houam, Adel Hafiane, Abdelhani Boukrouche, Eric Lespessailles and Rachid Jennane " *Texture Characterization Using Local Binary Pattern and Wavelets. Application to Bone Radiographs,*" in *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 3rd International Conference on*, Istanbul Turkey, 2012, pp. 371-376.
- [4] Lotfi Houam, Adel Hafiane, Rachid Jennane, Abdelhani Boukrouche and Eric Lespessailles " *Trabecular Bone Texture Classification Using 1D LBP and Wavelet Coefficients in High-pass Bands,*" in *International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'11)*, 21-24 November 2011, pp 116 - 121 Guelma Algeria.
- [5] Lotfi Houam, Adel Hafiane, Rachid Jennane, Abdelhani Boukrouche and Eric Lespessailles, " *Trabecular Bone Anisotropy Characterization Using 1D Local Binary Patterns,*" in *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*. vol. 6474: Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 105-113.

Références Bibliographiques

- [1] J. Adams, C. Alsop, and E. Harrison, "Quantitative Computed Tomography (QCT): the forgotten gold standard ?," *J Bone Miner Res*, vol. 15, p. S169, 2000.
- [2] J. E. Adams, "Dual Energy X-Ray Absorptiometry," in *Medical Radiology Diagnostic Imaging*, 2nd Revised Edition ed, S. Grampp, Ed. Berlin: Springer, 2008, pp. 105-124.
- [3] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 2037-2041, 2006.
- [4] A. Z. Arifin, D. I. Millah, I. Cholissodin, and I. Lukmana, "Enhancement of trabecular bone on dental panoramic radiographs using multiscale line operator," in *Advanced Computer Science and Information System (ICACSIS), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 343-346.
- [5] S. Arivazhagan and L. Ganesan, "Texture classification using wavelet transform," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 1513-1521, 2003.
- [6] M. W. Ashour, M. F. Hussin, and K. M. Mahar, "Supervised texture classification using several features extraction techniques based on ANN and SVM," in *Computer Systems and Applications, 2008. AICCSA 2008. IEEE/ACS International Conference on*, 2008, pp. 567-574.
- [7] T. Aydin, Y. Yemez, E. Anarim, and B. Sankur, "Multidirectional and multiscale edge detection via M-band wavelet transform," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 5, pp. 1370-1377, 1996.
- [8] A. Badiel, "Non-Invasive Assessment of Trabecular Bone Structural Anisotropy – Relevance to Mechanical Anisotropy," in *Faculty of Health Sciences, Discipline of Pathology*. vol. Phd Thesis: University of Adelaide, Australia, 2008, p. 203.
- [9] A. Baraldi and F. Parmiggiani, "An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 33, pp. 293-304, 1995.
- [10] C.-L. Benhamou, "Effects of osteoporosis medications on bone quality," *Joint Bone Spine*, vol. 74, pp. 43–51, 2007.
- [11] L. Benhamou C, E. Lespessailles, G. Jacquet, R. Harba, R. Jennane, T. Loussot, D. Tourliere, and W. Ohley, "Fractal organization of trabecular bone images on calcaneus radiographs," *Journal of bone and mineral research (Print)*, vol. 9, pp. 1909-1918, 1994.

- [12] C. L. Benhamou, E. Lespessailles, and R. Harba, "Analysis of trabecular bone texture on radiographs," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 1996. Bridging Disciplines for Biomedicine. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE*, 1996, pp. 2119-2121 vol.5.
- [13] C. L. Benhamou, S. Poupon, E. Lespessailles, S. Loiseau, R. Jennane, V. Siroux, W. Ohley, and L. Pothuau, "Fractal analysis of radiographic trabecular bone texture and bone mineral density: two complementary parameters related to osteoporotic fractures," *J Bone Miner Res*, vol. 16, pp. 697-704, Apr 2001.
- [14] T. Beringer, "Mortality and morbidity after hip fractures," *BMJ*, vol. 29, pp. 308-343, january 1994
- [15] F. Blanchard, S. Papapoulos, and J. Compston, "Rapport sur l'ostéoporose dans la Communauté européenne. Actions de prévention," Commission européenne, Luxembourg 1998.
- [16] H. F. Boehm, J. Lutz, M. Körner, W. Mutschler, M. Reiser, and K. J. Pfeifer, "Using Radon transform of standard radiographs of the hip to differentiate between post-menopausal women with and without fracture of the proximal femur," *Osteoporosis International*, vol. 20, pp. 323-333, 2009.
- [17] G. Boivin and P. J. Meunier, "Determinants of bone quality," *Medicographia*, vol. 28, pp. 72-77, 2006.
- [18] V. Bousson, C. Bergot, B. Sutter, P. Levitz, and B. Cortet, "Trabecular bone score (TBS): available knowledge, clinical relevance, and future prospects," *Osteoporosis International*, vol. 23, pp. 1489-1501, 2012.
- [19] M. L. Brandi, "Microarchitecture, the key to bone quality," *Rheumatology*, vol. 48, pp. iv3-iv8, October 1, 2009 2009.
- [20] J. P. Brown and R. G. Josse, "2002 clinical practice guidelines for the diagnosis and management of osteoporosis in Canada," *Canadian Medical Association Journal*, vol. 167 (10 suppl), pp. s1-s34, 12 November 2002.
- [21] B. Brunet-Imbault, G. Lemineur, C. Chappard, R. Harba, and C.-L. Benhamou, "A new anisotropy index on trabecular bone radiographic images using the fast Fourier transform," *BMC Medical Imaging*, vol. 5, p. 4, 2005.
- [22] C. Celenk and P. Celenk, "Bone Density Measurement Using Computed Tomography " in *Computed Tomography – Clinical Applications*, L. Saba, Ed. Rijeka, Croatia: InTech 2011, pp. 123-136.
- [23] S. Chaffai, V. Roberjot, F. Peyrin, G. Berger, and P. Laugier, "Variation en fréquence du coefficient de rétrodiffusion ultrasonore de l'os trabéculaire : modélisation théorique et résultats expérimentaux," *ITBM-RBM* vol. 22, pp. 216-226, 2001.

- [24] C. Chappard, B. Brunet-Imbault, G. Lemineur, B. Giraudeau, A. Basillais, R. Harba, and C.-L. Benhamou, "Anisotropy changes in post-menopausal osteoporosis: characterization by a new index applied to trabecular bone radiographic images," *Osteoporos Int* vol. 16, pp. 1193–1202, 2005.
- [25] C. Chappard, P. Laugier, B. Fournier, C. Roux, and G. Berger, "Assessment of the relationship between BUA and BMD at the calcaneus using BUA imaging and DXA," *Osteoporosis Int*, vol. 7, pp. 316-322 1997.
- [26] D. Chappard, P. Guggenbuhl, E. Legrand, M. F. Baslé, and M. Audran, "Texture analysis of X-ray radiographs is correlated with bone histomorphometry," *Journal of Bone and Mineral Metabolism*, vol. 23, pp. 24-29, 2005.
- [27] I. Chekhrouhou, "Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein," in *Laboratoire d'Informatique, Biologie Intégrative et Systèmes Complexes*. vol. Thèse de Doctorat Paris: Université d'Evry-Val d'Essonne, 2012, p. 159.
- [28] C. Chen, L. F. Pau, P. S. Wang, and S. Wang, "Texture analysis," in *Handbook of Pattern Recognition & Computer Vision*, 2nd ed: World Scientific, 1999, pp. 207-248.
- [29] C. C. Chen, J. S. DaPonte, and M. D. Fox, "Fractal feature analysis and classification in medical imaging," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 8, pp. 133-142, 1989.
- [30] D. Chetverikov, W. Kropatsch, and V. Starovoitov, "Simplified technique of structure extraction from textural images," in *Computer Analysis of Images and Patterns*. vol. 719: Springer Berlin Heidelberg, 1993, pp. 259-266.
- [31] J. P. Cocquerez and S. Philip, "Attributs de region," in *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson, Ed. France, 1995.
- [32] C. Cortes and M. Mohri, "AUC Optimization vs. Error Rate Minimization," *Neural Information Processing Systems*, 2003.
- [33] J. D. Currey, *Bones - Structure and Mechanics*. USA: Princeton University Press, 2002.
- [34] H. Défossez, R. M. Hall, P. G. Walker, B. M. Wroblewski, P. D. Siney, and B. Purbach, "Determination of the trabecular bone direction from digitised radiographs," *Medical Engineering & Physics*, vol. 25, pp. 719-729, 2003.
- [35] E. Donnelly, "Methods for assessing bone quality: a review," *Clinical Orthopaedics and Related Research* vol. 469, pp. 2128-38, Aug 2011.
- [36] G. Dougherty, *Medical Image Processing Techniques and Applications*. USA: Springer, 2011.
- [37] E. P. Durand and P. Riegsegger, "Cancellous Bone Structure: Analysis of High-Resolution CT Images with the Run-Length Method," *Journal of Computer Assisted Tomography*, vol. 15, pp. 133-139, 1991.

- [38] I. El-Feghi, S. Huang, M. A. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, "Contrast enhancement of radiograph images based on local heterogeneity measures," in *Image Processing, 2004. ICIP '04. International Conference on*, 2004, pp. 989-992 Vol.2.
- [39] A. S. El Hassani, M. El Hassouni, L. Houam, M. Rziza, E. Lespessailles, and R. Jennane, "Texture analysis using dual tree M-band and Rényi entropy. Application to osteoporosis diagnosis on bone radiographs," in *Biomedical Imaging (ISBI), 2012 9th IEEE International Symposium on*, 2012, pp. 1487-1490.
- [40] K. Faulkner, M. McClung, and S. Cummings, "Automated evaluation of hip axis length for predicting hip fracture," *J Bone Miner Res* vol. 9, pp. 1065-1070, 1997.
- [41] T. Fawcett, "ROC graphs: Notes and practical considerations for researchers," *ReCALL*, vol. 31, pp. 1-38, 2004.
- [42] L. Flicker, K. G. Faulkner, J. L. Hopper, R. M. Green, B. Kaymackci, C. A. Nowson, D. Young, and J. D. Wark, "Determinants of Hip Axis Length in Women Aged 10-89 Years: A Twin Study," *Bone*, vol. 18, pp. 41-45, 1996.
- [43] I. Fogelman and G. M. Blake, "Different approaches to bone densitometry," *J Nucl Med* vol. 41, pp. 2015-2025., 2000.
- [44] A. Fouque-Aubert, S. p. Boutroy, H. Marotte, N. Vilayphiou, E. Lespessailles, C.-L. Benhamou, P. Miossec, and R. Chapurlat, "Assessment of hand trabecular bone texture with high resolution direct digital radiograph in rheumatoid arthritis: A case control study," *Joint Bone Spine*, vol. 79, pp. 379-383, 2012.
- [45] K. D. Fritscher, B. Schuler, A. Grünerbl, M. Hänni, K. Schwieger, N. Suhm, and R. Schubert, "Assessment of femoral bone quality using co-occurrence matrices and adaptive regions of interest," pp. 65141K-65141K, 03/08 2007.
- [46] B. Funt, F. Ciurea, and J. McCann, "Retinex in MATLAB," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, pp. 48-57, 01/01 2004.
- [47] S. Gai, G. Yang, and S. Zhang, "Multiscale texture classification using reduced quaternion wavelet transform," *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, vol. 67, pp. 233-241, 2013.
- [48] M. M. Galloway, "Texture analysis using gray level run lengths," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, pp. 172-179, 1975.
- [49] L. Gérald, "Contributions à l'Analyse Fractale de Radiographies Osseuses pour le Diagnostic de l'Ostéoporose," in *Ecole Polytechnique de l'Université d'Orléans*. vol. Thèse de Doctorat Orléans - France, 2003, p. 167.
- [50] S. Ghosh, R. S. Alomari, V. Chaudhary, and G. Dhillon, "Composite features for automatic diagnosis of intervertebral disc herniation from lumbar MRI," in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, 2011, pp. 5068-5071.

- [51] C.-C. Glüer, M. Jergas, and D. Hans, "Peripheral measurement techniques for the assessment of osteoporosis," *Seminars in Nuclear Medicine*, vol. 27, pp. 229-247, 1997.
- [52] M. Goldstein, "k-Nearest Neighbor Classification," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 18, pp. 627-630, 1972.
- [53] S. Goldstein, R. Goulet, and D. McCubbrey, "Measurement and significance of three-dimensional architecture to the mechanical integrity of trabecular bone," *Calcified Tissue International*, vol. 53, pp. S127-S133, 1993.
- [54] S. Grampp, M. Jergas, P. Lang, E. Steiner, T. Fuerst, C. Gluer, A. Mathur, and H. Genant, "Quantitative CT assessment of the lumbar spine and radius in patients with osteoporosis," *AJR Am J Roentgenol*, pp. 133-140, 1996.
- [55] J. S. Gregory and R. M. Aspden, "Femoral geometry as a risk factor for osteoporotic hip fracture in men and women," *Medical Engineering & Physics* vol. 30, pp. 1275–1286, 2008.
- [56] M. Greiner, D. Pfeiffer, and R. D. Smith, "Principles and practical application of the receiver-operating characteristic analysis for diagnostic tests," *Preventive Veterinary Medicine*, vol. 45, pp. 23-41, 2000.
- [57] A. Hafiane, G. Seetharaman, and B. Zavidovique, "Median Binary Pattern for Textures Classification," in *Image Analysis and Recognition*. vol. 4633: Springer Berlin Heidelberg, 2007, pp. 387-398.
- [58] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, pp. 786-804, 1979.
- [59] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [60] S. Hariharan, A. K. Ray, and M. K. Ghosh, "An algorithm for the enhancement of chest X-ray images of tuberculosis patients," in *Industrial Technology 2000. Proceedings of IEEE International Conference on*, 2000, pp. 107-112 vol.1.
- [61] H. Harms, U. Gunzer, and H. M. Aus, "Combined local color and texture analysis of stained cells," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 33, pp. 364-376, 1986.
- [62] K. Hechenbichler and K. Schliep, "Weighted k-Nearest-Neighbor Techniques and Ordinal Classification." vol. 399, 2004.
- [63] L. Houam, A. Hafiane, A. Boukrouche, E. Lespessailles, and R. Jennane, "One dimensional local binary pattern for bone texture characterization," *Pattern Analysis and Applications*, pp. 1-15, 2012.

- [64] L. Houam, A. Hafiane, R. Jennane, A. Boukrouche, and E. Lespessailles, "Trabecular Bone Anisotropy Characterization Using 1D Local Binary Patterns," in *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*. vol. 6474: Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 105-113.
- [65] C. Hum-Yan, W. Lai-Khin, S. Tan-Tian, S. Sh-Hussain, A. A.K, and Kamarulafizam, "Gray-Level Co-occurrence Matrix Bone Fracture Detection " *American Journal of Applied Sciences*, vol. 8, pp. 26-32, 2011.
- [66] H. W. Ian and F. Eibe, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2005.
- [67] M. F. Insana, R. F. Wagner, B. S. Garra, D. G. Brown, and T. H. Shawker, "Analysis Of Ultrasound Image Texture Via Generalized Rician Statistics," *Optical Engineering*, vol. 25, pp. 256743-256743, 06/01 1986.
- [68] K. Jagadeesan, M. Korath, R. Karunanithi, S. Ganesan, and T. M. R. Panicker, "Assessment of bone mineral density by DXA and the trabecular microarchitecture of the calcaneum by texture analysis in pre- and postmenopausal women in the evaluation of osteoporosis," *Journal of Medical Physics*, vol. 32, pp. 161-168, 10/1 2007.
- [69] G. C. Jaideva and C. K. Andrew, "Digital Signal Processing Applications," in *Fundamentals of Wavelets. Theory, Algorithms, and Applications* Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2011.
- [70] R. Jennane, R. Harba, G. r. Lemineur, S. p. Bretteil, A. Estrade, and C. L. Benhamou, "Estimation of the 3D self-similarity parameter of trabecular bone from its 2D projection," *Medical Image Analysis*, vol. 11, pp. 91-98, 2007.
- [71] R. Jennane, W. J. Ohley, S. Majumdar, and G. Lemineur, "Fractal analysis of bone X-ray tomographic microscopy projections," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 20, pp. 443-449, 2001.
- [72] Y. H. Joe Au, S. Eissa, and B. E. Jones, "Receiver operating characteristic analysis for the selection of threshold values for detection of capping in powder compression," *Ultrasonics*, vol. 42, pp. 149-153, 2004.
- [73] B. Julesz, "Visual Pattern Discrimination," *Information Theory, IRE Transactions on*, vol. 8, pp. 84-92, 1962.
- [74] B. Julesz, "Experiments in the visual perception of texture," *Scientific American*, vol. 232, pp. 34-43, 1975.
- [75] B. Julesz and J. R. Bergen, "Textons, The Fundamental Elements in Preattentive Vision and Perception of Textures," *Bell System Technical Journal*, vol. 62, pp. 1619-45, July-August 1983 1983.

- [76] B. Julesz, E. N. Gilbert, and J. D. Victor, "Visual discrimination of textures with identical third-order statistics," *Biological Cybernetics*, vol. 31, pp. 137-140, 1978.
- [77] H.-B. Kim and R.-H. Park, "Extraction of periodicity vectors from structural textures using projection information," *Pattern Recognition Letters*, vol. 11, pp. 625-630, 1990.
- [78] H.-B. Kim and R.-H. Park, "Extracting spatial arrangement of structural textures using projection information," *Pattern Recognition*, vol. 25, pp. 237-245, 1992.
- [79] M. Kleerekoper, A. R. Villanueva, J. Stanciu, D. S. Rao, and A. M. Parfitt, "The role of three-dimensional trabecular microstructure in the pathogenesis of vertebral compression fractures," *Calcified Tissue International*, vol. 37, pp. 594-597, 1985.
- [80] A. Klibanski, L. Adams-Campbell, T. Bassford, S. N. Blair, S. D. Boden, and K. Dickersin, "NIH Consensus Development Panel on Osteoporosis Prevention Diagnosis and Therapy. Osteoporosis prevention, diagnosis, and therapy," *JAMA*, vol. 285, pp. 785-95, 2001.
- [81] A. Krebs, C. Graeff, I. Frieling, B. Kurz, W. Timm, K. Engelke, and C.-C. Glüer, "High resolution computed tomography of the vertebrae yields accurate information on trabecular distances if processed by 3D fuzzy segmentation approaches," *Bone*, vol. 44, pp. 145-152, 01/01 2009.
- [82] S. Kudlacek, B. Schneider, H. Resch, and R. Willvonseder, "Lumbar bone density. Risk factor for vertebral fractures in women " *Dtsch Med Wochenschr*, pp. 651-657, 1998.
- [83] P. Landais, C. Besson, and J. Jais, "Evaluation of the diagnostic contribution of a test. Main information indices," *J Radiol* vol. 75, pp. 141-150, 1994.
- [84] G. H. Landeweerd and E. S. Gelsema, "The use of nuclear texture parameters in the automatic analysis of leukocytes," *Pattern Recognition*, vol. 10, pp. 57-61, 1978.
- [85] P. Laugier, "Ostéoporose et mesure de la distance osseuse par ultrasons," *ITBM-RBM* vol. 21, pp. 341-50, 2000
- [86] P. Laugier, F. Padilla, F. Peyrin, K. Raum, A. Saied, M. Talmant, and L. Vico, "Current trends in the ultrasonic investigation of bone," *ITBM-RBM* vol. 26 pp. 299–311, 2005.
- [87] K. I. Laws, "Rapid Texture Identification," in *SPIE 0238, Image Processing for Missile Guidance*, San Diego, 1980, pp. 376-381.
- [88] E. Lespessailles, C. Chappard, N. Bonnet, and C. L. Benhamou, "Imaging techniques for evaluating bone microarchitecture," *Joint Bone Spine*, vol. 73, pp. 254-261, 2006.
- [89] E. Lespessailles, C. Gadois, G. Lemineur, J. P. Do-Huu, and L. Benhamou, "Bone Texture Analysis on Direct Digital Radiographic Images: Precision Study and Relationship with Bone Mineral Density at the Os Calcis," *Calcified Tissue International*, vol. 80, pp. 97-102, 2007.

- [90] E. M. Lewiecki, "Osteoporosis: Clinical Evaluation," New Mexico, : <http://www.endotext.org/parathyroid/parathyroid12/parathyroidframe12.htm>, 2010.
- [91] L. Lihua, Q. Wei, and L. P. Clarke, "X-ray medical image processing using directional wavelet transform," in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1996. ICASSP-96. Conference Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*, 1996, pp. 2251-2254 vol. 4.
- [92] D. Lim, "Prediction of the Trabecular Architecture and Its Potential Variation (Remodeling) on the Glenoid of the Glenohumeral (GH) Joint," in *School of Biomedical Engineering, Science, and Health Systems* vol. Doctor of Philosophy Philadelphia USA: Drexel University, 2004, p. 271.
- [93] T. M. Link, S. Majumdar, J. C. Lin, P. Augat, R. G. Gould, D. Newitt, X. Ouyang, T. F. Lang, A. Mathur, and H. K. Genant, "Assessment of trabecular structure using high resolution CT images and texture analysis," *J Comput Assist Tomograph* 22(1), pp. 15–24, 1998.
- [94] L. Liu, P. Fieguth, D. Clausi, and G. Kuang, "Sorted random projections for robust rotation-invariant texture classification," *Pattern Recognition*, vol. 45, pp. 2405-2418, 2012.
- [95] R. Lorente-Ramos, J. Azpeitia-Armán, A. Muñoz-Hernández, J. M. García-Gómez, P. Díez-Martínez, and M. Grande-Bárez, "Dual-Energy X-Ray Absorptiometry in the Diagnosis of Osteoporosis: A Practical Guide," *Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, vol. 196, pp. 897–904, 2011.
- [96] C. S. Lu, P. C. Chung, and C. F. Chen, "Unsupervised texture segmentation via wavelet transform," *Pattern Recognition*, vol. 30, pp. 729-742, 1997.
- [97] L. B. Lusted, "Logical Analysis in Roentgen Diagnosis: Memorial Fund Lecture," *Radiology*, vol. 74, pp. 178-193, February 1, 1960 1960.
- [98] L. B. Lusted, "Signal Detectability and Medical Decision-Making," *Science*, vol. 171, pp. 1217-1219, March 26, 1971 1971.
- [99] S. Majumdar, T. Link, P. Augat, J. Lin, D. Newitt, N. Lane, and H. Genant, "Trabecular bone architecture in the distal radius using magnetic resonance in subjects with fractures of the proximal femur," *Osteoporosis International* vol. 13, pp. 231-239, 1999.
- [100] S. G. Mallat, "Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models," *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 37, pp. 2091-2110, 1989.
- [101] D. J. Manning, "Evaluation of diagnostic performance in radiography," *Radiography*, vol. 4, pp. 49-60, 1998.

- [102] L. Marie Claude, "Interventions visant à améliorer la détection et le traitement de l'ostéoporose en soins de première ligne," in *Faculté des études supérieures et postdoctorales*. vol. Thèse de Doctorat Canada: Université de Montréal, 2011, p. 445.
- [103] E. N. Marieb and K. Hoehn, *Human Anatomy and Physiology*, Septième ed. USA: Pearson education Inc., 2011.
- [104] E. N. Marieb, T. Martin, and C. Tonini, *Human anatomy and physiology*, 4th ed. USA: Menlo Park, Calif. : Benjamin/Cummings, c1998. , 1998.
- [105] O. Marques, *Practical image and video processing using MATLAB*. Singapore.: John Wiley & Sons, Inc., 2011.
- [106] T. Matsuyama, S.-I. Miura, and M. Nagao, "Structural analysis of natural textures by Fourier transformation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 24, pp. 347-362, 1983.
- [107] R. Mazess, C. I. Chesnut, M. McClung, and H. Genant, "Enhanced precision with dual-energy X-ray absorptiometry " *Calcif Tissue Int*, vol. 51, pp. 14-17, 1992.
- [108] B. R. McCreadie and S. A. Goldstein, "Biomechanics of fracture: Is bone mineral density sufficient to assess risk? ," *J. Bone Miner. Res*, vol. 15, pp. 2305–2308, 2000.
- [109] T. R. Mengko and J. Tjandra Pramudito, "Implementation of Gabor filter to texture analysis of radiographs in the assessment of osteoporosis," in *Circuits and Systems, 2002. APCCAS '02. 2002 Asia-Pacific Conference on*, 2002, pp. 251-254 vol.2.
- [110] S. Mészáros, E. Tóth, V. Ferencz, E. Csupor, É. Hosszú, and C. Horváth, "Calcaneus quantitative ultrasound measurements predict vertebral fractures in idiopathic male osteoporosis," *Joint Bone Spine*, vol. 74, pp. 85-91, 2007.
- [111] T. Mihran and J. Anil K, "Texture Analysis," in *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* Siyngapore: World Scientific Publishing, 1998, pp. 207-248.
- [112] V. Mirman, "L'ostéoporose : Etat des Lieux, Perspectives et Rôle du Pharmacien d'Officine dans sa Prise en Charge," in *Faculté de Pharmacie de Grenoble*. vol. Thèse de Doctorat Grenoble - France: Université Joseph FOURRIER, 2012, p. 92.
- [113] A. K. Mishra, K. Desok, and I. Andayana, "Development of three dimensional binary patterns for local bone structure analysis," in *Bioinformatics and Biomedicine Workshops (BIBMW), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, pp. 1006-1008.
- [114] C. Njeh, T. Fuerst, D. Hans, G. Blake, and H. Genant, "Radiation exposure in bone mineral density assessment. Review," *Applied Radiation & Isotopes*, vol. 50, pp. 215-236, 1999.
- [115] A. Odgaard, "Three-dimensional methods for quantification of cancellous bone architecture," *Bone*, vol. 20, pp. 315-328, 1997.

- [116] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 971-987, 2002.
- [117] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Mäenpää, "A Generalized Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification," in *Advances in Pattern Recognition - ICAPR 2001*. vol. 2013: Springer Berlin Heidelberg, 2001, pp. 399-408.
- [118] T. Ojala, Pietikainen, M., & Harwood, D., "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions," *In Pattern Recognition*, , vol. 29(1), pp. 51–59, 1996.
- [119] T. Ozanian and R. Phillips, "An algorithm for enhancement of noisy X-ray images," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 1996. Bridging Disciplines for Biomedicine. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE*, 1996, pp. 1122-1123 vol.3.
- [120] C. H. Paik and M. D. Fox, "Transform domain edge enhancement of digital radiographs," in *Bioengineering Conference, 1988., Proceedings of the 1988 Fourteenth Annual Northeast*, 1988, pp. 295-297.
- [121] V. Paquet, P. Battut, H. V. Blanc, and D. Ferrand, "On the use of gray run length matrices in trabeculae bone analysis," in *Image Processing and its Applications, 1995., Fifth International Conference on*, 1995, pp. 445-449.
- [122] A. M. Parfitt, M. K. Drezner, F. H. Glorieux, J. A. Kanis, H. Malluche, P. J. Meunier, S. M. Ott, and R. R. Recker, "Bone histomorphometry: Standardization of nomenclature, symbols, and units: Report of the asbmr histomorphometry nomenclature committee," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 2, pp. 595-610, 1987.
- [123] H. Park and K. R. Park, "Iris recognition based on score level fusion by using SVM," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 2019-2028, 2007.
- [124] W. A. Peck, "Consensus development conference: Diagnosis, prophylaxis, and treatment of osteoporosis," *The American Journal of Medicine*, vol. 94, pp. 646-650, 1993.
- [125] M. Pietikainen, A. Hadid, G. Zhao, and T. Ahonen, "Texture Classification and Segmentation," in *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. vol. 40: Springer London, 2011, pp. 69-79.
- [126] W. K. Pratt, O. D. Faugeras, and A. Gagalowicz, "Applications of stochastic texture field models to image processing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, pp. 542-551, 1981.
- [127] S. Prevrhal, K. Engelke, and H. K. Genant, "pQCT: Peripheral Quantitative Computed Tomography," in *Medical Radiology Diagnostic Imaging*, 2nd Revised Edition ed, S. Grampp, Ed. Berlin: Springer, 2008, pp. 143-160.

- [128] P. Pulkkinen, J. Partanen, P. Jalovaara, M. T. Nieminen, and T. Jämsä, "Combination of radiograph-based trabecular and geometrical parameters can discriminate cervical hip fractures from controls in individuals with BMD in non-osteoporotic range," *Bone*, vol. 49, pp. 290-294, 2011.
- [129] Y.-L. Qiao, Z.-M. Lu, J.-S. Pan, and S.-H. Sun, "Fast k-nearest neighbor search algorithm based on pyramid structure of wavelet transform and its application to texture classification," *Digital Signal Processing*, vol. 20, pp. 837-845, 2010.
- [130] M. Rachidi, C. Chappard, A. Marchadier, C. Gadois, E. Lespessailles, and C. L. Benhamou, "Application of Laws' masks to bone texture analysis: An innovative image analysis tool in osteoporosis," in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, 2008, pp. 1191-1194.
- [131] K. M. Rajpoot and N. M. Rajpoot, "Wavelets and support vector machines for texture classification," in *Multitopic Conference, 2004. Proceedings of INMIC 2004. 8th International*, 2004, pp. 328-333.
- [132] T. K. Reddy and N. Kumaravel, "Segmentation and Classification of Jaw Bone CT images using Curvelet based Texture features," *Bangladesh Journal of Medical Science*, vol. 09, 2010.
- [133] J. C. Rice, S. C. Cowin, and J. A. Bowman, "On the dependence of the elasticity and strength of cancellous bone on apparent density," *Journal of Biomechanics*, vol. 21, pp. 155-168, 1988.
- [134] R. Rojas, *Neural Networks: A Systematic Introduction*: Springer Berlin Heidelberg, 1996.
- [135] E. Romagnoli, C. Cipriani, I. Nofroni, C. Castro, M. Angelozzi, A. Scarpiello, J. Pepe, D. Diacinti, S. Piemonte, V. Carnevale, and S. Minisola, "Trabecular Bone Score (TBS): An indirect measure of bone micro-architecture in postmenopausal patients with primary hyperparathyroidism," *Bone*, vol. 53, pp. 154-159, 2013.
- [136] M. Rotter, A. Berg, H. Langenberger, S. Grampp, H. Imhof, and E. Moser, "Autocorrelation analysis of bone structure," *Journal Of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, vol. 14, pp. 87-93, 07 2001.
- [137] P. K. Saha and F. W. Wehrli, "A robust method for measuring trabecular bone orientation anisotropy at in vivo resolution using tensor scale," *Pattern Recognition*, vol. 37, pp. 1935-1944, 2004.
- [138] J. J. Sela and I. A. Bab, *Principles of Bone Regeneration*. New York: Springer 2012.
- [139] E. P. Simoncelli and J. Portilla, "Texture characterization via joint statistics of wavelet coefficient magnitudes," in *Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on*, 1998, pp. 62-66 vol.1.

- [140] J. Sklansky, "Image Segmentation and Feature Extraction," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 8, pp. 237-247, 1978.
- [141] L. Sørensen, S. Shaker, and M. Bruijne, "Texture Classification in Lung CT Using Local Binary Patterns," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2008*. vol. 5241: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 934-941.
- [142] M. Subramoniam and V. Rajini, "Statistical feature based classification of arthritis in knee X-ray images using local binary pattern," in *Circuits, Power and Computing Technologies (ICCPCT), International Conference on*, 2013, pp. 873-875.
- [143] P. Suetens, "Radiography," in *Fundamentals of Medical Imaging*, 2nd ed: Cambridge University Press, 2009, pp. 14-32.
- [144] P. Suetens, "X-ray computed tomography," in *Fundamentals of Medical Imaging*, 2 ed New York: Cambridge University Press, 2009, pp. 33-63.
- [145] R. N. Sutton and E. L. Hall, "Texture Measures for Automatic Classification of Pulmonary Disease," *Computers, IEEE Transactions on*, vol. C-21, pp. 667-676, 1972.
- [146] M. Talmant, M. Defontaine, D. Certon, G. Férin, R. Dufait, J.-G. Minonzio, T. L. Pham, and P. Laugier, "Ultrasound based assessment of cortical bone: A multi-mode and multi-frequency approach: The ANR-TECSAN EVA project," *IRBM* vol. 31, pp. 92–96, 2010.
- [147] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki, "Textural Features Corresponding to Visual Perception," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 8, pp. 460-473, 1978.
- [148] F. Tomita, Y. Shirai, and S. Tsuji, "Description of Textures by a Structural Analysis," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. PAMI-4, pp. 183-191, 1982.
- [149] G. J. Tortora and S. R. Grabowski, *Principes d'anatomie et de physiologie*, Deuxième ed. Canada: Biological Sciences Textbooks, Inc, 1994.
- [150] A. R. van Erkel and P. M. T. Pattynama, "Receiver operating characteristic (ROC) analysis: Basic principles and applications in radiology," *European journal of radiology*, vol. 27, pp. 88-94, 05/01 1998.
- [151] V. Vapnik, "Consistency of Learning Processes," in *The Nature of Statistical Learning Theory*: Springer New York, 1995, pp. 33-64.
- [152] M. Varma and A. Zisserman, "A Statistical Approach to Material Classification Using Image Patch Exemplars," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 31, pp. 2032-2047, 2009.

- [153] F. M. Vilnrotter, R. Nevatia, and K. E. Price, "Structural Analysis of Natural Textures," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. PAMI-8, pp. 76-89, 1986.
- [154] R. A. Wahler and F. Y. Shih, "Image enhancement for radiographs utilizing filtering, gray scale transformation and Sobel gradient operator," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 1989. Images of the Twenty-First Century., Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in*, 1989, pp. 618-619 vol.2.
- [155] A. G. Weber, "The USC Texture Mosaic Images," University of Southern California Viterbi School of Engineering, <http://sipi.usc.edu/> July 27 2004.
- [156] F. W. Wehrli, B. R. Gomberg, P. K. Saha, H. K. Song, S. N. Hwang, and P. J. Snyder, "Digital Topological Analysis of In Vivo Magnetic Resonance Microimages of Trabecular Bone Reveals Structural Implications of Osteoporosis," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 16, pp. 1520-1531, 2001.
- [157] WHO, "World Health Organization (WHO): Assessment of fracture risk and its application to screening for postmenopausal osteoporosis report of a WHO study group " WHO, Genève, Suisse, WHO Technical Report Series n°843, 1994.
- [158] WHO, " WHO Technical Report Series (Prevention and Management of Osteoporosis) - Pathogenesis of Osteoporosis and Related Fractures," World Health Organization, Geneva 2003.
- [159] T. Xiaoyang and B. Triggs, "Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 1635-1650, 2010.
- [160] Y. Yan and Z. Dong, "Contrast enhancement of radiographs using shift invariant wavelet transform," *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, vol. 5, pp. 059-062, 2000.
- [161] T. Yoshikawa, C. Turner, M. Peacock, C. Slemenda, C. Weaver, D. Teegarden, P. Markwardt, and D. Burr, " Geometric structure of the femoral neck measured using dual-energy x-ray absorptiometry " *J Bone Miner Res* vol. 9, pp. 1053-64, 1994.
- [162] H. Yuanyuan and Z. Ping, "Approach on digital radiographs enhancement based on wavelet transform," in *Image and Signal Processing (CISP), 2010 3rd International Congress on*, 2010, pp. 654-658.
- [163] I. Zeki Yalniz and S. Aksoy, "Unsupervised detection and localization of structural textures using projection profiles," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 3324-3337, 2010.

Annexe A Exemple de construction d'une courbe ROC

Cette partie présente un exemple de construction d'une courbe ROC à partir des données d'un test clinique.

- Classer les données selon un score décroissant.

Individu	Score (+)	Classe
1	1	+
2	0.95	+
3	0.9	+
4	0.85	-
5	0.80	+
6	0.75	-
7	0.7	-
8	0.65	+
9	0.6	-
10	0.55	-
11	0.50	-
12	0.45	+
13	0.40	-
14	0.35	-
15	0.30	-
16	0.25	-
17	0.20	-
18	0.15	-
19	0.10	-
20	0.05	-
Positifs = 6 Négatifs = 14		

La classe (+) désigne les tests positifs (les malades), tandis que la classe (-) concerne les sujets sains (les non malades).

- Détermination de la matrice de confusion correspondante à chaque valeur seuil. Ici les cases du tableau en gris correspondent aux matrices de confusions calculées à chaque itération de l'algorithme de génération des points de la courbe ROC.

Seuil = 1	M ⁺	M ⁻	Total
Test (+)	1	5	6
Test (-)	0	14	14
Total	1	19	20

$$\text{TPR} = 1/6 = 0.2 ; \text{FPR} = 0/14 = 0$$

Seuil = 0.95	M ⁺	M ⁻	Total
Test (+)	2	4	6
Test (-)	0	14	14
Total	2	18	20

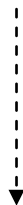
$$\text{TPR} = 2/6 = 0.33 ; \text{FPR} = 0/14 = 0$$

Seuil = 0.9	M ⁺	M ⁻	Total
Test (+)	3	3	6
Test (-)	0	14	14
Total	3	17	20

$$\text{TPR} = 3/6 = 0.50 ; \text{FPR} = 0/14 = 0$$

Seuil = 0.85	M ⁺	M ⁻	Total
Test (+)	3	3	6
Test (-)	1	13	14
Total	4	16	20

$$\text{TPR} = 3/6 = 0.50 ; \text{FPR} = 1/14 = 0.07$$



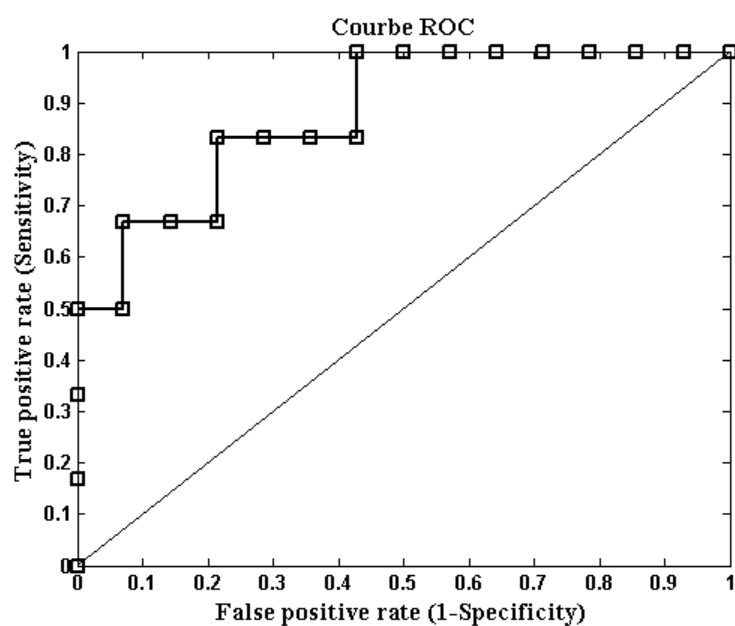
Seuil = 0	M ⁺	M ⁻	Total
Test (+)	6	0	6
Test (-)	14	0	14
Total	20	0	20

$$\text{TPR} = 6/6 = 1 ; \text{FPR} = 14/14 = 1$$

- Mettre en relation les FPR (en abscisse) et les TPR (en ordonnée).

Individu	Score (+)	Classe	FPR	TPR
			0	0.000
1	1	+	0.000	0.167
2	0.95	+	0.000	0.333
3	0.9	+	0.000	0.500
4	0.85	-	0.071	0.500
5	0.80	+	0.071	0.667
6	0.75	-	0.143	0.667
7	0.7	-	0.214	0.667
8	0.65	+	0.214	0.833
9	0.6	-	0.286	0.833
10	0.55	-	0.357	0.833
11	0.50	-	0.429	0.833
12	0.45	+	0.429	1.000
13	0.40	-	0.500	1.000
14	0.35	-	0.571	1.000
15	0.30	-	0.643	1.000
16	0.25	-	0.714	1.000
17	0.20	-	0.786	1.000
18	0.15	-	0.857	1.000
19	0.10	-	0.929	1.000
20	0.05	-	1.000	1.000

- Tracer la courbe ROC



CONTRIBUTION À L'ANALYSE DE TEXTURES DE RADIOGRAPHIES OSSEUSES POUR LE DIAGNOSTIC PRECOCE DE L'OSTEOPOROSE

Résumé:

L'ostéoporose est une maladie osseuse caractérisée par une perte importante de la masse osseuse et des altérations de la microarchitecture du tissu osseux.

Aujourd'hui, en routine clinique, le diagnostic de l'ostéoporose est basé principalement sur une mesure de la densité minérale osseuse qui n'est pas suffisante, car elle doit être accompagnée par une analyse de la qualité de la microarchitecture osseuse.

Les travaux présentés dans cette thèse concernent la caractérisation des images de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose.

Pour ce faire, afin de mieux caractériser la texture osseuse sur radiographie, nous avons introduit une nouvelle technique de prétraitement des données pour réduire les redondances et éliminer le bruit issu des capteurs d'acquisition.

Pour la caractérisation, nous avons proposé une nouvelle technique d'analyse inspirée des motifs binaires locaux (Local Binary Patterns, *LBP*). Le nouveau descripteur, appelé *IDLBP* (One Dimensional Local Binary Patterns) s'applique de manière unidimensionnelle.

Pour tester l'efficacité de notre approche, nous avons réalisé deux études cliniques où le nouveau descripteur *LBPID* est comparé à la méthode classique, *LBP* afin de classer des patients ostéoporotiques et des sujets sains.

Les pourcentages de classification obtenus ont été améliorés de 72% avec la méthode classique *LBP* à 91% avec le nouveau descripteur *IDLBP*.

Mots-Clés : Texture, Motifs Binaires Locaux, Classification, Os, Ostéoporose, Radiographie X.

CONTRIBUTION TO TEXTURE ANALYSIS OF BONE RADIOGRAPHS FOR EARLY DIAGNOSIS OF OSTEOPOROSIS

Abstract:

Osteoporosis is characterized by a significant loss of bone mass and alterations in the microarchitecture of bone tissue.

Actually, in clinical routine the diagnosis of osteoporosis is based mainly on measurement of bone mineral density. It turned out that this is not sufficient, it must be accompanied by an analysis of the microarchitecture of the bone to increase the efficiency of diagnosis.

This thesis deals with the characterization of images of bone radiographs for the early diagnosis of osteoporosis.

To do this, in order to better characterize the texture of bone radiography, we have introduced a new technique for data preprocessing to reduce redundancy and decrease the effect of the noise resulted by the acquisition sensors.

For characterization, we propose a new analysis method inspired from the local binary patterns (LBP). The new descriptor called *IDLBP* (One Dimensional Local Binary Patterns) applies in one-dimensionally manner.

To evaluate the effectiveness of our approach, we conducted two clinical studies where the new descriptor (*IDLBP*) is compared with the conventional method (*LBP*) to classify osteoporotic patients and healthy subjects.

The classification scores obtained were enhanced by 72% with the conventional *LBP* descriptor to 91% with *IDLBP* descriptor.

Key-words: Texture, Local Binary Patterns, Classification, Bone, Osteoporosis, X-Radiography.
