

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Électrique et Informatique
DEPARTEMENT ELECTRONIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Electronique

Option : Electronique Biomédicale

Thème :

Caractérisation de l'os spongieux par traitement d'image

Dirigés par :

Mme : Bouzeboudja

Présenté par :

OUADJER Youcef

Promotion : 2015/2017

Remerciements

Je tiens à saisir cette occasion et adresser mon profond remerciement et ma reconnaissance à :

Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience pour accomplir ce modeste travail.

A ma promotrice Mme Bouzeboudja, pour ses précieux conseils sa disponibilité et sa compréhension durant tout le projet.

Mes remerciements les plus sincères vont aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail, en acceptant de l'examiner et de l'enrichir par leurs propositions.

A mes amis qui par leurs encouragements, j'ai pu surmonter tous les obstacles, je cite particulièrement : Mr OUDIAI Karim et Mr Mebarki M'heni.

Je tiens à remercier ma famille et toute personne qui a participé de près ou de loin à l'exécution de ce modeste travail.



SOMMAIRE

Remerciements	i
Sommaire	ii
Liste des tableaux	iii
Liste des figures	iv
Liste des abréviations	v
Résumé	vi
Introduction générale.....	vii
<u>Chapitre I : Le tissu osseux</u>	
I.1. Préambule	1
I.2. Le squelette	1
I.3. Le tissu osseux	1
I.3.1.L'os compacte.....	2
I.3.2. L'os spongieux.....	3
I.4. Les cellules osseuses.....	3
I.4.1. Les ostéoclastes.....	4
I.4.2. Les ostéoblastes	4
I.5. Les phases du remodelage osseux.....	4
I.5.1. Phase de quiescence	4
I.5.2. Phase d'activation	4
I.5.3. Phase de résorption	4
I.5.4. Phase d'inversion	5
I.5.5. Phase de formation.....	5
I.6. Le remodelage osseux durant la vie d'un individu	5

I.7. L'ostéoporose.....	6
I.7.1. L'ostéoporose de type 1	7
I.7.2. L'ostéoporose de type 2	7
I.7.3. L'ostéoporose de type	7
I.8. Techniques de l'identification de l'ostéoporose	8
I.8.1. Quantification de la masse osseuse	8
I.8.2. Absorptiométrie en double énergie	8
I.8.3. Imagerie par résonance magnétique.....	9
I.8.3.1. Formation des images en IRM	10
I.8.4. Tomographie (CT-SCAN)	11
I.8.4.1. Formation d'images en tomographie	12
I.8.4.1.1. Atténuation.....	12
I.8.4.1.2. Projection	12
I.9. Discussion	13

Chapitre II : Texture

II.1. Préambule	14
II.2. Définition de la texture	14
II.3. Perception visuelle de la texture	15
II.4. Analyse de la texture	16
II.4.1. Analyse statistique	16
II.4.1.1 Attributs statistiques de premier ordre.....	17
II.4.1.1.1. Statistiques d'image.....	17
II.4.1.1.2. Histogramme de l'image	17
II.4.1.2. Attributs statistiques du deuxième ordre	18
II.4.1.2.1. Matrice de cooccurrence.....	18
II.4.1.2.2. Paramètres d'Haralick extraits de la matrice de cooccurrence	19
II.4.1.3. Attributs statistiques d'ordre supérieur.....	20

II.4.2. Analyse structurelle de texture	20
II.4.3. Analyse fréquentielles des textures	21
II.4.3.1. Analyse de texture par la transformée de Fourier.....	21
II.4.3.2. Analyse de texture par la fonction d'autocorrélation	22
II.4.4. Analyse spatio-fréquentielle de texture	23
II.4.4.1. Transformation de Gabor.....	23
II.4.4.2. Transformation en ondelettes	24
II.4.5. Méthodes d'analyse de texture basée sur un modèle.....	26
II.5. Discussion.....	26

Chapitre III : Fractales

III.1. Préambule.....	27
III.2. Notions de géométrie euclidienne	27
III.2.1. Les trois dimensions.....	27
III.2.2. Mesure des figures	28
III.3. Figures autosimilaire	30
III.3.1. La courbe de Von Koch	30
III.3.2. Le triangle de Sierpinski	32
III.3.3. L'éponge de Menger	33
III.4. Géométrie Fractale	34
III.4.1. Définition d'une fractale	34
III.4.2. Ensemble de Julia.....	35
III.4.3. Ensemble de Mandelbrot.....	36
III.4.4. Dimension de Hausdorff-Besicovitch	37
III.5. Méthode de calcul de la dimension fractale	37
III.5.1. Méthode basée sur le mouvement brownien fractionnaire.....	38
III.5.1.1. Méthode de la variance	38
III.5.1.2. Méthode du spectre de puissance	38

III.5.1.3. Méthode du maximum de vraisemblance.....	39
III.5.2. Méthode de mesure d'aire	39
III.5.2.1 Méthode des isarithmes	39
III.5.2.2. Méthode de recouvrement des blancs	39
III.5.2.3. Méthode des triangles.....	39
III.5.3. Méthode de comptage des boîtes	40
III.5.3.1. Méthode de comptage différentiel des boîtes.....	40
III.5.3.2. Méthode de comptage étendue	41
III.6. Discussion	42

Chapitre IV : Identification de l'ostéoporose

IV.1. Préambule.....	43
IV.2. La base de données	43
IV.3. Algorithme de comptage différentiel des boîtes	43
IV.4. Application de l'algorithme DBC sur des images Scanner.....	47
IV.4.1. Comparaison de la méthode DBC avec d'autres algorithmes.....	48
IV.4.1.1 Méthode du spectre de puissances	49
IV.4.1.2. Méthode de triangulation	49
IV.4.1.3. Méthode de la variance	50
IV.4.1.4. Interprétation des résultats	50
IV.5. Application de l'algorithme DBC sur des images IRM.....	50
IV.5.1. Comparaison de l'algorithme DBC avec d'autres méthodes	52
IV.5.1.1. Méthode de spectre de puissances	52
IV.5.1.2. Méthode de triangulation	53
IV.5.1.3. Méthode de la variance	53
IV.5.1.4. Interprétation des résultats	53
IV.6. Discussion	54

Conclusion générale.

Références bibliographiques.

Liste des tableaux

Tableau IV.1. Résultats de calcul de la dimension fractal sur des images Scanner	47
Tableau IV.2. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de spectre de puissances.	49
Tableau IV.3. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de triangulation	49
Tableau IV.4. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de la variance.	50
Tableau IV.5. Résultats de la dimension fractale sur des images IRM.....	50
Tableau IV.6. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode du spectre de puissances.....	52
Tableau IV.7. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode de triangulation.....	53
Tableau IV.8. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode de ma variance.....	53

Liste des Figures

Figure I.1 : <i>structure d'un os long</i>	2
Figure I.2 : <i>Schéma de la microstructure de l'os cortical</i>	2
Figure I.3 : <i>Représentation de l'os spongieux</i>	3
Figure I.4 : <i>Les phases du remodelage osseux</i>	5
Figure I.5 : <i>Evolution courante de la masse osseuse</i>	6
Figure I.6 : <i>structure trabéculaire des vertèbres</i>	7
Figure I.7 : <i>Passage du domaine fréquentiel au domaine spatial par la transformée de Fourier inverse</i>	10
Figure I.8 <i>scanner X de troisième génération multibarrettes (N) à rotation continue permettant des acquisitions spiralées</i>	11
FigureII.1. <i>Texture périodique</i>	15
FigureII.2. <i>Texture aléatoire</i>	15
Figure II.3. <i>Textures de Julesz contenant des statistiques de second ordre. (a) les deux régions sont difficile à discriminer par le système visuel humain. (b) les deux régions sont immédiatement discernable par le système de vision humaine</i>	16
Figure.II.4. <i>Calcul de la matrice de cooccurrence, (a) : région de 25 pixels, (b) : résultat de calcul</i>	18
Figure.II.5 <i>Calcul de la matrice de longueurs des plages, (a) : la région de 16 pixels, (b) : résultat du calcul</i>	20
Figure II.6. <i>Radiographie osseuse du calcaneum. (1) sujet sain, (2) sujet ostéoporotique. (3) et (4) les spectres de puissances respectifs</i>	22
Figure II.7. <i>Fonction d'autocorrélation effectuée sur deux radiographies osseuses. (a) pour un sujet sain. (b) pour un patient ostéoporotique.</i>	23
Figure II.8. <i>Exemple de décomposition et de reconstitution d'une image par bancs de filtres</i>	25
Figure III.1 <i>Segment à mesuré avec l'unité</i>	28
Figure III.2 <i>mesure d'un segment droit et un autre brisé avec la même unité</i>	28

Liste des Figures

Figure III.3 <i>Mesure de la surface d'une figure irrégulière par approximation de la somme des aires des rectangles.....</i>	29
Figure.III.4. <i>Mesure d'un volume : (a) : volume unité, c'est un cube chaque côté est de longueur 1. (b) : parallélépipède composé de 12 cubes unité.</i>	29
Figure III.5. <i>Première étape dans la construction de la courbe de Von Koch.....</i>	30
FigureIII.6. <i>Courbe de Von Koch obtenu en répétant le procédé six fois</i>	31
Figure III.7. <i>Courbe de Von Koch multipliée par $\alpha = 3$.</i>	32
FigureIII.8. <i>La courbe de Von Koch qui contient 4 éléments de la courbe de départ</i>	32
Figure III.9. <i>Triangle de Sierpinski.</i>	33
FigureIII.10. <i>Eponge de Menger (Sierpinski).....</i>	34
Figure III.11. <i>Ensemble de Julia.....</i>	35
Figure III.12. <i>Ensemble de Mandelbrot obtenu par l'ensemble des points du plan complexe vérifiant la relation de récurrence.</i>	36
Figure III.13. <i>Représentation du principe de l'algorithme des triangles</i>	40
Figure III.14. <i>Représentation graphique du principe de comptage différentiel des boîtes.</i>	41
Figure III.15. <i>Représentation graphique du principe de comptage étendu des boîtes</i>	41
 Figure IV.1. <i>images ROI de la base de données utilisée</i>	 43
Figure IV.2. <i>Illustration des niveaux de gris comptage différentiel des boîtes.....</i>	45
Figure IV.3. <i>Tracé de : $\text{Log}_2(R)=f(\text{Log}_2(Nr))$</i>	45
Figure IV.4. <i>Résultats de la méthode DBC, appliquée sur l'image ROI P</i>	46
Figure IV.5. <i>Droites de régressions linéaires des dix images Scanner.....</i>	47
Figure IV.6. <i>Menu principal du logiciel Gwyddion.</i>	48
Figure IV.7. <i>Résultat de la méthode DBC, appliquée à l'image IRM ROI G.....</i>	51
Figure IV.8. <i>Droites de régression linéaire des images IRM.....</i>	52

Liste des abréviations

DMO : Densité Minérale Osseuse.

DXA : Digital X-ray Absorptiometry.

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique.

CT-SCAN : Computerized Tomography- SCANNER.

OMS : Organisation Mondiale Pour la Santé.

ACF : Auto Correlation Function.

TOC : Transformée en Ondelette Continue.

TOD : Transformée en Ondelette Discrète.

DF : Dimension Fractale.

D_H : Dimension de Hausdorff.

D_T : Dimension topologiques.

FBm : Fractionnary Brownian motion.

BC : Box Counting.

DBC : Differential Box Counting.

ROI : Regions Of Interest.

RESUME

L'objectif de cette étude est la détection des premières altérations de la microarchitecture osseuse, pour identifier l'ostéoporose. L'imagerie médicale apporte un appui très important pour le diagnostic, elle est devenue même une partie intégrante dans le domaine clinique et la recherche. La caractérisation de l'os spongieux utilise le procédé de l'analyse de texture. Il existe de nombreuses études qui ont été menées pour développer des algorithmes de quantification de texture. Une texture est difficile à caractériser puisque elle dépend de la perception de l'observateur, mais il existe des méthodes qui permettent d'évaluer la régularité d'une texture. Parmi ces méthodes nous trouvons la géométrie fractale, qui repose sur l'estimation d'attributs fractals. La dimension fractale est l'attribut de référence qui évalue l'aspect d'un objet fractale. Dans ce travail nous allons proposer une méthode qui calcule la dimension fractale sur des images Scanner et IRM, pour évaluer la microarchitecture de l'os spongieux. L'algorithme utilisé pour estimer la dimension fractale est basé sur le comptage différentiel des boîtes, les résultats obtenus montrent qu'on peut distinguer entre les images pathologiques et les images saines en se basant sur la dimension fractale. Son potentiel de développement clinique est très prometteur.

Mot-clé : microarchitecture, ostéoporose, analyse de texture, dimension fractale.

Introduction générale

Le diagnostic médical s'appuie de nos jours sur des lectures informatiques des images médicales formées par plusieurs modalités d'acquisition. L'objectif des recherches actuelles dans le domaine de l'imagerie médicale est de développer et fournir les outils nécessaires pour l'aide à la détection, le diagnostic et plus important la prise en charge des différentes pathologies [Driss10]. Les systèmes informatiques d'aide au diagnostic sont en constante amélioration et sont capables de détecter des zones d'intérêts suspectes, des foyers de micro calcifications, des masses tumorales ou des détériorations architecturales.

L'imagerie médicale est une technique d'aide au diagnostic qui consiste à produire une image du corps humain en faisant interagir ce dernier avec des ondes électromagnétiques et mécaniques ; comme l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, et la réflexion des ondes ultrasonores [Dillen16]. Une avancée importante s'est produite dans le domaine de l'imagerie médicale suite à l'avènement de l'imagerie numérique, qui englobe un ensemble de techniques informatiques permettant de traiter et créer des images numériques. Autrement dit des images représentées dans un format informatique, qui peuvent être stockées et manipulées par un ordinateur.

La numérisation de l'image apporte de multiples avantages, notamment l'utilisation de techniques simples de traitement qui permettent la modification de son aspect. Ainsi l'image peut être traitée pour améliorer l'apparence visuelle ou pour extraire des informations pertinentes, par exemple la détection de signes précoces qui peuvent être révélateurs d'une pathologie sous-jacente. Une attention particulière sera accordée à l'identification par traitement d'image des tissus osseux pathologiques, pour détecter les premiers signes de l'ostéoporose.

Dans le cas de la caractérisation de l'os spongieux pour identifier l'ostéoporose, l'accès aux travées osseuses nécessitent une résolution des appareils d'imagerie supérieurs à 500 μm [Lot13] or la plupart de ces appareils ne disposent pas de cette capacité de résolution, on utilise donc une autre technique qui consiste à analyser la texture de la microarchitecture osseuse qui est une source riche en informations visuelles et une composante fondamentale dans l'analyse des images en vision par ordinateur. On sollicitera souvent le terme attributs ou paramètres pour désigner l'ensemble des caractéristiques des textures. On entend par analyse de texture l'ensemble des techniques mathématiques qui recherchent et modélisent la distribution de l'intensité des niveaux de gris des pixels dans l'espace, et calculent les relations qui existent entre des pixels en fonction de la distance qui les sépare.

La dimension fractale qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet a connu un grand succès dans le domaine du traitement d'image et en particulier en imagerie médicale. Son application s'est largement généralisée en l'occurrence en radiologie de l'os dans l'évaluation du risque fracturaire.

L'ostéoporose est une maladie généralisée du squelette caractérisée par une diminution de la masse osseuse ainsi qu'une altération de la microarchitecture du tissu osseux. Causant ainsi une fragilité osseuse et un risque de fracture très élevé, c'est pour cela que cette maladie est considérée comme un problème majeur de santé publique, et représente une charge financière importante.

Introduction générale

Nous allons proposer dans le cadre de ce travail une méthode qui permet de caractériser l'os spongieux, afin d'identifier le tissu sain d'un autre ostéoporotique. Pour ce faire nous divisons le travail en quatre chapitres, le premier décrit l'anatomie du tissu osseux, en mettant l'accent sur son organisation architecturale. On abordera aussi les mécanismes de la régénération de l'os pour aboutir vers la fin de ce chapitre aux causes de l'ostéoporose.

Dans le second chapitre nous présenterons l'état de l'art de l'analyse de la texture, en traitement d'image. Dans le troisième chapitre nous verrons les modèles fractales plus en détails, puisque ils semblent être les mieux adaptés pour résoudre notre problématique. Dans le dernier chapitre nous appliquerons une analyse fractale sur des images Scanner et IRM pour identifier l'os spongieux sain d'un autre atteint de l'ostéoporose en utilisant la méthode de comptage différentiel des boîtes (*Differential Box Counting Method*).

CHAPITRE I :

Le tissu Osseux

CHAPITRE I : Le tissu osseux

I.1. Préambule

Ce premier chapitre présente de manière générale l'ossature humaine. Les os constituent la charpente du corps humain, en servant d'appui aux parties molles. La constitution de ces différents os sera présentée ainsi que leur physiologie.

I.2. Le squelette

L'os est un organe qui donne au corps sa forme extérieure, il remplit différentes fonctions comme la protection et le soutien des parties molles. Il représente l'élément essentiel dans la transmission des forces musculaires lors du mouvement. Le tissu osseux est constitué d'eau (environ $\frac{1}{4}$ du poids de l'os), de matière organique (environ $\frac{1}{3}$ du poids de l'os) et de sels minéraux (calcium, phosphore, magnésium). Il existe deux méthodes qui permettent de classifier les os du corps [Fol02]. La première est une classification basée sur l'emplacement anatomique de l'os (axial ou appendiculaire), la seconde sur sa forme (long, court, plat, irrégulier). Les os du corps possèdent des formes variables, qui dépendent de leurs fonctions et de leurs positions dans le corps. On distingue :

- Les os longs tels que le radius et le fémur, qui se composent du corps appelé aussi diaphyse, et des extrémités ou épiphyses où se trouve l'os spongieux.
- Les os courts tels que les os du carpe, les os du tarse, les phalanges de la main et du pied.
- Les os plats tels que l'omoplate, le sternum.
- Les os irréguliers comme la vertèbre.
- Les os pneumatique, ce sont des os qui contiennent de l'air tels que les os du crâne.
- Les os sésamoïdes, ce sont des petits os situés dans l'épaisseur des tendons, tels que les os de la main ou la rotule.

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

I.3. Le tissu osseux

L'os dans sa structure présente trois parties :

- Le périoste qui est une membrane fibreuse
- L'os compact
- L'os spongieux

Le tissu osseux est un tissu de soutien et d'appui qui comporte un ensemble de cellules et de matrice extracellulaire où l'on trouve des fibres et une substance minéralisée, ce tissu comme le tissu cartilagineux articulaire rentre dans la composition des os.

La rigidité et la résistance de l'os tiennent leurs origines du tissu osseux, qui est en constant renouvellement, il joue un rôle important dans la transmission mécanique du mouvement et également un rôle métabolique puisque c'est la réserve de calcium et de phosphore.

CHAPITRE I : Le tissu osseux

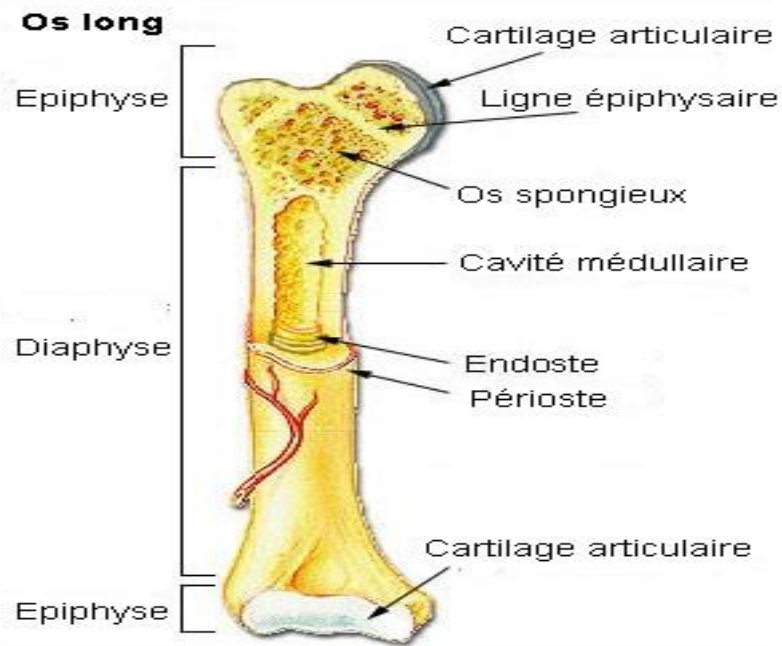


Figure I.1 : structure d'un os long.

I.3.1. L'os compact

L'os compact appelé aussi os cortical, est de nature rigide, c'est l'enveloppe externe des os et comprend des ostéons ; qui sont des unités physiologiques constituées d'un petit canal vasculaire, et les lamelles osseuses qui l'entourent. Les ostéons comprennent aussi des lamelles arciformes qui s'interposent entre eux. L'association de plusieurs ostéons donne naissance à l'os cortical. Les ostéons de structure cylindriques, sont reliés entre eux par des lamelles interstitielles formés par les restes d'ostéons antérieurs, l'ensemble donne une structure compacte.

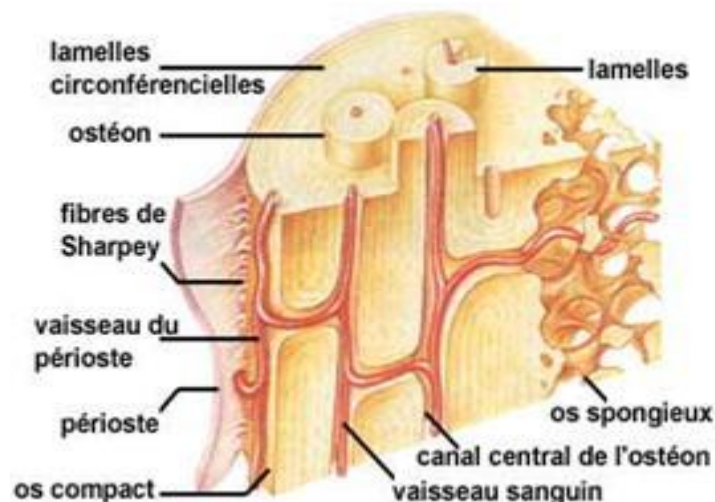


Figure I.2 : Schéma de la microstructure de l'os cortical.

I.3.2. L'os spongieux

L'os spongieux est situé dans les épiphyses des os longs et dans les os courts. Il joue un rôle d'amortisseur de chocs, il est constitué de travées osseuses qui délimitent des espaces inter communicants occupés par la moelle ainsi que par des vaisseaux sanguins. Les trabécules osseuses résistent aux contraintes de flexion, de compression et de dilatation. Elles s'appuient sur l'os compact pour transmettre les forces nécessaires aux mouvements.

L'os trabéculaire dans sa composition à l'échelle macroscopique présente une constitution d'au moins de deux matériaux distinct, de forme, de nature et de structure différentes. Autrement dit l'os trabéculaire est un matériau hétérogène, dont la microstructure est une association d'une phase organique (principalement des fibres de collagène) représentant 35 % du poids osseux [Fol03] et d'une phase minérale (45 % du poids osseux) constituée de cristaux de calcium, le reste étant essentiellement constitué d'eau.

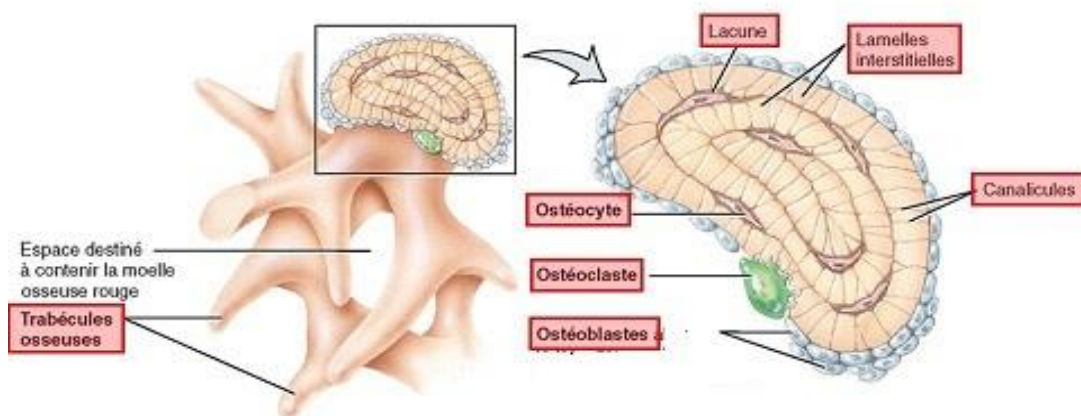


Figure I.3 : Représentation de l'os spongieux.

- A gauche : agrandissement des travées osseuses.

-A droite : coupe d'une travée de l'os trabéculaire.

I.4. Les cellules osseuses

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

I.4.1. Les ostéoclastes

Ces cellules sont de formes géantes, de type macrophage ; elles possèdent un nombre considérable de mitochondries et de lysosomes qui sont des organites cellulaires qui contiennent des enzymes ayant pour fonction de dégrader la matrice osseuse [Mouss10].

I.4.2. Les ostéoblastes

Il existe plusieurs types d'ostéoblastes :

- **Les cellules bordantes** : ce sont des cellules allongées et aplaties, elles trouvent leurs origines dans les ostéoblastes et forment une couche cellulaire à la surface de la matrice osseuse.
- **Les ostéocytes** : elles sont issues des ostéoblastes et se situent dans la matrice osseuse, les ostéocytes sont reliées entre elles par des canalicules ; petits canaux vasculaires
- **Ostéoblastes matures** : ces cellules sont responsables de la formation du tissu osseux ; alignées sur la surface de l'os jeune récemment formé, elles se multiplient le long des travées osseuses.

I.5. Les phases du remodelage osseux

Pour que le tissu osseux se renouvelle il doit passer par plusieurs phases qui sont :

I.5.1. Phase de quiescence :

Cette phase peut durer dans un état normal plusieurs années, où les cellules bordantes recouvrent la surface de l'os, c'est pour ça que les ostéoclastes ne peuvent pas y accéder.

I.5.2. Phase d'activation :

Pendant cette étape les précurseurs mononucléés des ostéoclastes ; les pré-ostéoclastes surviennent le long de la surface osseuse recouverte de cellules bordantes, ces dernières se rétractent pour laisser place aux cellules ostéoclastes qui ont pour fonction la dégradation de la matrice osseuse.

I.5.3. Phase de résorption :

Les ostéoclastes commencent par former une lacune dans l'os, cette phase débute par l'adhésion des ostéoclastes à la surface osseuse qui possèdent des organites responsables de la libération d'enzymes de résorption. Une fois les enzymes libérés dans la matrice osseuse le PH de la matrice osseuse commence à augmenter ce qui provoque la dissolution des constituants minéraux du tissu osseux. La partie organique (le collagène) du tissu osseux est aussi décomposée grâce à une enzyme appelée hydrolase, tous les déchets associés au processus de la résorption sont éliminés vers le système vasculaire.

I.5.4. Phase d'inversion :

Dans cette phase les ostéoblastes se multiplient et se divisent pour reconstruire le squelette.

I.5.5. Phase de formation :

Les ostéoblastes comblent la lacune de l'os qui a été formée par les ostéoclastes pendant la résorption, lors de cette phase il subsiste des cellules piégées dans la matrice osseuse, elles deviennent des ostéocytes.

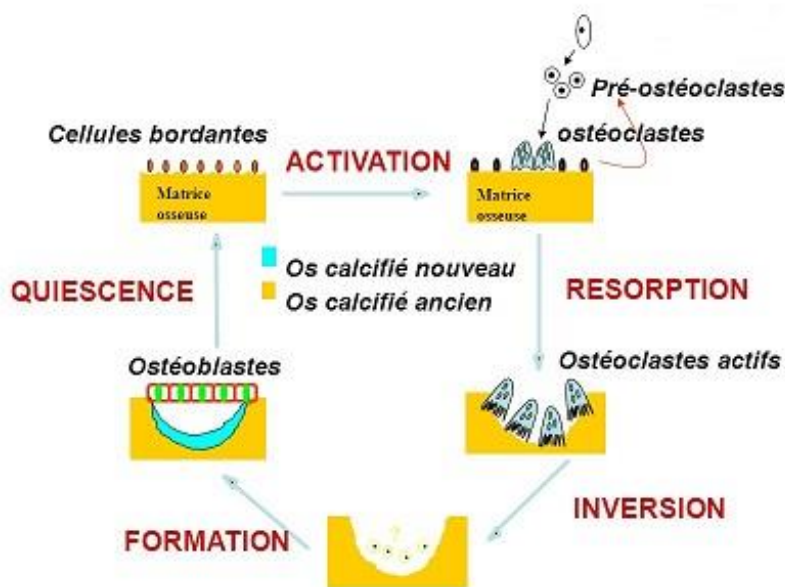


Figure I.4 : Les phases du remodelage osseux

I.6. Le remodelage osseux durant la vie d'un individu :

L'os compact ou trabéculaire est en constant renouvellement ce que l'on appelle remodelage osseux, les deux processus de formation et de résorption sont synchronisés par l'intermédiaire d'un ensemble d'ostéoblastes et d'ostéoclastes appelées couramment unités de remodelage ou ostéons.

Chez un individu en bonne santé les taux de résorption et de formation restent constants, ce qui permet la conservation de la masse osseuse mais cette balance osseuse ne sera pas toujours positive [Fol02] : le pic de formation de l'os est atteint vers l'âge de 25 ans, chaque année un homme adulte renouvelle 25 % de son os trabéculaire et 4 % de son os cortical. La perte osseuse est un phénomène physiologique qui consiste en la réduction de la masse du tissu osseux, qui est directement lié au vieillissement ; il est à noter que plusieurs facteurs sont

CHAPITRE I : Le tissu osseux

responsables de cette perte notamment le mode de vie, l'alimentation ainsi que le facteur héréditaire. L'ostéopénie est différente selon le sexe ; en effet chez la femme âgée de plus de 50 ans la perte est plus importante que celle de l'homme du même âge. La carence des œstrogènes accélère le processus du remodelage, ce qui agit directement sur la perte du capital osseux, cette phase observée chez la femme atteint son maximum durant les 5 à 6 années post-ménopausiques. L'os spongieux subit plus particulièrement les mécanismes de la raréfaction du tissu osseux, après la ménopause la résorption est plus élevée que la formation osseuse. Chez les personnes ayant plus de 70 ans, la perte est aggravée par le manque de calcium et de la vitamine D. le résultat c'est donc un déséquilibre entre le processus physiologique de la formation dont les ostéoblastes sont responsables et la quantité d'os détruit par les ostéoclastes.

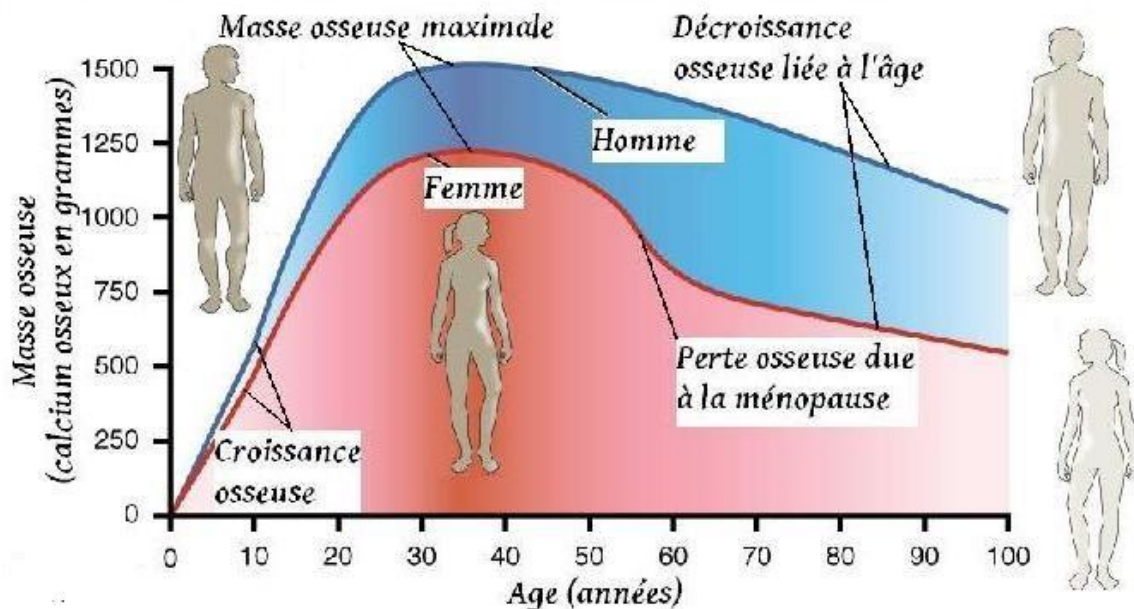


Figure I.5 : Evolution courante de la masse osseuse.

I.7. L'ostéoporose

L'ostéoporose est une maladie qui touche le squelette, elle se caractérise par une baisse de la masse osseuse, accompagnée d'une dégradation de l'architecture du tissu osseux. Fragilisant ainsi l'os ce qui augmente le risque de fracture. Une femme ayant un pic de masse osseuse bas ou une perte élevée après la ménopause est sujette à cette pathologie. Selon l'Organisation Mondiale pour la Santé (OMS), l'ostéoporose est une maladie généralisée du squelette caractérisée par une densité osseuse basse et des altérations de la microarchitecture osseuse, elle évolue avec le vieillissement et peut toucher les hommes de plus de 65 ans. L'os cortical est touché par son amincissement la conséquence directe c'est l'augmentation de ses porosités [Mou10].

Au niveau du tissu trabéculaire, il y a une réduction et une diminution des travées osseuses, ce qui entraîne la déconnection des microstructures. Du point de vue clinique les sites squelettiques les plus touchés par les fractures sont le poignet, l'extrémité supérieure du fémur et les vertèbres [Mou10].

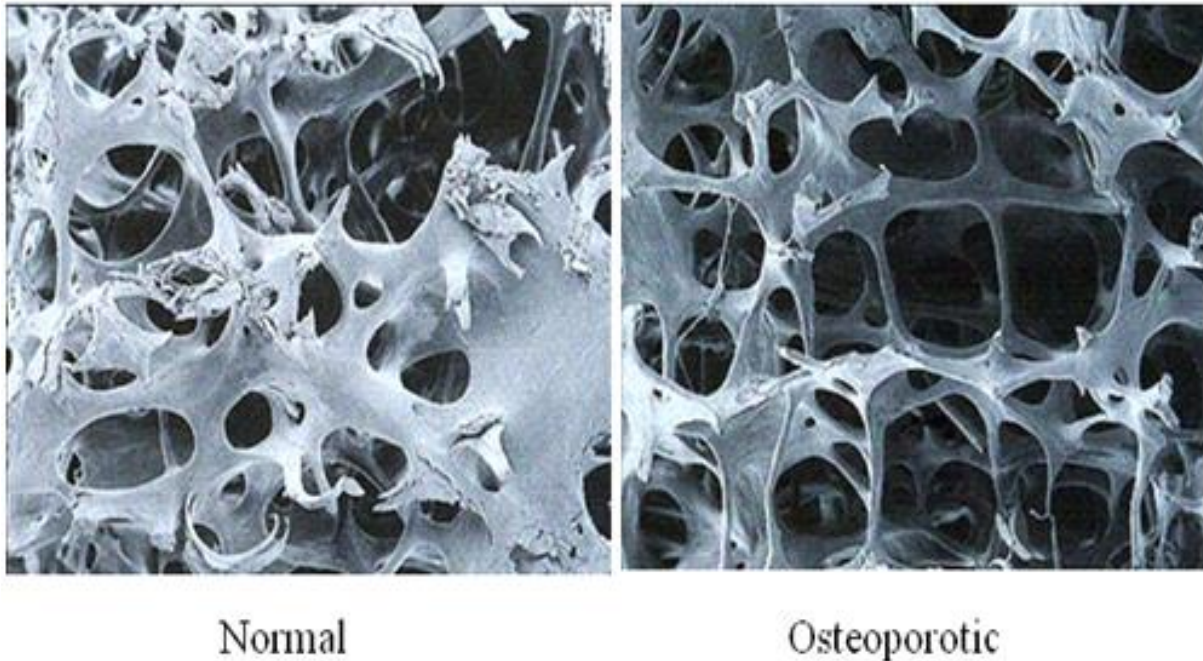


Figure I.6 : *structure trabéculaire des vertèbres.*

I.7.1. L'ostéoporose de type 1

Elle survient après la ménopause (ostéoporose post-ménopausique), touche essentiellement le tissu trabéculaire et se traduit cliniquement par des fractures du radius et des vertèbres par écrasements (tassements vertébraux). Cette ostéoporose de type 1 est directement liée à la chute hormonale

I.7.2. L'ostéoporose de type 2

C'est une ostéoporose qui touche l'os cortical, ce dernier devient mince et poreux. Elle se traduit par des fractures des os long même dans le cas de traumatismes mineurs (faible intensité). Cette pathologie est présente chez les personnes de plus de 70 ans ayant eu une fracture du col du fémur.

I.7.3. L'ostéoporose de type 3

Les mécanismes de ce type d'ostéoporose n'ont pas encore été révélés, elle touche les hommes et les femmes.

I.8. Techniques d'identification de l'ostéoporose

Le milieu médical a mis au point un ensemble de techniques qui permettent d'identifier l'ostéoporose, on cite parmi celles-ci la mesure de la densité minérale osseuse (DMO), les techniques d'imageries comme la tomographie et l'imagerie par résonance magnétique.

I.8.1 Quantification de la masse osseuse

C'est une technique fiable et non invasive, elle consiste à mesurer la densité minérale osseuse afin de diagnostiquer l'ostéoporose et de déterminer les facteurs de risques concernant les fractures que peut subir une personne atteinte de cette maladie.

La mesure de la masse osseuse consiste à l'évaluer en calculant un indice appelé T-score ; ce dernier est déterminé par la différence entre la valeur de la masse osseuse mesurée et la moyenne de sujets jeunes considérés non atteints de l'ostéoporose [Mou10].

Le T-score est situé dans les intervalles suivants :

- $-1 \leq T\text{-score}$: le sujet est normal.
- $-2,5 \leq T\text{-score} < -1$: le sujet présente une ostéopénie (perte osseuse).
- $T\text{-score} < -2,5$: l'ostéoporose est confirmée.

Le T-score s'applique comme critère d'évaluation uniquement pour les femmes ménopausées, pour les femmes non ménopausées, il faut utiliser le Z score ; si Z score < -2 , il indique que le patient souffre d'une insuffisance de densité osseuse. La densité minérale osseuse (DMO) n'est pas le seul déterminant du risque de fracture car 50% des fractures surviennent chez des sujets non ostéoporotiques donc la densitométrie quantifie la masse osseuse mais ne donne pas d'information sur la qualité de la microarchitecture.

I.8.2 Absorptiométrie en double énergie

C'est une technique d'imagerie par rayon X qui se fait sur deux parties ; le rachis lombaire et le col fémoral, cette méthode est basée sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de photon par la matière. Elle est nommée DXA (Dual energy X-ray Absorptiometry). Elle consiste à mesurer la masse selon la loi de Beer-Lambert :

$$I(E) = I_0(E) e^{-\sum \mu_i(I) M_i} \quad (\text{I.1})$$

Avec I : l'énergie résiduelle.

I_0 : l'énergie incidente.

μ_i : coefficient d'atténuation massique.

On note l'absorbance par la relation suivante : $A = \text{Log}_{10} (I_0(E)/I(E))$.

CHAPITRE I : Le tissu osseux

Il faut mesurer l'atténuation des trois types de matériaux suivants : les tissus gras, les tissus mous et l'hydroxyapatite qui est significative des régions osseuses [Lam06].

$$M(\text{HE}) = \mu_m(\text{HE}) M_m + \mu_g(\text{HE}) M_g + \mu_{\text{hyd}}(\text{HE}) M_{\text{hyd}} \quad (\text{I.2})$$

$$M(\text{BE}) = \mu_m(\text{BE}) M_m + \mu_g(\text{BE}) M_g + \mu_{\text{hyd}}(\text{BE}) M_{\text{hyd}} \quad (\text{I.3})$$

μ_m : coefficient d'atténuation massique des tissus mous.

μ_g : coefficient d'atténuation massique des tissus gras.

μ_{hyd} : coefficient d'atténuation de l'hydroxyapatite.

HE : la valeur de l'atténuation mesurée à haute énergie.

BE : la valeur de l'atténuation mesurée à basse énergie.

M_m , M_g , M_{hyd} , sont respectivement les masses surfaciques des tissus mous, tissus gras, hydroxyapatite.

Afin de déterminer la masse d'hydroxyapatite, il faut réaliser deux mesures avec des différentes énergies, en ayant connaissance au préalable des masses surfaciques des graisses des tissus mous et des tissus maigres. Il reste à résoudre un système d'équation issus de (I.2) et (I.3). Si le T-score mesuré est inférieur à 2,5 écarts type alors on parle d'ostéoporose.

I.8.3 Imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'IRM exploite les propriétés magnétiques de certains atomes tels que l'hydrogène (1H). Le proton a la particularité de tourner sur lui-même, ce qui crée un champ magnétique dipolaire alors le proton devient assimilable à un aimant. S'il n'existe pas de champ magnétique le moment magnétique possède une direction propre, le principe de l'acquisition d'une image IRM est le suivant

- Si un champ magnétique B_0 est appliqué les spins se regroupent sur deux niveaux d'énergie, ils tournent autour de la direction de B_0 à la pulsation ω_0 appelée fréquence de Larmor. Le champ magnétique est de l'ordre de 1.5 à 3 Tesla. Les moments magnétiques individuels effectuent un mouvement de précession autour du champ magnétique B_0 .
- Une antenne va émettre une impulsion radiofréquence c'est un champ électromagnétique d'excitation B_1 à la fréquence de Larmor ce qui fera rentrer les protons en résonance perturbant ainsi l'alignement, par conséquent l'angle des moments magnétiques ne suit plus la direction du champ B_0

- L'antenne réceptrice recueille le signal électromagnétique émis par les protons lors du retour à l'équilibre après excitation.

I.8.3.1 Formation des images en IRM

En IRM, le signal mesuré est issu de l'ensemble des tissus présent dans le champ B_0 , afin de former une image, des gradients de champ magnétique sont utilisés; un gradient est un champ magnétique de faible intensité qui varie linéairement dans l'espace et qui s'ajoute à B_0 de manière contrôlée dans le temps [Dil16]. Une image IRM est acquise dans le domaine fréquentiel appelé aussi domaine de Fourier; après une transformée de Fourier inverse, l'image obtenue est une matrice de trois dimensions qui fait correspondre à chaque point de l'espace nommé voxel une intensité du signal mesuré.

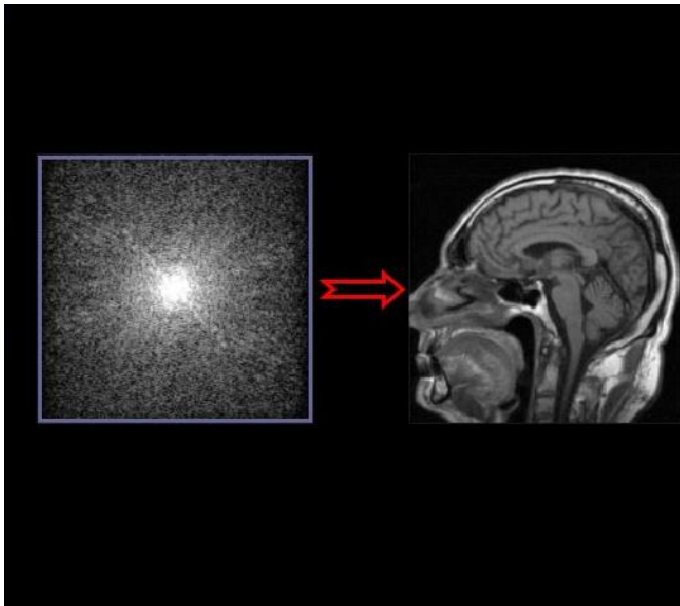


Figure I.7 : *Passage du domaine fréquentiel au domaine spatial par la transformée de Fourier inverse.*

La figure I.7 montre que la périphérie de l'espace de Fourier contient les points dont les signaux sont de plus faibles intensité et de haute fréquence spatiale; la périphérie indique les informations sur la résolution spatiale. Le centre de l'espace de Fourier contient les points dont les signaux sont les plus intenses en amplitude correspondant à des basses fréquences spatiales, ce sont les informations sur le contraste.

Lorsque l'IRM est appliquée sur l'os trabéculaire le signal reçu par l'antenne provient de la moelle osseuse contenue dans les cavités trabéculaires, le tissu osseux solide ne donne aucun signal: il est perçu sur les images comme du bruit. L'inconvénient majeur de cette

méthode est la résolution spatiale qui reste limitée ce qui n'assure pas une exploitation optimale des images de la structure osseuse.

I.8.4 Tomographie (CT-SCAN)

La tomographie ou tomodensitométrie, appelé aussi CT-SCAN, qui veut dire computerized tomography scanner est un système d'imagerie qui exploite l'atténuation des rayons X dans les différents constituants de l'organisme. Contrairement à la radiographie classique qui a pour principe d'explorer les tissus du corps humains par des projections en deux dimensions la tomodensitométrie permet d'obtenir des informations sur les volumes des tissus par des coupes. La figure (I.8) illustre le dispositif d'acquisition par rayons X

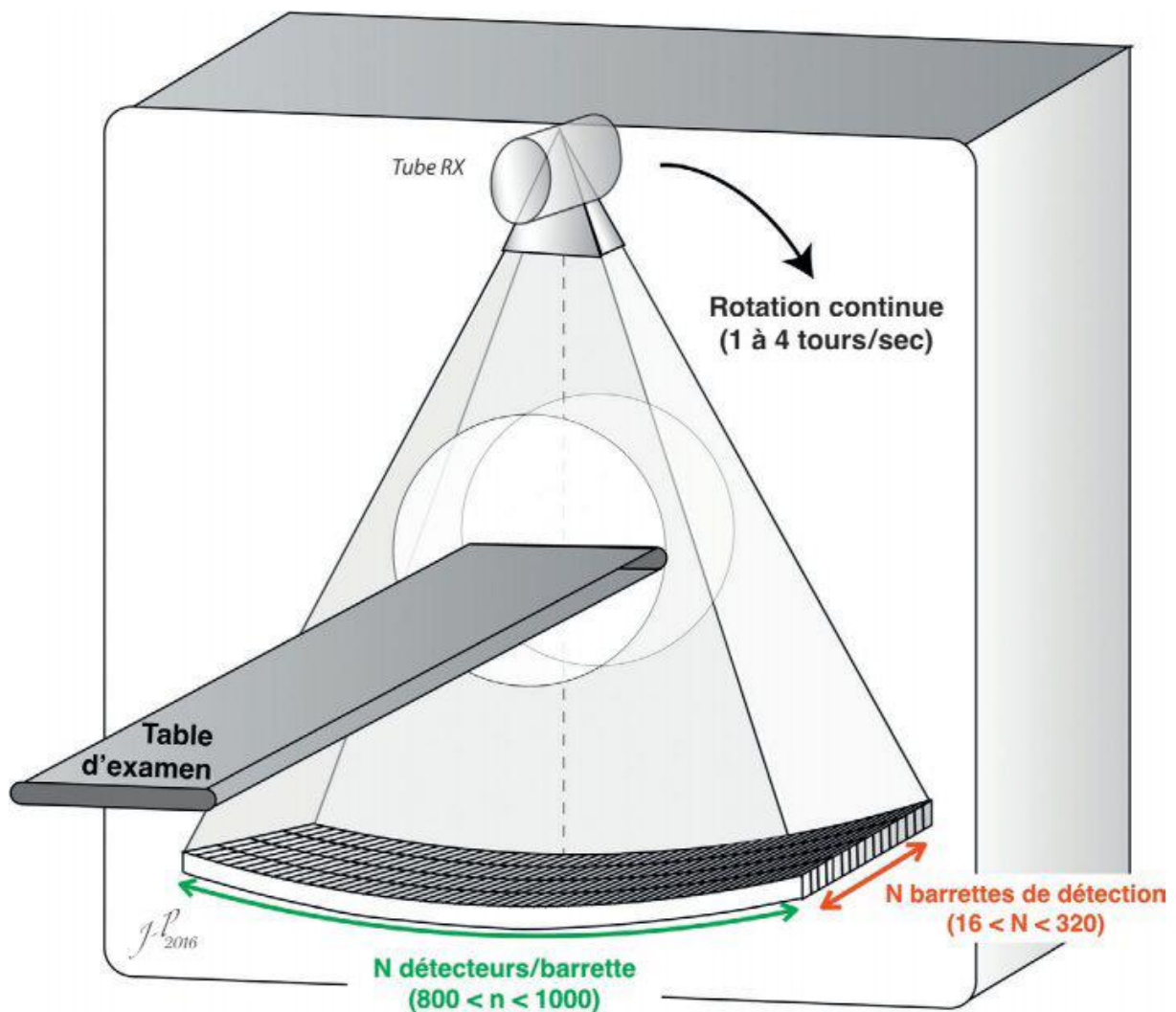


Figure I.8 scanner X de troisième génération multibarrettes (N) à rotation continue permettant des acquisitions spiralées.

I.8.4.1 Formation d'image en tomographie

Le principe consiste à mesurer l'atténuation d'un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube est le détecteur tournent autour de l'organe à explorer. Différents profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotations différents, un signal électrique est formé par le détecteur ; puis suit l'étape de l'échantillonnage et de la numérisation. Les données sont rétro projetée sur une matrice de reconstruction puis transformée en image analogique [Dil16]

I.8.4.1.1 Atténuation

Un faisceau de rayons X traverse un objet homogène d'épaisseur x subit une atténuation, qui est en fonction de la densité de l'organe. L'atténuation est obtenue par soustraction entre la valeur de l'intensité avant et après la traversée de l'organe à examiner. La loi de l'atténuation est définie par la relation :

$$\text{Log}(I_0/I) = \mu x \quad (\text{I.4})$$

Avec I_0 : intensité incidente du faisceau.

I : intensité émergente.

μ : coefficient d'atténuation de l'organe traversée.

x : épaisseur du tissu.

Lors de sa traversée du tissu le faisceau rencontre des structures de densité différentes. C'est pour ça que l'atténuation dépende de plusieurs inconnues [Dris10] : $\mu_1 x_1, \mu_2 x_2, \dots, \mu_n x_n$.

I.8.4.1.2 Projections

Le capteur qui reçoit les rayons X transforme les photons incident en un signal électrique, il est proportionnel à l'intensité du faisceau. La projection correspond à l'ensemble des signaux électriques donnés par tous les détecteurs pour un angle de rotation spécifique. Une série de profils d'atténuation est enregistrée grâce au mouvement de rotation autour du grand axe de l'objet à examiner, ces profils résultent de la traversée de la même coupe suivant différents angles de rotations.

On peut reconstruire une image du plan de coupe étudié et cela avec les projections obtenues suivant des angles différents. Les méthodes qui permettent la reconstruction d'une image informatique sont classées en deux catégories [Dris10] :

- La première fait appel à des méthodes algébriques
- La deuxième utilise des méthodes analytiques

I.9. Discussion

En termes de masse osseuse le tissu cortical est bien plus important ; 80% contre 20% pour le tissu spongieux, mais l'os compact ne présente que 20 % de la surface d'échange entre l'os et la moelle. C'est pour cette raison que l'os trabéculaire constitue le meilleur site squelettique pour l'étude de pathologie comme l'ostéoporose.

L'élément le plus important dans la caractérisation mécanique des tissus osseux est sa résistance. Pour évaluer au mieux les caractéristiques du tissu osseux on fait appel à la mesure de la densité minérale osseuse (DMO), c'est le principal déterminant des caractéristiques mécaniques de l'os.

Il existe divers techniques qui permettent de caractériser la microarchitecture de l'os spongieux certaines peuvent être mesurées sur des échantillons osseux, d'autres utilisent des examens d'imagerie modernes comme la tomodensitométrie ou l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Ces modalités d'imagerie permettent d'établir une analyse sur la texture osseuse, ce qui fera l'objet de notre présentation dans le deuxième chapitre.

CHAPITRE II :

Texture

II.1. Préambule

L'évaluation de la microarchitecture du tissu osseux nécessite une résolution de l'image proche de celle des travées osseuses, or pour la plupart des tomographes clinique la résolution d'une coupe est supérieure à 500 μ m [Dris10], l'accès aux trabécules osseuses est impossibles. Dans ce cas on utilise une autre méthode pour caractériser l'os spongieux qui consiste à analyser son aspect texturé. Ce deuxième chapitre présente la texture en traitement d'image, ainsi qu'un aperçu sur l'état de l'art d'analyse de la texture.

II.2. Définition de la texture

La texture au sens littéraire se définit comme suit : répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace. C'est une définition qui caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain, la notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. Il existe des adjectifs qui permettent de décrire la texture qualitativement qui sont : grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, régulière, irrégulière, marbrée.

Haralick en 1979 étend la définition en décrivant la texture comme un phénomène à deux dimensions : la première concernant la description d'éléments de base ou primitives à partir desquels est formée la texture, la deuxième dimension concerne la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

L'étude des textures dans les images est un thème qui suscite beaucoup d'intérêt dans la communauté du traitement d'image, il s'agit d'un domaine de recherche encore largement ouvert si l'on en croit le nombre de publications récentes portant sur ce sujet que l'on peut trouver dans la littérature. Les approches utilisées pour identifier ou décrire une texture sont très variées, toutes aussi divers que les textures que l'on trouve dans la nature. Il y a aussi différents types d'applications de l'analyse de texture ; on peut citer la reconnaissance de texture afin d'effectuer une classification ou une segmentation :

- **La classification** : a pour but de donner une image classifiée où chaque région uniformément texturée est assignée à la classe de texture à laquelle elle appartient et ce suivant un certain critère de similitude.
- **La segmentation** qui consiste à détecter les frontières entre deux textures adjacentes dans la même image.

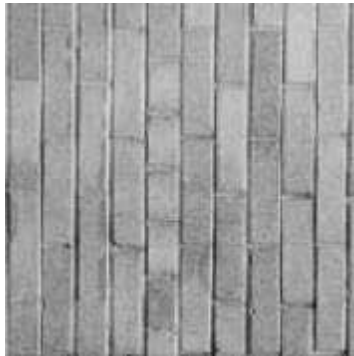
En pratique on distingue deux classes de textures qui correspondent à deux niveaux de perception : les *macrotextures* et les *microtextures*.

- **macrotextures**

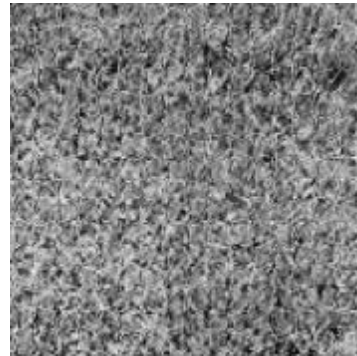
Elles présentent un aspect régulier, sous forme de motifs répétitifs spatialement disposés selon une règle précise par exemple une peau de lézard, un mur de brique (Figure II.1), la périodicité du motif dans ce cas est évidente. Cette catégorie de texture est décrite par une approche structurelle déterministe.

- *microtextures*

Elles présentent des primitives microscopiques dont la distribution est de manière aléatoire et qui n'a pas de régularité apparente par exemple le sable, les nuages, la laine tissée figure(II.2). D'où une approche probabiliste visant à caractériser l'aspect anarchique, pour ce faire on utilise des lois statistiques, une description spectrale en terme de densité de puissance, des propriétés de corrélations.



FigureII.1. *Texture périodique.*



FigureII.2. *Texture aléatoire.*

II.3. Perception visuelle de la texture

Julesz a étudié de façon très approfondie la perception des textures. Afin de différencier un ensemble de textures, il se base sur l'analyse des statistiques spatiales des niveaux de gris d'une image. La comparaison des textures selon l'ordre statistique est le volet dans lequel ses travaux se sont orientés. Les statistiques de premier ordre calculent la probabilité d'observer un niveau de gris à un emplacement aléatoire d'une image, alors que les statistiques du second ordre calculent la probabilité d'observer une paire de niveaux de gris selon une orientation et une distance.

Selon la perception visuelle humaine des textures, on utilise les statistiques du second ordre des niveaux de gris, cependant Gagalowicz en 1983 affirme le contraire en donnant des contre-exemples ; en effet il y a des textures avec des statistiques d'ordre 1 et 2 qui sont identiques. Julesz affirme également qu'il est difficile de différencier deux textures si leurs statistiques du second ordre sont identiques : figure II.3(a), il y a deux régions texturées ayant un second ordre statistique identique et nous pouvons voir qu'il est difficile de les discerner. Par contre la figure II.4 possède deux textures de second ordre statistique identique et les deux régions sont visibles.

Pour résoudre cette difficulté Julesz propose la théorie des textons, qui sont des symboles de base pouvant être décrits par leurs colinéarités, leurs terminaisons. Dans la figure II.3(a) le nombre de terminaisons entre deux régions est identique alors que dans la figure II.3(b) il y a trois terminaisons pour la région supérieure et quatre pour la région du bas, c'est pour cela qu'elles sont plus faciles à discerner.

- L'histogramme de l'image.
- Les matrices de cooccurrence.
- Les matrices de longueurs des plages.

Ces descripteurs qu'on vient de citer peuvent être classés selon leurs ordres, l'ordre du descripteur dépend essentiellement du type d'interaction spatiale entre les pixels considérés, pour l'histogramme de l'image par exemple on s'intéresse uniquement au pixel lui-même, il appartient donc aux descripteurs statistiques du premier ordre. Les matrices de cooccurrences sont des descripteurs du second ordre puisque leurs calculs considèrent des couples de pixels [Lot13].

II.4.1.1. Attributs statistiques de premier ordre :

II.4.1.1.1. Statistiques d'image

Il y a de nombreuses statistiques qu'on peut extraire de l'image pour caractériser la texture, les statistiques les plus couramment employées sont :

- **La moyenne** : c'est un paramètre qui donne une approximation sur l'intensité moyenne des niveaux de gris de l'image.
- **La variance** : qui est une estimation de la dispersion des intensités des niveaux de gris.
- **La dissymétrie** : mesure le degré d'asymétrie des valeurs d'intensité par rapport à leurs moyennes.
- **L'aplatissement** : calcule le degré de concavité ou de convexité des intensités des pixels par rapport à leur moyenne.

Ces statistiques prennent en considération le niveau de gris des pixels et ne mettent pas en évidence les relations spatiales entre ces derniers. La caractérisation de la texture des travées osseuses avec ces paramètres n'est pas très performante [Lot13].

II.4.1.1.2. Histogramme de l'image

Les histogrammes décrivent la distribution des pixels de l'image, dans le cas où l'image est représentée en niveaux de gris l'histogramme contiendra 256 cellules chacune contient le nombre de pixels de l'image caractérisée par le niveau d'intensité considéré.

On peut extraire des attributs à partir de l'histogramme afin de distinguer entre les différentes classes :

- **La médiane** : partage l'histogramme en deux parties.
- **Le mode** : correspond au maximum de l'histogramme.
- **Intervalle interquartile** : permet de caractériser la dispersion autour de la médiane.

CHAPITRE II : Texture

Les histogrammes de l'image comme les statistiques ne prennent en compte que l'information des niveaux de gris, les relations spatiales entre ces derniers n'est pas analysée. Donc pour caractériser la microarchitecture du tissu spongieux il faut considérer les statistiques d'ordre supérieur.

II.4.1.2. Attributs statistique du deuxième ordre

II.4.1.2.1. Matrice de cooccurrence

Les matrices de cooccurrences appelées aussi matrice de dépendance spatiales des niveaux de gris, permettent de déterminer la fréquence d'apparition d'un motif formé de deux pixels séparés par une certaine distance d dans une direction particulière : $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 135° . Cette matrice est une matrice carrée de taille n^2 où n correspond aux nombres de niveaux de gris de l'image.

- ❖ Exemple : Soit S_T la matrice de cooccurrences calculée sur une région de 25 pixels, quantifiés sur 8 niveaux de gris avec la translation $T = (0, 1)$ (un pixel vers le bas).

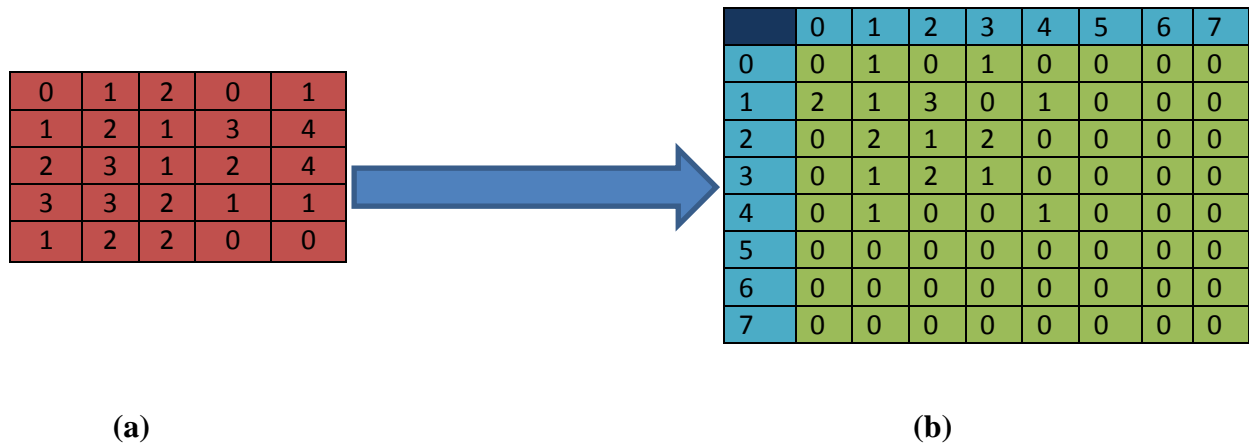


Figure.II.4. Calcul de la matrice de cooccurrence, (a) : région de 25 pixels, (b) : résultat de calcul

II.4.1.2.2 Paramètre d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences

(Haralick, 1958) a défini des indices qui permettent d'extraire des attributs de textures des matrices de cooccurrences. Les plus couramment utilisés sont [Lot13] :

- **L'énergie : ENE**, mesure la monotonie de la texture. La forte valeur de ce paramètre indique une distribution des niveaux de gris qui est constante, elle est calculée par la formule suivante :

$$ENE = \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta)^2] \quad (\text{II.1})$$

- **Le contraste : CST**, si la valeur est élevée ça voudrait dire que la texture présente des passages d'un pixel très clair à un autre très foncé, il est donné par la formule suivante :

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

- **L'entropie : ENT**, mesure le désordre dans une image, elle atteint de fortes valeurs pour des textures complètement aléatoires.

$$ENT = - \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[P_{N_i, N_j}(d, \theta) \times \log_2 \left(P_{N_i, N_j}(d, \theta) \right) \right] \quad (II.3)$$

- **La variance : VAR**, mesure l'hétérogénéité de la texture. Si sa valeur augmente donc les niveaux de gris diffèrent par rapport à leurs moyennes.

$$VAR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[(N_i - \mu)^2 \times P_{N_i, N_j}(d, \theta) \right] \quad (II.4)$$

- **La corrélation : COR**, la corrélation mesure la dépendance linéaire par rapport au déplacement « d » des niveaux de gris dans l'image :

$$COR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{(N_i - \mu)(N_j - \mu) \times P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{\sigma^2} \right] \quad (II.5)$$

- **Moment de différence inverse : IDM** (*Inverse Difference Moment*) : calcule l'homogénéité de la texture :

$$IDM = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{1 + (N_i - N_j)^2} \right] \quad (II.6)$$

II.4.1.3 Attributs statistiques d'ordre supérieur :

Matrice de longueurs des plages :

Cette méthode a été proposée par Galloway en 1975. Une plage est un ensemble connexe de pixels contenant le même niveau de gris. La méthode consiste premièrement à déterminer l'ensemble des plages présentes sur l'image, puis d'extraire des statistiques sur leurs longueurs. Pour chaque orientation (θ) des plages on fait correspondre plusieurs matrices. On donne I une image ayant N_g niveaux de gris et N_l le nombre de longueur de plage dans la direction (θ), $R(\theta)$ est la matrice définie par N_g lignes et N_l colonnes, tel que l'élément $r(i, j)$ de la matrice correspond au nombre de plage des niveaux de gris (i) et de longueur (j) suivant la direction (θ). Les orientations utilisées habituellement pour calculer la matrice de longueurs des plages sont : 0° , 45° , 90° et 135° .

- ❖ Exemple : matrice des longueurs des plages calculées sur une région de 16 pixels quantifiée sur 4 niveaux de gris, Pour une direction 0°

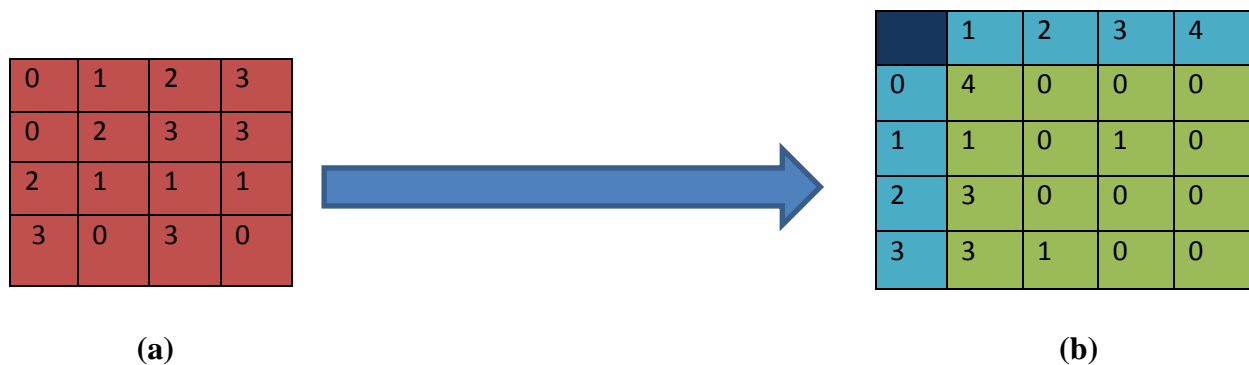


Figure.II.5 Calcul de la matrice de longueurs des plages, (a) : la région de 16 pixels, (b) : résultat du calcul

II.4.2. Analyse structurelle de texture

Afin de caractériser la morphologie ainsi que la topologie du réseau trabéculaire, on procède d'abord à la binarisation de l'image ; pour y parvenir il faut choisir un seuillage adéquat pour chaque type d'image. Une fois cette binarisation effectuée, il faut caractériser les différentes orientations des travées osseuses. Parmi les méthodes qui permettent la caractérisation de la microarchitecture osseuse on trouve : (*Mean Intercept Length, Star Volume, Structure Model Index, ...*).

II.4.3. Analyses fréquentielles des textures :

II.4.3.1 Analyse de texture par la transformée de Fourier :

La transformée de Fourier est un outil fondamental du traitement du signal et de l'image cette approche consiste à décomposer un signal en un ensemble de sinusoides complexes. Dans le cas d'une image de taille $M \times N$ on utilise la transformée de Fourier discrète bidimensionnelle qui est donnée par l'expression suivante :

$$F(u, v) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M I(k, l) e^{-j2\pi(\frac{k}{N}u + \frac{l}{M}v)} \text{ avec } j^2 = -1 \quad (\text{II.7})$$

La transformée de Fourier inverse de l'image est donnée par :

$$I(k, l) = \frac{1}{N \times M} \sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^M I(u, v) e^{j2\pi(\frac{u}{N}k + \frac{v}{M}l)} \quad (\text{II.8})$$

Les coefficients de Fourier $F(u, v)$ donnent des informations sur les fréquences (u, v) . Les termes de basses fréquences représentent les variations douces des niveaux de gris dans l'image, tandis que les termes de hautes fréquences représentent les variations rapides [Ame10].

On appelle $|F(u, v)|^2$ le spectre de puissance, la figure II.4 donne la distribution de l'énergie dans le spectre de puissance pour deux textures trabéculaires, la première appartient à un sujet sain et la seconde est d'un sujet ostéoporotique.

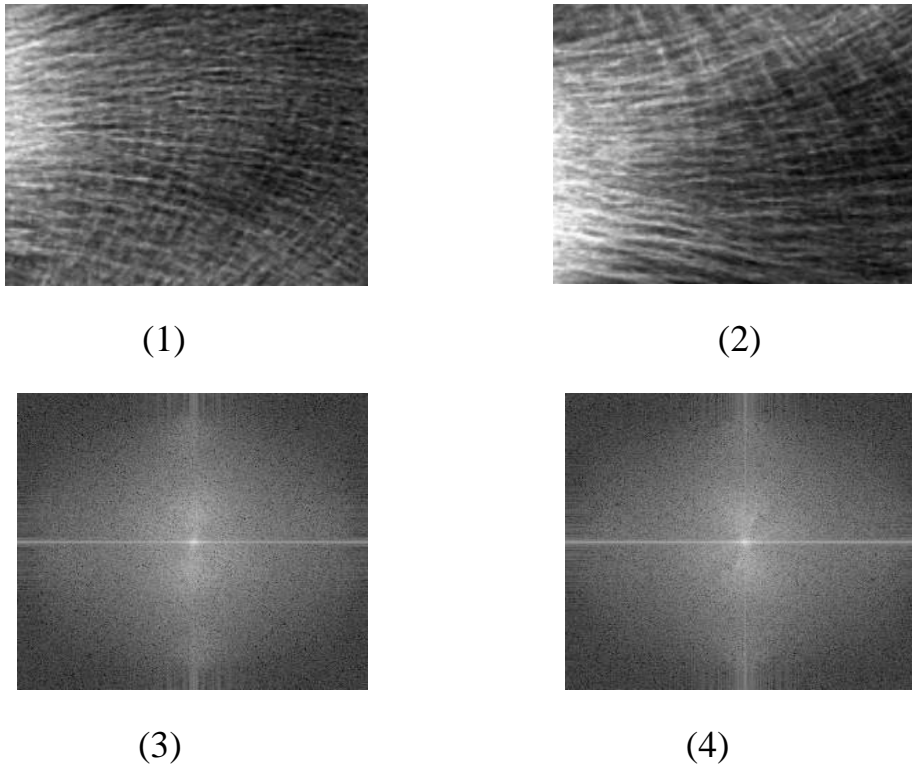


Figure II.6. Radiographie osseuse du calcanéum. (1) sujet sain, (2) sujet ostéoporotique. (3) et (4) les spectres de puissances respectifs, [Lot13].

Dans une image de la transformée de Fourier on observe les basses fréquences au centre de l'image et les hautes fréquences en périphérie.

II.4.3.2. Analyse de texture par la fonction d'autocorrélation :

La fonction d'autocorrélation (*ACF* : *Auto Correlation Function*) d'une image permet d'évaluer le taux de régularité de la texture, elle est donnée par la formule suivante :

$$x(p, q) = \frac{M.N}{(M - p)(N - q)} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{M-p} \sum_{j=1}^{N-q} f(i, j) \cdot f(i + p, j + q)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f^2(i, j)} \quad (\text{II.9})$$

Avec :

- M, N : représentent les dimensions de l'image.
- (p, q) un vecteur qui définit le déplacement selon la position (i, j).
- f (i, j) est l'intensité à la position (i, j).

Pour une texture grossière la fonction décroît lentement lorsque la distance grandit. Par contre pour une texture fine elle décroît rapidement avec la distance. Si la fonction d'autocorrélation croît et décroît périodiquement avec la distance, alors la texture est périodique. La figure II.6

présente un exemple de calcul de la fonction d'autocorrélation bidimensionnelle effectuée sur les deux images de la figure II.5. (1) et figure II.5. (2).

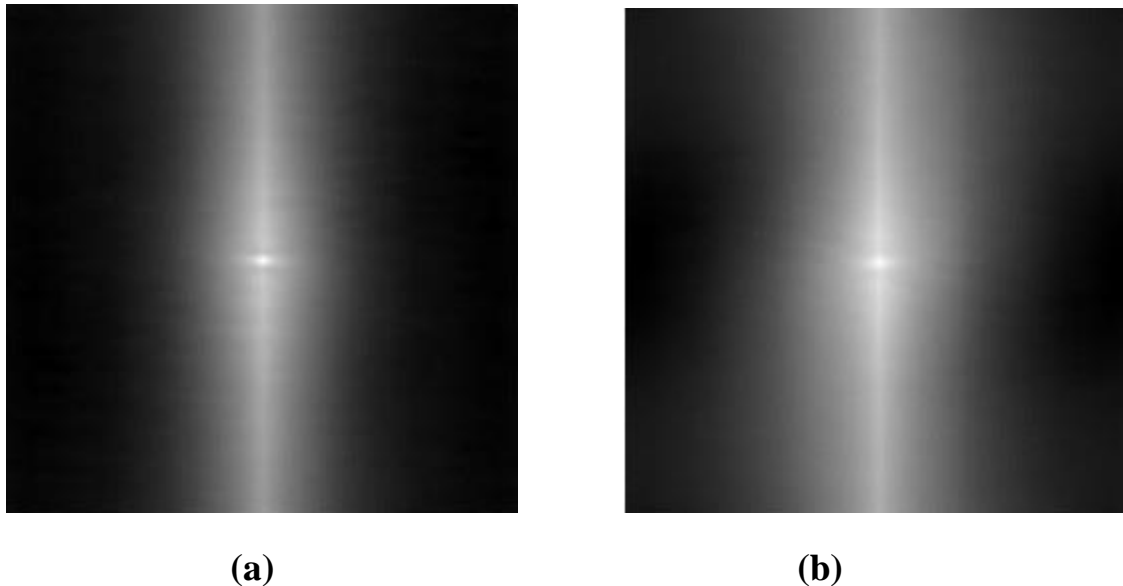


Figure II.7. Fonction d'autocorrélation effectuée sur deux radiographies osseuses. (a) pour un sujet sain. (b) pour un patient ostéoporotique. [Lot13]

II.4.4. Analyse spatio-fréquentielle des textures :

Il existe des attributs qu'on peut extraire d'une texture grâce à des représentations qui associent à la fois le domaine spatial et fréquentiel parmi celles-ci nous trouvons :

- les filtres de Gabor
- La transformée en ondelettes

II.4.4.1. Transformation de Gabor :

L'idée de base est d'intégrer dans l'analyse de Fourier une notion de localisation spatiale en remplaçant la fonction à analyser par un produit de cette dernière par une fenêtre convenablement choisie au préalable, qui possède de bonnes qualités de localisation, puis de calculer la transformée de Fourier du produit ainsi formé. Il faudrait recommencer l'analyse pour toutes les positions possibles, nous obtenons ainsi l'analyse d'une fonction en tous points.

Dans le cas d'une transformation de Gabor à une dimension (1D) la formule est donnée comme suite :

$$G[f](\omega, b) = \int_{\mathbb{R}} f(t) W(t-b) e^{-2i\pi(\omega t)} dt \quad (\text{II.10})$$

CHAPITRE II : Texture

La transformée de Fourier se calcule sur des fenêtres W de taille $N*N$ que l'on déplace sur toute l'image. La fenêtre W est de type gaussienne, ce choix est dû au fait que la résolution temps/fréquence est meilleur pour une fenêtre gaussienne [Ame10]

Un filtre de Gabor en deux dimensions a une base sinusoïdale modulée par une gaussienne, ce filtre est donc une fonction sinusoïdale à laquelle on a rajouté une enveloppe gaussienne. Nous donnons ici la réponse du filtre par :

$$h(x, y)_{\sigma, \lambda, \theta, \omega} = g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) \cdot e^{j2\pi\omega x'} \quad (\text{II.11})$$

θ est un angle qui définit la fréquence pour laquelle le filtre de Gabor est sensible, ω est une fréquence normalisée, σ est le paramètre qui régle la résolution, λ la longueur d'onde de la sinusoïde.

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

$$g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) = \frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2} \cdot e^{-\left(\frac{\left(\frac{x'}{\lambda}\right)^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (\text{II.12})$$

Avec :

$$\begin{cases} x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \\ y' = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \end{cases} \quad (\text{rotation d'angle } \theta) \quad (\text{II.13})$$

II.4.4.2. Transformation en ondelettes :

La transformée en ondelette est un outil qui permet de décomposer une fonction par translation et dilatation d'une ondelette mère dont l'expression dans le cas unidimensionnel s'écrit :

$$\Psi_{a, b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right), (a, b) \in R^* \times R \quad (\text{II.14})$$

Avec : a le pas de dilatation et b le pas de translation.

L'expression de la transformée en ondelettes d'une fonction $f(x)$ dans le cas unidimensionnel s'écrit :

$$WTF(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\Psi_{a,b}(x)} dx \quad (\text{II.15})$$

$\overline{\Psi}$ est le complexe conjugué de Ψ , la fonction d'ondelette doit vérifier la condition d'admissibilité :

$$C_{\psi} = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (\text{II.16})$$

Avec $\hat{\psi} = TF(\psi)$.

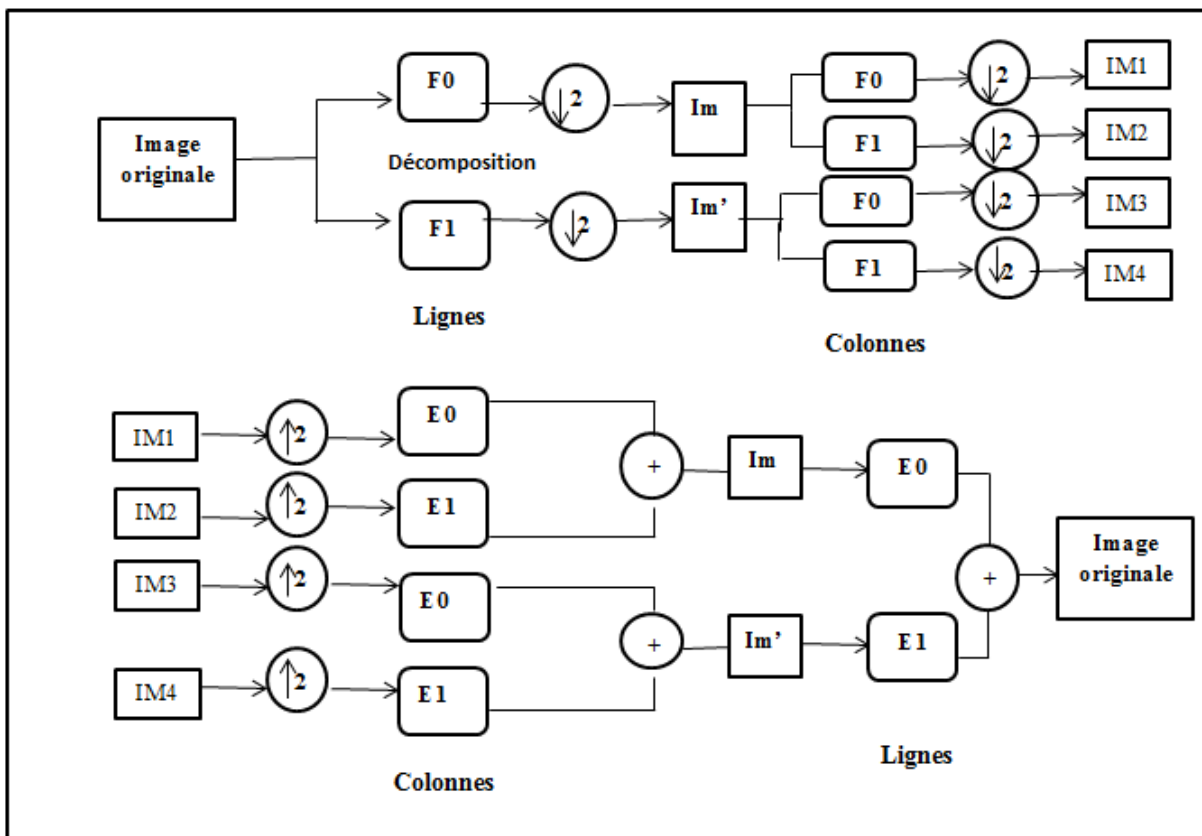


Figure II.8. Exemple de décomposition et de reconstitution d'une image par bancs de filtres

II.4.5. Méthode d'analyse de textures basées sur un modèle :

L'analyse de texture par modélisation suppose que l'image, dans son contenu informatif qui est présentée par l'ensemble des niveaux de gris est une réalisation d'un champ de variables aléatoires. Une étude statistique des relations entre un pixel et son voisinage permet de définir un modèle de la texture. Les modèles les plus utilisés en synthèse et analyse de texture sont : les champs de Markov, le modèle autorégressif et le modèle fractal.

- *Les champs de Markov* s'intéressent à l'aspect aléatoire des textures, en effet même structurées et organisées les textures ne sont pas absolument régulières ainsi l'analyse des textures est liée à la notion de voisinage, où le niveau de gris d'un pixel dépend uniquement des niveaux de gris des pixels voisins.
- *Le modèle fractal* permet de caractériser une texture en mesurant sa dimension fractale, cette mesure va estimer le degré d'irrégularité d'un objet. La théorie des fractales a été introduite initialement pour décrire les objets et les formes complexes que la géométrie euclidienne classique n'a pas pu décrire ou du moins donner une représentation fidèle avec des figures lisses et régulières. Cette méthode est très bien adaptée pour l'étude des phénomènes naturels et plus particulièrement à la caractérisation de la microarchitecture osseuse, c'est ce que nous allons détailler dans le prochain chapitre

II.5. Discussion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les principales approches utilisées pour la caractérisation des textures dans des images et notamment les textures de la microarchitecture osseuse. En analyse de texture le choix se porte généralement sur les attributs statistiques ou fréquentiels.

Le calcul d'un ensemble de paramètres statistiques renseigne sur l'orientation et la connectivité des travées osseuses. Dans le domaine fréquentiel il est possible d'extraire des attributs de texture à l'aide de la transformée de Fourier à partir du spectre de puissance de l'image avec cette approche deux informations sont fournies sur la texture ; la première concerne la finesse ou la grossièreté de la texture, la seconde c'est l'orientation.

Une autre approche permet également l'extraction des caractéristiques de la texture localisées en fréquence et en orientation, en utilisant le filtre de Gabor. La représentation de Gabor utilise une fenêtre d'observation fixe ce qui peut être un inconvénient car certaines textures peuvent être caractérisées selon différents niveaux de résolution. Pour dépasser cette limite la transformée en ondelettes utilise une analyse multi-niveaux de la texture en choisissant des fenêtres d'analyse de différentes tailles.

Notre objectif est de proposer une approche basée sur une analyse fractale qui permet d'extraire les caractéristiques des textures sur des images IRM et Scanner.

CHAPITRE III :

Les Fractales

III.1. Préambule :

Pendant les années 1970 le mathématicien franco-américain Benoit Mandelbrot a défini le mot « Fractal » pour distinguer des objets possédants une géométrie complexe qui ne peut pas être décrite par la géométrie euclidienne classique [Ren09]. Pour résoudre ce problème Mandelbrot a introduit la notion d'ensemble fractal permettant ainsi de caractériser la régularité d'une organisation structurelle, autrement dit l'autosimilarité d'un objet.

La géométrie fractale est très répandue dans le domaine de l'analyse d'image en général et plus particulièrement dans le domaine médical avec différentes applications. Dans ce chapitre nous allons présenter quelques concepts de base de la géométrie euclidienne, aller vers ses limites pour découvrir l'intérêt d'étudier les formes complexes avec les fractales.

Nous allons également donner les concepts de la géométrie et de la dimension fractale, paramètre de référence de cette analyse, nous terminerons ce chapitre par l'introduction de la méthode adoptée pour estimer la dimension fractale.

III.2. Notions de géométrie euclidienne :

La notion de base en géométrie classique est le point, c'est ce qui permet également de définir un emplacement dans l'espace, plus exactement un endroit bien précis. C'est le plus petit élément géométrique avec lequel les figures classiques sont construites. En effet les figures géométriques que nous connaissons ne sont que des assemblages de plusieurs points.

III.2.1. Les trois dimensions :

Il existe toute sorte de figures géométriques, elles sont classées en trois niveaux différents :

Il y a les figures en une dimension (1D), les figures en deux dimensions (2D) et enfin les figures en trois dimensions.

- **La première dimension** : est celle des lignes, on dessine une ligne avec une petite épaisseur pour les apercevoir, mais en théorie les lignes ont une épaisseur de zéro. Pour indiquer la position d'un point sur une figure géométrique de dimension 1, il suffit de donner un seul nombre.
- **La deuxième dimension** : est celle des surfaces, une surface n'est pas obligatoirement plate, elle peut se déformer se tordre dans l'espace tout en restant une surface ; c'est une figure à deux dimensions. Pour indiquer la position d'un point sur une figure géométrique de dimensions 2, il faut utiliser deux nombres.
- **La troisième dimension** : est celles des volumes, pour représenter une figure en trois dimensions sur une surface il faut utiliser un effet de perspective avec des zones d'ombres et de lumières (autrement dit différentes nuances de couleurs). Le dessin est donc en 2D mais par cet effet comme un objet en 3D. Pour indiquer la position d'un point sur une figure géométrique de dimensions 3, il faut utiliser trois nombres.

III.2.2. Mesure des figures :

- **Les longueurs** : La mesure d'une figure de dimension 1 s'appelle la longueur, pour mesurer une longueur il faut choisir une unité qui servira d'étalon et dont la mesure sera déclarée comme étant égale à 1. Il existe une multitude d'unités et il est possible de convertir les longueurs d'une unité à l'autre. Prenons pour exemple un segment qu'on choisira comme unité, on veut mesurer la longueur d'un segment plus grand que l'unité : **Figure III.1**, ce segment a une longueur 4,5 fois celle de l'unité. Cette mesure est également valable pour une figure brisée : **Figure III.2**.



Figure III.1 Segment à mesuré avec l'unité.

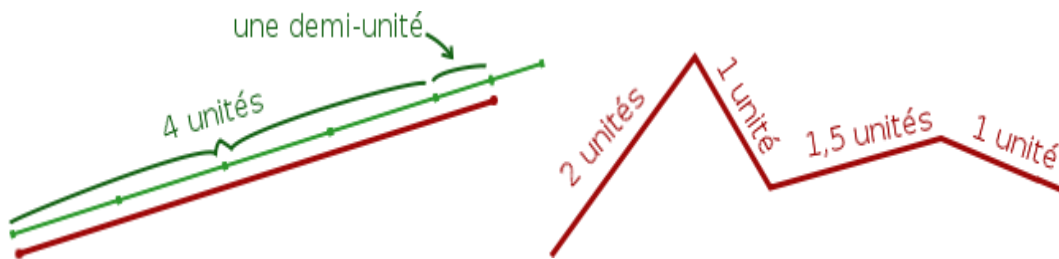


Figure III.2 mesure d'un segment droit et un autre brisé avec la même unité

- **Les surfaces** : La mesure d'une figure de dimension 2 s'appelle aire ou surface, dans ce cas on peut prendre comme figure un carré pour mesurer des surfaces, avec une longueur de côté égale à 1. La mesure d'une surface devient approximative quand il s'agit d'une figure qui n'est pas simple **Figure III.3**. A partir de cette figure on ne peut donner qu'une valeur approchée de la surface, pour cela, il faut faire des approximations par rectangles. En faisant la somme des aires des rectangles on trouve une approximation de la surface de la figure.

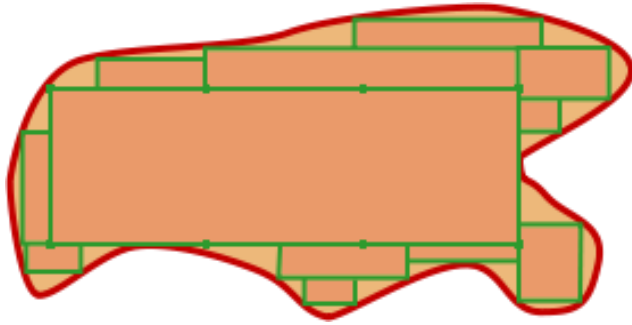


Figure III.3 *Mesure de la surface d'une figure irrégulière par approximation de la somme des aires des rectangles.*

- **Les volumes** : les volumes se mesurent en trois dimensions, on choisit dans ce cas un cube dont le côté est égal à 1. Le parallélépipède est composé de $3 \times 2 \times 2 = 12$ cubes unité, son volume est de 12 **Figure III.4**. Il existe des formules pour calculer le volume des figures tridimensionnelles autres que les parallélépipèdes, ceci est valable également pour la dimension 2.

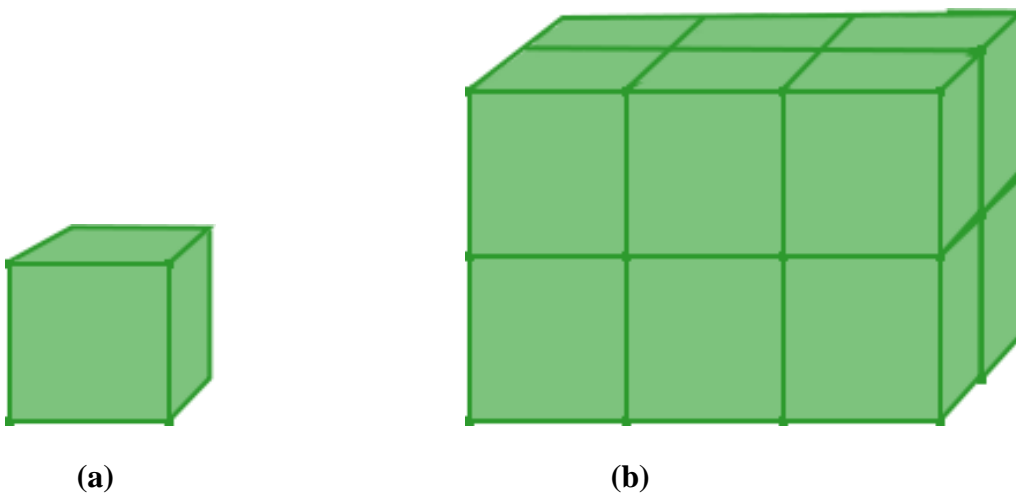


Figure.III.4. *Mesure d'un volume : (a) : volume unité, c'est un cube chaque côté est de longueur 1. (b) : parallélépipède composé de 12 cubes unité.*

III.3. Figures auto-similaires

Une figure géométrique auto-similaire est une figure telle que tout morceau d'elle-même n'est rien d'autre qu'une réduction de la figure toute entière. Pour mieux comprendre cette définition donnons quelques exemples.

III.3.1. La courbe de Von Koch :

S'il y a bien une figure auto-similaire célèbre c'est bien celle du mathématicien suédois Helder Von Koch. Introduite en 1906, elle se construit de la façon suivante :

- On commence par prendre un segment, on divise ce segment en trois parts égales et on remplace celle du milieu par deux segments de sorte qu'ils forment un triangle équilatéral **Figure III.5.**

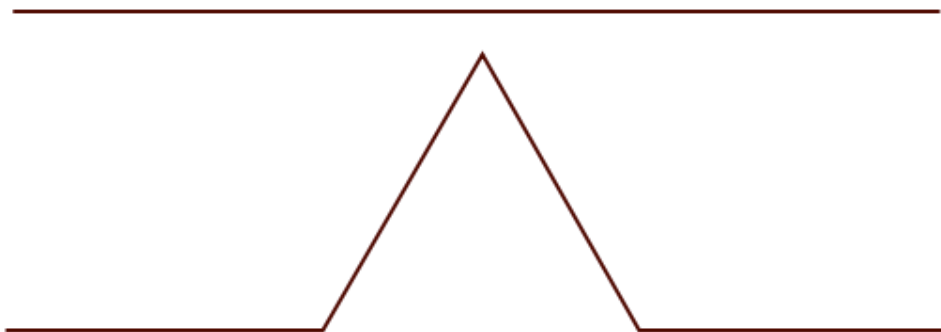


Figure III.5. Première étape dans la construction de la courbe de Von Koch

- On divise tous les segments de l'étape précédente en trois et à chaque fois on remplace le segment du milieu par deux nouveaux segments. La courbe de Von Koch est la figure que l'on obtient en répétant ce procédé une infinité de fois, on obtient alors la courbe de la Figure III.6.

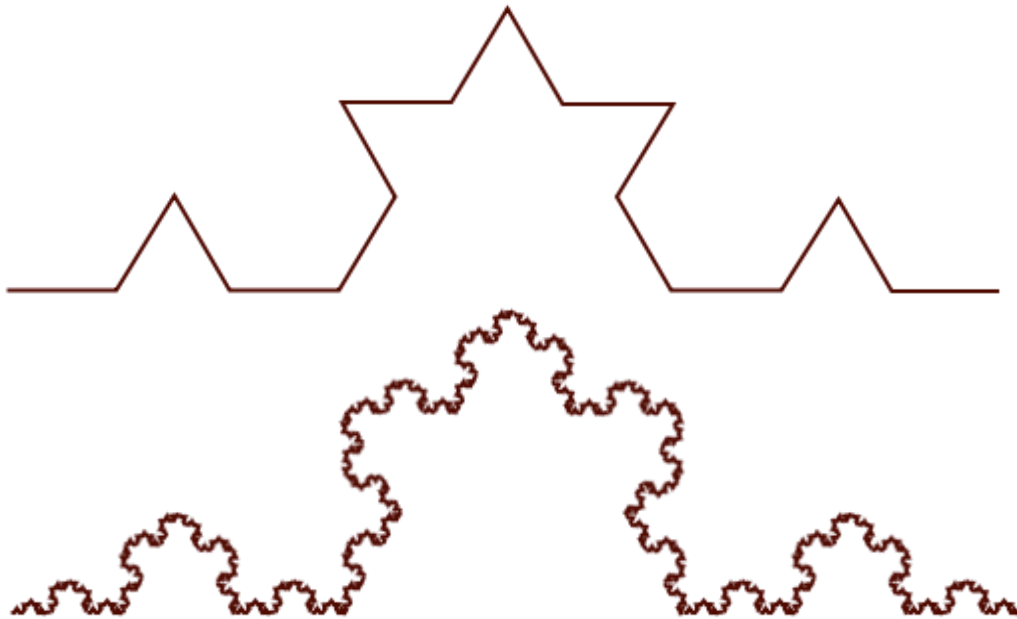


Figure III.6. Courbe de Von Koch obtenu en répétant le procédé six fois

Il y a une question intéressante à se poser : qu'elle est la dimension de la courbe de Von Koch ?

Naturellement, la première réponse qui vient à l'esprit est que cette courbe est de dimension 1. A première vue la courbe de Von Koch semble être une ligne, cependant si on regarde de plus près on constate que chaque élément de la figure n'est rien d'autre qu'une répétition de la figure toute entière en plus petit, on en déduit également que tout élément de la figure est de longueur infinie.

Lorsqu'on trace la courbe de Von Koch, à chaque étape on remplace chaque segment par 4 petits segments qui ont une longueur égale à $1/3$ de celle du segment de base. Au faite à chaque fois la longueur de la figure est multipliée par $4 \cdot (1/3) \approx 1,33$.

Donc si on part d'un segment de longueur 1 à la première étape alors à la nième étape on aura une figure de longueur $(4/3)^n$, plus n est grand plus cette longueur est grande. A l'infini la longueur de la courbe est infinie. Pour connaître la dimension de cette figure nous allons la multiplier par un nombre $\alpha = 3$: **Figure III.7**

- Si la courbe était de dimension 1 alors sa mesure serait multipliée par 3.
- Si la courbe était de dimension 2 alors sa mesure serait multipliée par 9.

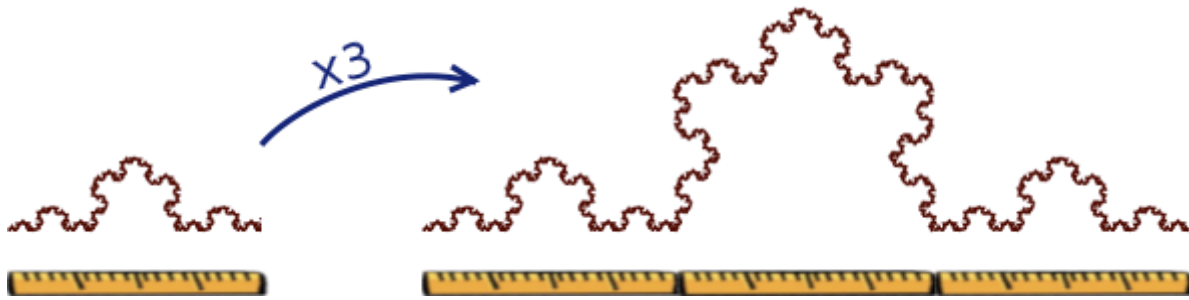


Figure III.7. Courbe de Von Koch multipliée par $\alpha = 3$.

Nous voyons bien que la mesure de la figure est multipliée par 4. La courbe de Von Koch contient 4 fois la petite courbe de départ **Figure III.8**. Donc la dimension de la figure est plus grande que 1 mais plus petite que 2, c'est nombre à virgule.

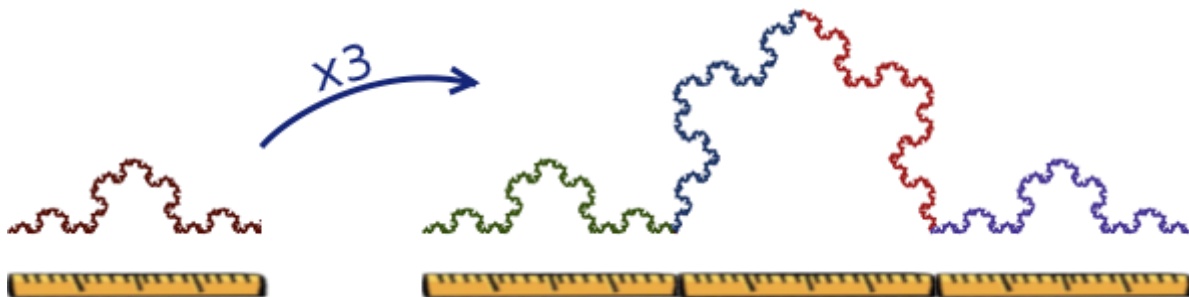


Figure III.8. La courbe de Von Koch qui contient 4 éléments de la courbe de départ

Soit d la dimension de la courbe de Von Koch, en multipliant ses dimensions par 3, sa mesure est multipliée par : $3^d = 4$.

Donc la dimension sera égale à :

$$d = \text{Log}_3(4) \approx 1,2618595$$

III.3.2. Triangle de Sierpinski :

Le triangle de Sierpinsky se construit sur un même principe, n partant d'un triangle qu'on divise par quatre et dont on enlève la partie centrale. Les premières étapes de sa construction sont données dans la Figure III.9 :

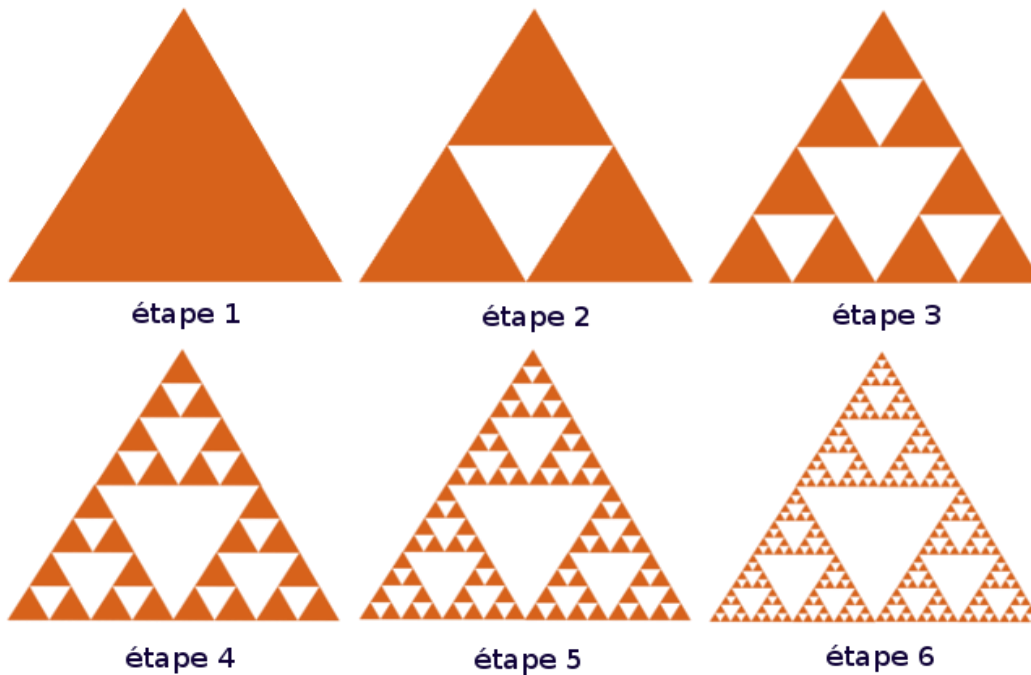


Figure III.9. Triangle de Sierpinski.

La dimension de cette figure va se trouver entre 2 et 3. On a multiplié la taille du triangle par 2, et on va bien qu'il est la nouvelle figure est composée de 3 copies du triangle de départ :

$$2^d = 3$$

$$d = \text{Log}_2(3) = 1,58496.$$

III.3.3. Eponge de Menger :

Pour construire cette figure on enlève à chaque face d'un cube, un petit cube au centre. Si on compte le nombre de cube restants on trouvera 20 cubes, cette fois-ci on a multiplié la taille du cube par 3 et sa mesure a été multipliée par 20 donc :

$$3^d = 20$$

$$d = \text{Log}_3(20) \approx 2,72.$$

La dimension de la figure est entre 2 et 3 **Figure III.10.**

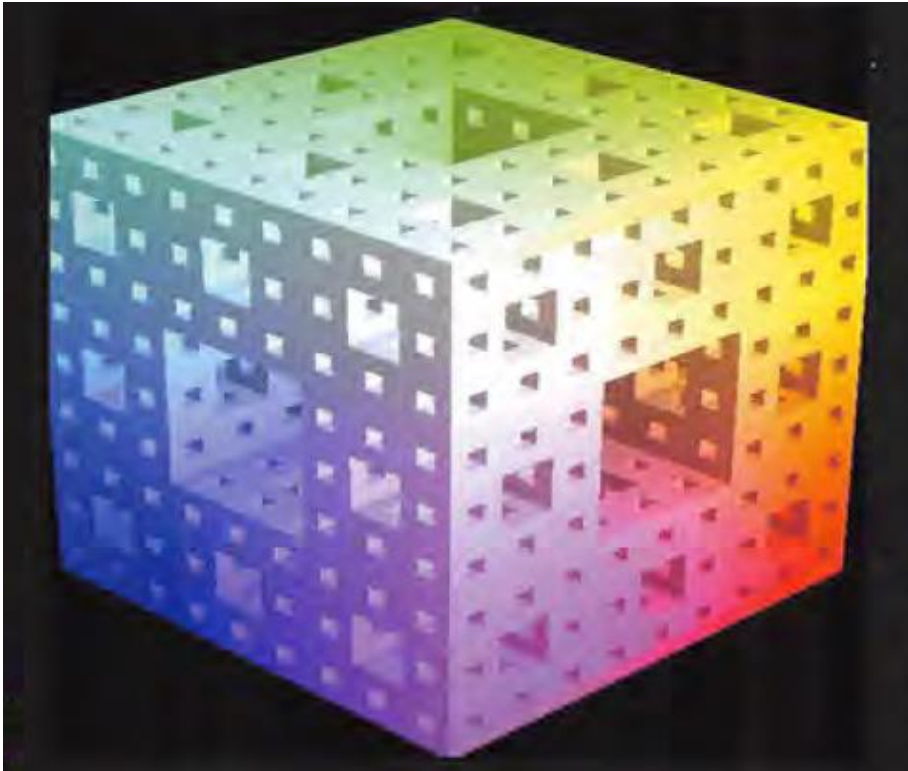


Figure III.10. Eponge de Menger (Sierpinski)

En 1975, Benoit Mandelbrot a inventé un mot pour désigner toutes ces figures qui ont cet aspect d'autosimilarité, il les a surnommées *les Fractales*. La définition du mot fractale est plus étendue qu'on le croit, elle ne se limite pas aux figures autosimilaire, elle décrit également des phénomènes naturels.

III.4. Géométrie fractale :

La théorie des fractales intervient dans l'étude des objets réels possédants des propriétés d'autosimilarités, l'utilisation des fractales est très répandue en analyse de texture. Le principal attribut fractal est la dimension fractale. L'avantage de cette approche est qu'elle permet de mesurer la complexité géométrique d'un ensemble notamment la texture de la microarchitecture osseuse.

III.4.1. Définition d'une fractale :

Le mot *fractal* vient du latin « *Fractus* » qui signifie brisé ou cassé, selon Mandelbrot ce mot signifie avant tout autosimilaire [Tang04]. Fractale ? Ou Fractal, Mandelbrot qui est (le père) des fractales a choisi le masculin mais la communauté scientifique et mathématique semblent adopter le féminin, dans les ouvrages qui traitent de cette théorie le masculin et le féminin sont employés indifféremment.

Cette idée d'autosimilarité est d'invariance d'échelle est essentielle mais ne suffit pas. En effet la définition des fractals est restée pendant un moment une ambiguïté puisque la plupart des mathématiciens considéraient que l'absence d'une définition sentencieuse allait entraver le développement de la géométrie fractale. Mandelbrot était persuadé du contraire, il finit par

rétracter sa définition initiale pour lui remplacer quelque chose de plus juste : Une fractale est une figure géométrique ou un objet naturel qui combine les caractéristiques suivantes :

- Ses parties ont la même structure que le tout à ceci près qu'elles le sont à une échelle différente et peuvent être légèrement déformées.
- Sa forme est extrêmement irrégulière ou fragmentée et le reste à toutes les échelles.
- Elle contient des éléments discernables dans une large gamme d'échelles.

Un ensemble de fractal dans le temps ou dans l'espace est un ensemble dont la dimension topologique est strictement inférieure à la dimension de Hausdorff.

III.4.2. Ensemble de Julia :

Bien avant que les fractales soient populaires, des mathématiciens précurseurs se sont mis à fabriquer des objets fractals en itérant des polynômes complexes. Le mathématicien Julia, *Gaston Julia*, eut l'idée de considérer la fonction qui à Z complexe associe :

$$F(z) = Z^2 + C \quad (\text{III.1})$$

Où C : est une constante complexe. Cette fonction étant itérée une infinité de fois pour tout complexe Z . Il construit alors à partir d'une valeur initiale de Z une suite de points définis par leur affixe Z_n , vérifiant la relation :

$$Z_{n+1} = Z_n^2 + C \quad (\text{III.2})$$

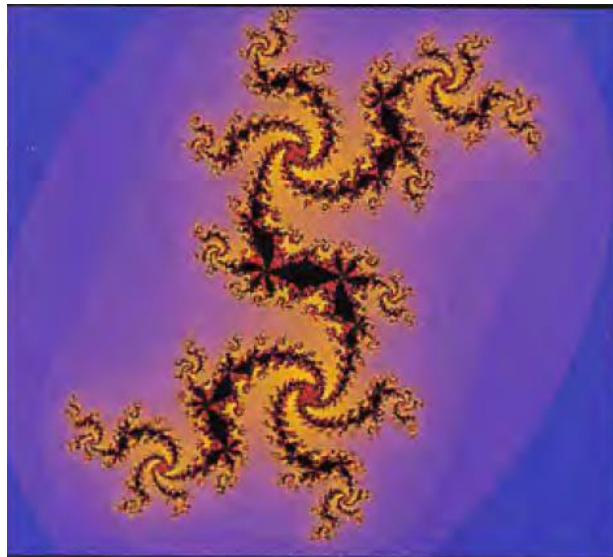


Figure III.11. Ensemble de Julia : Pour certaines valeurs initiales la suite converge, c'est-à-dire que le point limite reste à distance finie : l'ensemble des points de départ est ce qu'on appelle l'ensemble de Julia rempli.

III.4.3. Ensemble de Mandelbrot :

En 1982, les mathématiciens A. Douady et J.H. Hubbard ont défini un nouvel ensemble fractal, c'est l'ensemble dit « de Mandelbrot » qui est devenu l'icône des fractales. Il est défini comme l'ensemble des points du plan complexe pour lesquels la suite définie par la récurrence (III.3) converge vers l'infini:

$$\begin{cases} z_0 & = & 0 \\ z_{n+1} & = & z_n^2 + c \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Comme on le voit la formule de récurrence est assez simple, mais la figure III.12 témoigne de la complexité de cet ensemble.

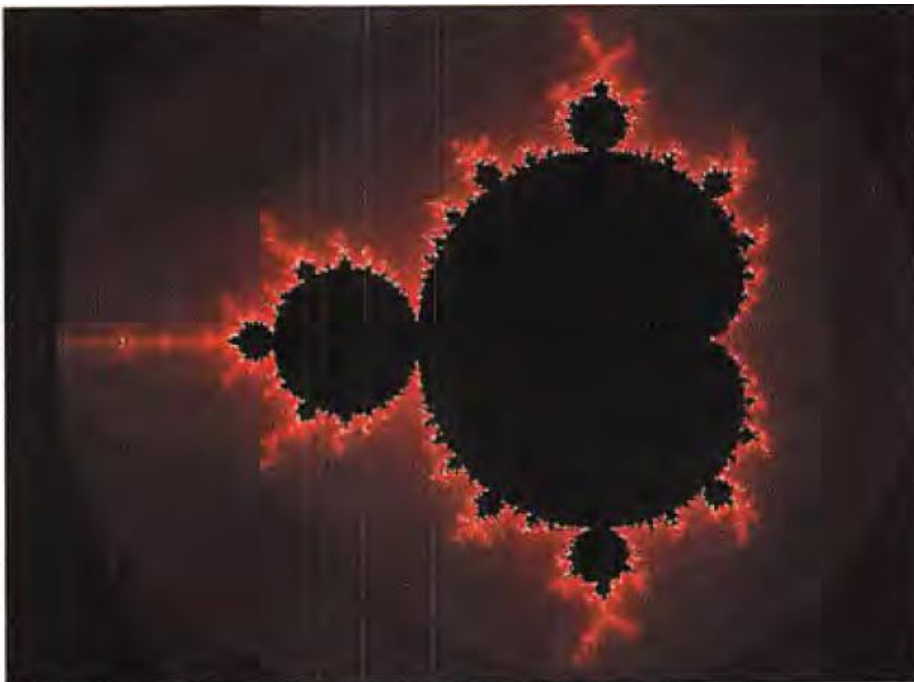


Figure III.12. Ensemble de Mandelbrot obtenu par l'ensemble des points du plan complexe vérifiant la relation de récurrence.

III.4.4. Dimension de Hausdorff-Besicovitch :

La dimension de Hausdorff-Besicovitch est le paramètre qui permet de quantifier et de caractériser l'irrégularité d'un objet fractal. Une définition plus aisée des objets fractals est la suivante : Un objet fractal a une dimension topologique strictement inférieure à la dimension fractale.

La dimension de Hausdorff est donnée comme le rapport des logarithmes entre le nombre N d'homothétie internes de l'objet et l'inverse de la raison r de ces dernières :

$$D_h = \frac{\ln(N)}{\ln\left(\frac{1}{r}\right)} \quad (\text{III.4})$$

Le terme d'homothétie désigne une réduction quant à la dimension topologique c'est le nombre de variables entières nécessaire pour décrire un objet qu'il soit dans un plan ou dans l'espace. En général un espace euclidien R^n est considéré comme un objet à n dimensions.

III.5. Méthode de calcul de la dimension fractale :

En analyse d'image, la géométrie fractale est utilisée à travers la notion de dimension fractale baptisée DF ou D. Il existe de nombreuses méthodes qui permettent de la calculer chacune possède ses concepts théoriques fondamentaux. La diversité des méthodes de calcul conduit souvent à l'obtention de dimensions différentes par des méthodes distinctes pour un même objet. Cela s'explique par le fait que la dimension de Hausdorff-Besicovitch ne peut pas être calculée par la relation (III.4), ses méthodes utilisent des algorithmes pour estimer le paramètre N .

Le principe de base pour estimer la DF est résumé par les 3 étapes suivantes [Ren09] :

- Calculer les quantités représentées par l'objet.
- Tracer le logarithme des quantités mesurées en fonction du logarithme des tailles et approximer la droite formée par une régression linéaire.
- Estimer la dimension fractale comme la pente de la droite obtenue.

Les méthodes de calcul de la DF peuvent être classées en trois catégories : les méthodes basées sur le mouvement brownien fractionnaire fBm de l'anglais : *Fractionary Brownian Motion*, les méthodes basées sur la mesure d'aire, et les plus utilisées celles basées sur le comptage des boîtes.

III.5.1. Méthodes basée sur le mouvement brownien fractionnaire :

Le mouvement brownien fractionnaire est utilisé pour décrire des phénomènes aléatoires, selon Pentland (Pentland, 1984), les fractales rencontrées dans les modèles physiques sont des fonctions browniennes fractionnaires qui ne sont rien d'autres qu'une généralisation d'un mouvement brownien où l'espérance de la différence d'intensité entre deux points est égales à zéro mais le carré de la différence est proportionnel à la distance entre les points à la puissance $2H$.

$$\begin{cases} E[f(x) - f(x')] = 0 \\ [f(x) - f(x')]^2 \approx \|x - x'\|^{2H} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

La DF d'une fonction brownienne est définie par :

$$DF = n + 1 - H \quad (\text{III.6})$$

Il y a trois algorithmes qui sont utilisés pour estimer la DF avec le mouvement brownien : la méthode de la variance, méthode du spectre de puissance de la transformée de Fourier du signal et le maximum de vraisemblance.

III.5.1.1. Méthode de la variance :

La méthode consiste en une modélisation gaussienne du signal. Partant d'une dimension fractale, il est possible de modéliser un mouvement brownien fractionnaire pour créer un signal qui correspond à la dimension fractale de départ. Cette méthode estime la DF en supposant que le signal peut être modélisé en fBm.

III.5.1.2. Méthode du spectre de puissance :

Cette méthode est basée sur le spectre de Fourier qui est dépendant du fBm. Chaque ligne qui forme l'image est transformée dans l'espace de Fourier (transformée de Fourier d'un signal 1D), puis le spectre de puissance est calculé. Par la suite l'ensemble des spectres correspondants à chaque ligne de l'image est moyenné. La DF est enfin estimée par la pente de la régression linéaire des différents spectres en fonction d'une taille de grille choisie préalablement.

III.5.1.3. Méthode du maximum de vraisemblance :

Elle consiste à estimer le paramètre H du fBm. Le signal est supposé être une modélisation d'un mouvement brownien, de ce fait la discrétisation du fBm est considérée comme le vecteur des observations, l'exposant H est entre 0 et 1.

III.5.2. Méthodes de mesure d'aire :

Les méthodes dites de mesure d'aire font appel à des éléments structurants comme (un triangle, l'érosion, la dilatation,...) à différentes échelles r , et mesurent l'aire $A(r)$ de la surface étudiée à cette échelle. La DF est obtenue par régression linéaire de la pente de la courbe du logarithme de $A(r)$ en fonction du logarithme de r . Il existe trois algorithmes très utilisées dans cette classe de méthode :

III.5.2.1. Méthode des isarithmes :

Une isarithme est un symbole reliant deux points de valeurs égales, les lignes reliant deux points de même altitude sont le symbole le plus connu. L'analyse fractale par cette méthode consiste à utiliser le symbole linéaire (ligne) est d'approximer la complexité d'une surface en définissant la complexité des lignes de contour. Dans le cas d'une image, il faut construire des séries d'isarithmes (contours) basées sur les valeurs des niveaux de gris des mages. La DF de chaque isarithme est moyennée, la DF de l'image est la DF moyenne plus un.

III.5.2.2. Méthode de recouvrement des blancs :

L'algorithme de recouvrement des blancs a été défini par Peleg et al afin d'estimer l'aire de la surface des niveaux de gris, pour estimer la DF d'une surface 3D.

Peleg et al ont considérés tous les points dans un espace 3D. La troisième dimension étant les niveaux de gris, séparés par une distance ϵ , et une surface recouverte donc avec un élément structurant d'épaisseur 2ϵ formé par dilatation et érosion de l'image.

III.5.2.3. Méthodes des triangles :

On parle de surface développée (SD) qui caractérise la surface des niveaux de gris. La méthode est basée sur le calcul de la SD, à partir d'un maillage carré obtenu après une décomposition en triangles élémentaires, dont les sommets sont en fonction des valeurs des niveaux de gris.

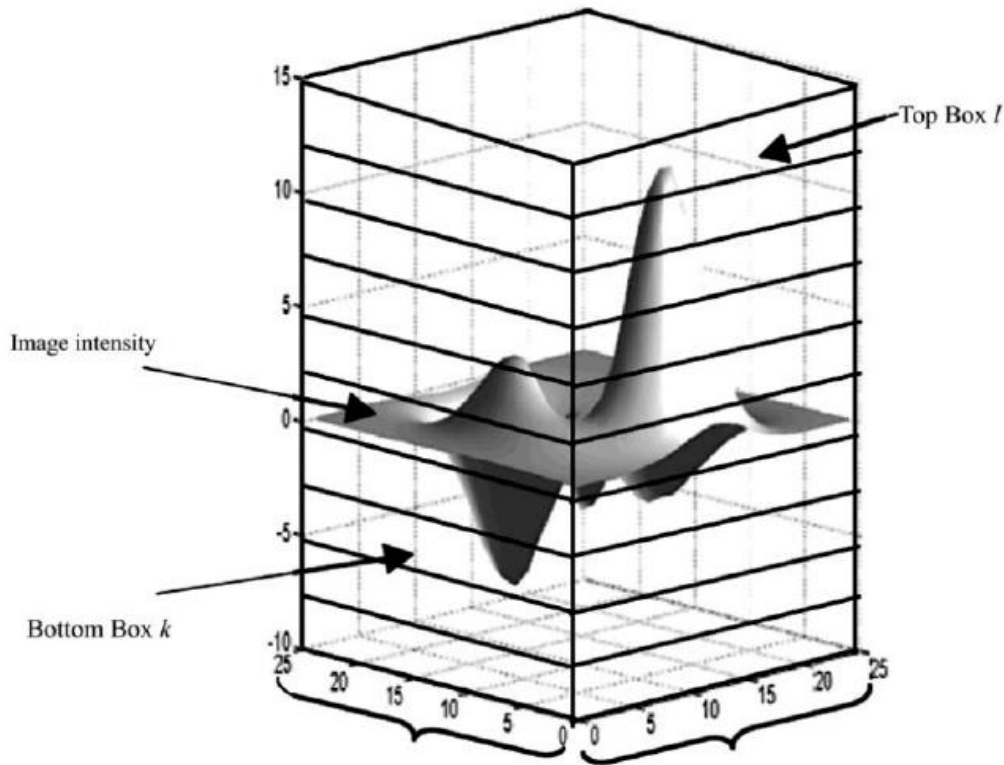


Figure III.14. Représentation graphique du principe de comptage différentiel des boîtes.

III.5.3.3. Méthodes de comptage étendu :

La méthode a été formulée par Sandau et al comme une alternative à la méthode de comptage des boîtes (BC), son principe consiste à appliquer la méthode BC à chaque sous-ensemble de l'objet fractal et le maximum des dimensions de ces derniers est considéré comme la DF du signal.

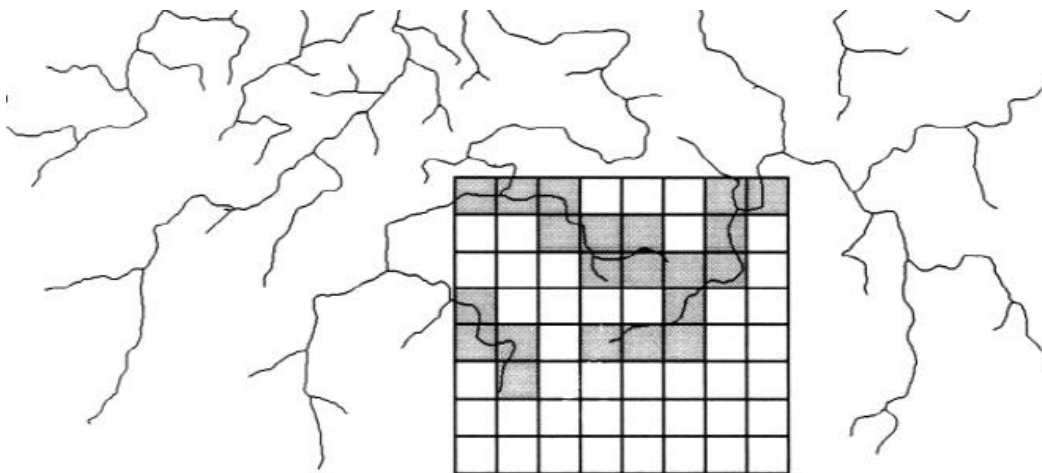


Figure III.15. Représentation graphique du principe de comptage étendu des boîtes

III.6. Discussion :

Nous avons vu dans ce chapitre une représentation générale des principes de la géométrie fractale, une science moderne qui va au-delà de la description des irrégularités des formes complexes pour décrire le comportement aléatoire des systèmes biologique et physiques. Il convient de retenir qu'un fractale est un objet dont la dimension topologique D_T est strictement inférieure à la dimension fractale D_H .

La dimension fractale est le taux de changement du logarithme de la quantité mesurée sur le logarithme de l'échelle utilisée pour effectuer la mesure. La méthode directe pour le calcul de la DF est l'équation de Hausdorff-Besicovitch.

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

IV.1. Préambule :

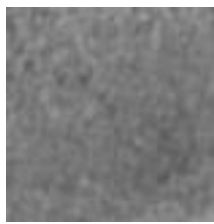
La dimension fractale est une caractéristique de référence lorsqu'il s'agit de mesurer la rugosité et l'autosimilarité d'une image. Cette caractéristique a été utilisée dans la segmentation et la classification de la texture. Dans ce chapitre nous allons utiliser la méthode de comptage différentiel des boîtes [Nir94] sur des images Scanner et IRM. Afin de calculer la dimension fractale et ainsi caractériser les images pathologiques des images saines de l'os spongieux.

Les résultats de la méthode seront comparés avec d'autres algorithmes d'estimation de la dimension fractale pour juger son efficacité dans l'évaluation de l'ostéoporose.

IV.2. La base de données :

La base de données qui a été utilisée est celle de *l'INSERM, U 703 Lille* (Medical images of bone trabeculations) qui contient des images du tissu spongieux avec les modalités IRM et Scanner en niveaux de gris dont 10 à caractère normales (saines) et 10 ostéoporotiques (pathologiques) avec des tailles différentes.

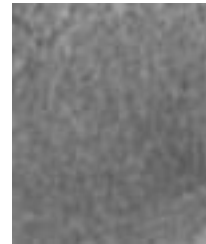
- **Images Scanner :**



ROI A

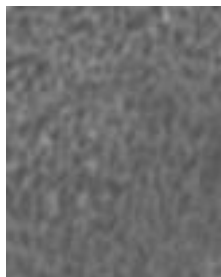


ROI I

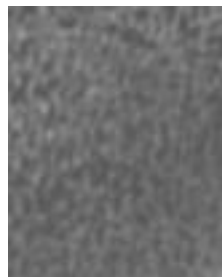


ROI R

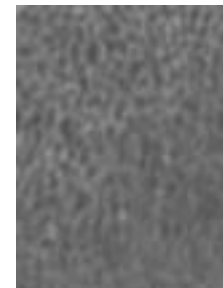
- **Images IRM :**



ROI G



ROI S



ROI O

Figure IV.1. images ROI de la base de données utilisée.

IV.3. Algorithme de comptage différentiel des boîtes :

La méthode de comptage différentiel des boîtes en anglais DBC : (Differential Box Counting) a été proposée par Sarkar et al [Nir94]. Le choix de cette méthode pour l'estimation

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

de la dimension fractale n'est pas anodin, en effet cette méthode permet de travailler avec des images codées en niveaux de gris, donc nous ne sommes pas obligés de passer par l'étape de binarisation.

- **Description de l'algorithme : comptage différentiel des boîtes :**

L'algorithme comptage différentiel des boîtes DBC: (Differential Box Counting) se base sur la méthode de comptage des boîtes, mais avec une manière différente de compter le nombre des boîtes (Nr), d'où l'appellation *comptage différentiel*.

En supposant qu'une image de taille S*S est une version réduite de sa taille originale M*M pixels avec S étant un entier en 1 et M/2 : ($1 < S \leq M/2$). L'image est couverte par un maillage (une grille) de carrés dont le côté est égale à $R=M/S$. L'image est considérée dans un espace à trois dimensions (3D) avec (x, y) indiquant les coordonnées de chaque pixels, et l'intensité des niveaux de gris comme la troisième dimension. Les coordonnées de chaque pixels en 2D sont recouverts par des grilles de taille S*S chacun ayant une colonne de cubes (boîtes) de taille (S*S*S') avec S' c'est la hauteur d'un seul cube.

Pour une image codée en niveaux de gris on a un nombre total de niveaux de gris égal à $G=255$. Soit le rapport :

$$\left\lfloor \frac{G}{S'} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{M}{S} \right\rfloor \quad (\text{IV.1})$$

Avec $\lfloor x \rfloor$: le plus grand entier inférieur à x. Les boîtes qui permettent de compter les niveaux de gris sont énumérées comme indiquer dans la FigureIV.2.

Pour chaque grille (i, j), en utilisant les nombres assignés à chaque boîte, la distance (n) entre les boîtes qui contiennent le maximum et le minimum des niveaux de gris de l'image est calculée comme suite :

$$n(i, j) = l - k + 1 \quad (\text{IV.2})$$

Avec l et K les nombres contenant respectivement le maximum et le minimum niveau de gris. Le nombre de boîtes Nr pour chaque grille correspondant à chaque valeur de R est obtenu en faisant la somme des (n) boîtes de chaque grille comme le montre l'équation (IV.1) [Din17].

$$N = \sum_{i,j} n(i, j) \quad (\text{IV.3})$$

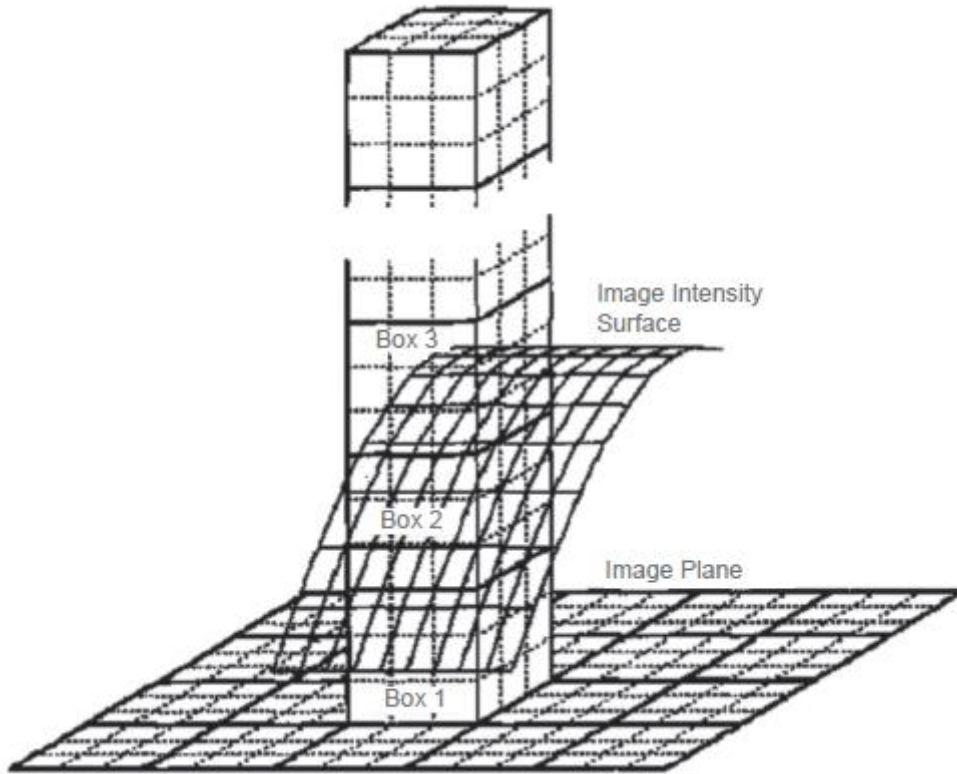


Figure IV.2. Illustration des niveaux de gris comptage différentiel des boîtes : [Din17].

Le tracé des logarithmes des tailles des boîtes : $\text{Log}_2(R)$ avec R en abscisse contre le logarithme de la taille totale des boîtes obtenue pour chaque grille : $\text{Log}_2(Nr)$, donnent la figure suivante :

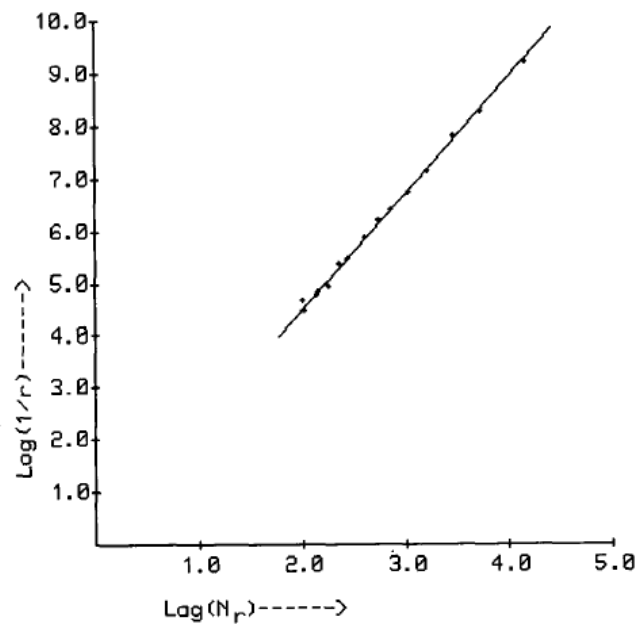


Figure IV.3. Tracé de : $\text{Log}_2(R)=f(\text{Log}_2(Nr))$: [Nir94].

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

La dimension fractale (DF) est estimée selon un modèle de régression linéaire simple selon l'équation (IV.4) [Nir94] :

$$y = a_1 x + a_0 \quad (\text{IV.4})$$

Avec : a_1 la pente de la droite de régression linéaire y .

$$a_1 = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} = \text{DF} \quad (\text{IV.5})$$

DF : est la dimension fractale.

n : représente le nombre d'observations

$$a_0 = \bar{y} - a_1 \bar{x} \quad (\text{IV.6})$$

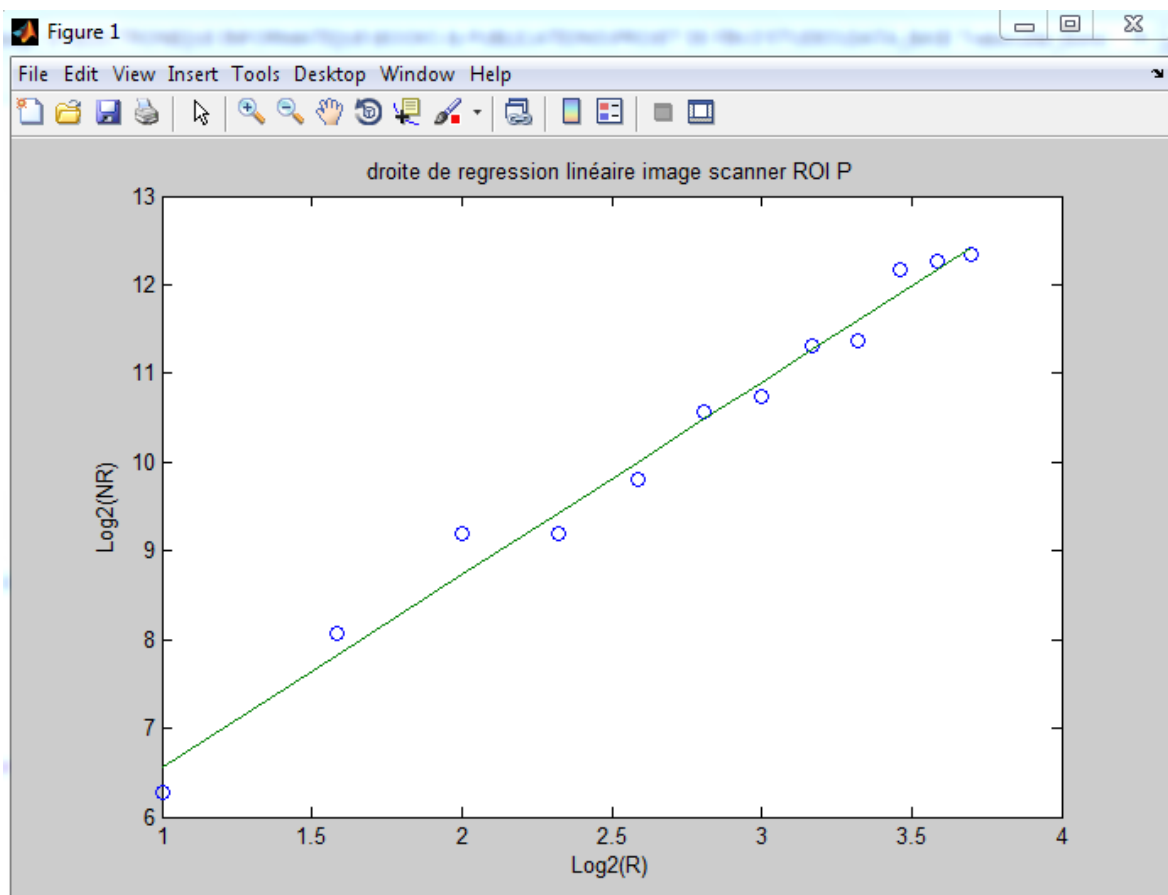


Figure IV.4. Résultats de la méthode DBC, appliquée sur l'image ROI P.

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

La figure IV.4 représente un exemple de calcul d'une droite de régression linéaire (graphique de Richardson) obtenue en appliquant la méthode DBC sur une image Scanner : ROI P (*Region of interest P*).

IV.4. Application de l'algorithme DBC sur des images Scanner :

La dimension fractale a été estimée par la méthode de comptage différentiel des boîtes pour les dix images CT-Scan dont cinq sont saines et les cinq autres sont pathologiques. Les résultats obtenus sont donnés dans le **Tableau IV.1** :

		DF	Moyenne	Variance
Normales	ROI A	2.1761	2.1567	0.0043
	ROI I	2.1307		
	ROI R	2.1385		
	ROI Z	2.1660		
	ROI P	2.1722		
Pathologiques	ROI F	2.1879	2.2253	0.0010
	ROI N	2.2427		
	ROI V	2.2434		
	ROI W	2.1936		
	ROI X	2.2589		

Tableau IV.1. Résultats de calcul de la dimension fractal avec la méthode de comptage différentiel des boîtes (DBC) appliquée sur des images Scanner.

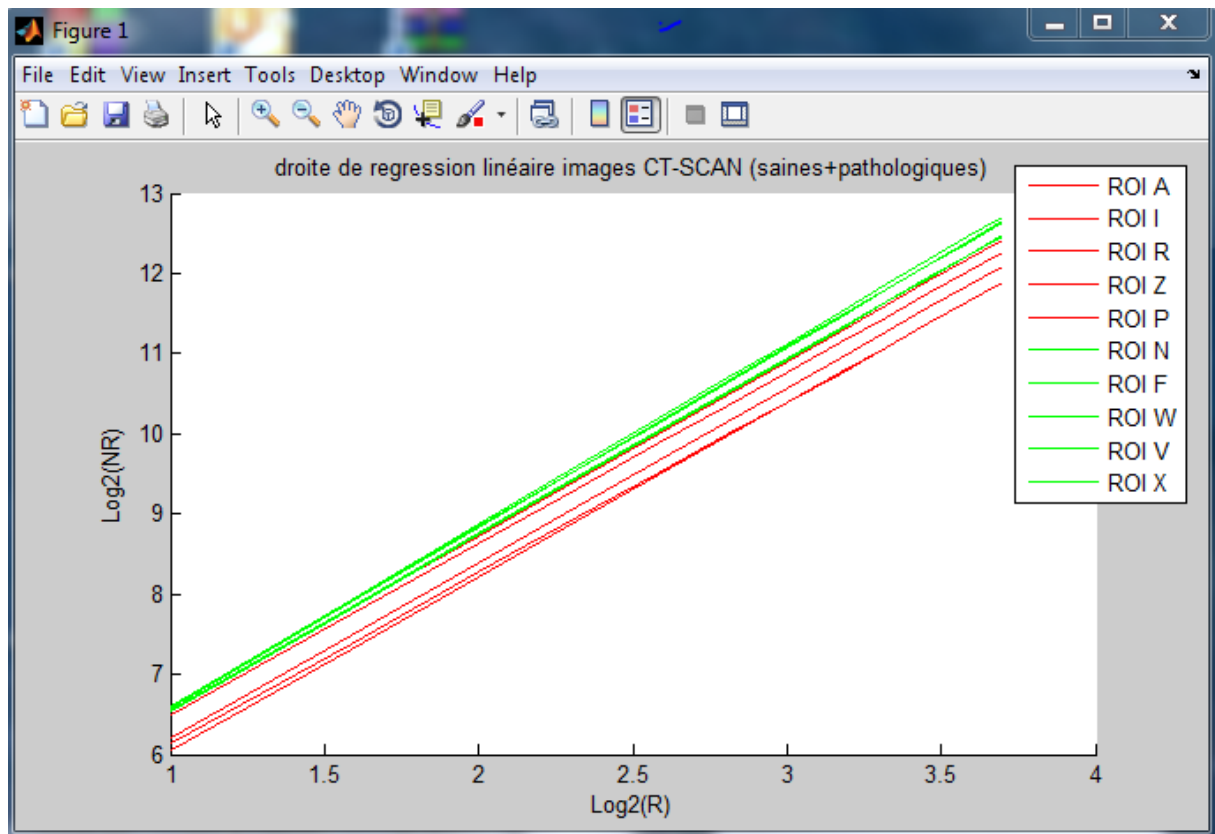


Figure IV.5. Droites de régressions linéaires des dix images Scanner

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

La figure IV.5 donne les droites de régressions linéaires pour les images saines en rouge et les images pathologiques en vert.

Dans le Tableau IV.1 on voit que la moyenne de la dimension fractale pour les images saines est de 2.15 ± 0.00043 , et pour les images pathologiques elle est de 2.22 ± 0.0010

Selon les résultats obtenus avec la méthode de comptage différentiel des boîtes présentée, nous pouvons faire une distinction entre les images normales et les images pathologiques, et donc ces résultats montrent une fiabilité pour l'identification de l'ostéoporose dans l'os spongieux.

IV.4.1. Comparaison de la méthode DBC avec d'autres algorithmes :

Nous avons fait une comparaison entre la méthode adoptée dans ce travail avec d'autres algorithmes de calcul de la dimension fractale. Pour ce faire nous avons utilisé le logiciel *Gwyddion*

- Présentation du logiciel Gwyddion :

Gwyddion est un logiciel libre développé par deux chercheurs de l'institut Tchèque de métrologie : *David Nečas* et *Petr Klapetek*, distribué selon la licence GNU. Ce logiciel est destiné à l'analyse et traitement de données de type SPM (*Statistical Parametric Mapping*).

Gwyddion est très simple à utiliser, la barre principale de l'interface graphique comprend :

- Les menus pour accéder à toutes les fonctions.
- Boutons d'affichage (3D, zoom).
- Traitements de base des images (corrections d'artéfacts).
- Les outils d'analyse des données.

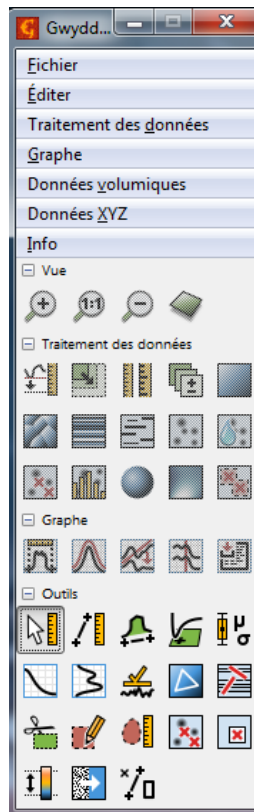


Figure IV.6. Menu principal du logiciel Gwyddion.

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

La fonctionnalité que nous allons utiliser est celle qui permet de calculer la dimension fractale, en effet Gwyddion propose différentes méthodes de calcul de la DF à savoir la méthode du spectre de puissance, la méthode de triangulation, et la méthode de la variance

IV.4.1.1 Méthode du spectre de puissances :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI A	2.51	2.5440	0.0054
	ROI I	2.52		
	ROI R	2.54		
	ROI Z	2.48		
	ROI P	2.67		
Pathologiques	ROI F	2.29	2.31	0.0035
	ROI N	2.33		
	ROI V	2.30		
	ROI W	2.30		
	ROI X	2.33		

Tableau. IV.2. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de spectre de puissances.

La moyenne de la DF est de 2.54 ± 0.0054 pour les images saines, et pour les images pathologiques, elle est de 2.31 ± 0.0035

IV.4.1.2. Méthode de triangulation :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI A	2.46	2.4240	0.00092
	ROI I	2.44		
	ROI R	2.43		
	ROI Z	2.40		
	ROI P	2.48		
Pathologiques	ROI F	2.54	2.4880	0.0092
	ROI N	2.33		
	ROI V	2.51		
	ROI W	2.58		
	ROI X	2.48		

Tableau. IV.3. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de triangulation

La moyenne de la DF pour les images saines est de 2.42 ± 0.00092 , pour les images pathologiques elle est de 2.48 ± 0.0092 .

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

IV.4.1.3. Méthode de la variance :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI A	2.70	2.6840	0.00043
	ROI I	2.66		
	ROI R	2.68		
	ROI Z	2.67		
	ROI P	2.71		
Pathologiques	ROI F	2.77	2.7540	0.00013
	ROI N	2.75		
	ROI V	2.76		
	ROI W	2.75		
	ROI X	2.74		

Tableau IV.4. Résultats de la dimension fractale sur des images CT-SCAN obtenus avec la méthode de la variance.

Pour les images saines la DF varie entre 2.66 et 2.70 passant par une moyenne de 2.68, pour les images ostéoporotiques la DF a une moyenne de 2.75 ± 0.00013 .

IV.4.1.4. Interprétation des résultats :

On remarque que les résultats changent en fonction des méthodes, on voit clairement que la dimension fractale des images pathologiques est supérieur à celle des images saines sauf dans la méthode de spectres de puissances, ce qui correspond aux résultats obtenus avec la méthode de comptage différentiel des boîtes.

IV.5. Application de l'algorithme DBC sur des images IRM :

En calculant la dimension fractale sur dix images IRM dont cinq sont pathologiques et les cinq autres sont des ROI saines, nous avons obtenu les résultats présentés dans le Tableau IV.5.

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI G	2.5403	2.5158	0.0015
	ROI S	2.5499		
	ROI O	2.4745		
	ROI B	2.4740		
	ROI T	2.5403		
Pathologiques	ROI C	2.4981	2.4840	0.0021
	ROI U	2.4380		
	ROI K	2.4997		
	ROI M	2.5461		
	ROI E	2.4383		

Tableau IV.5. Résultats de la dimension fractale sur des images IRM obtenus avec la méthode DBC.

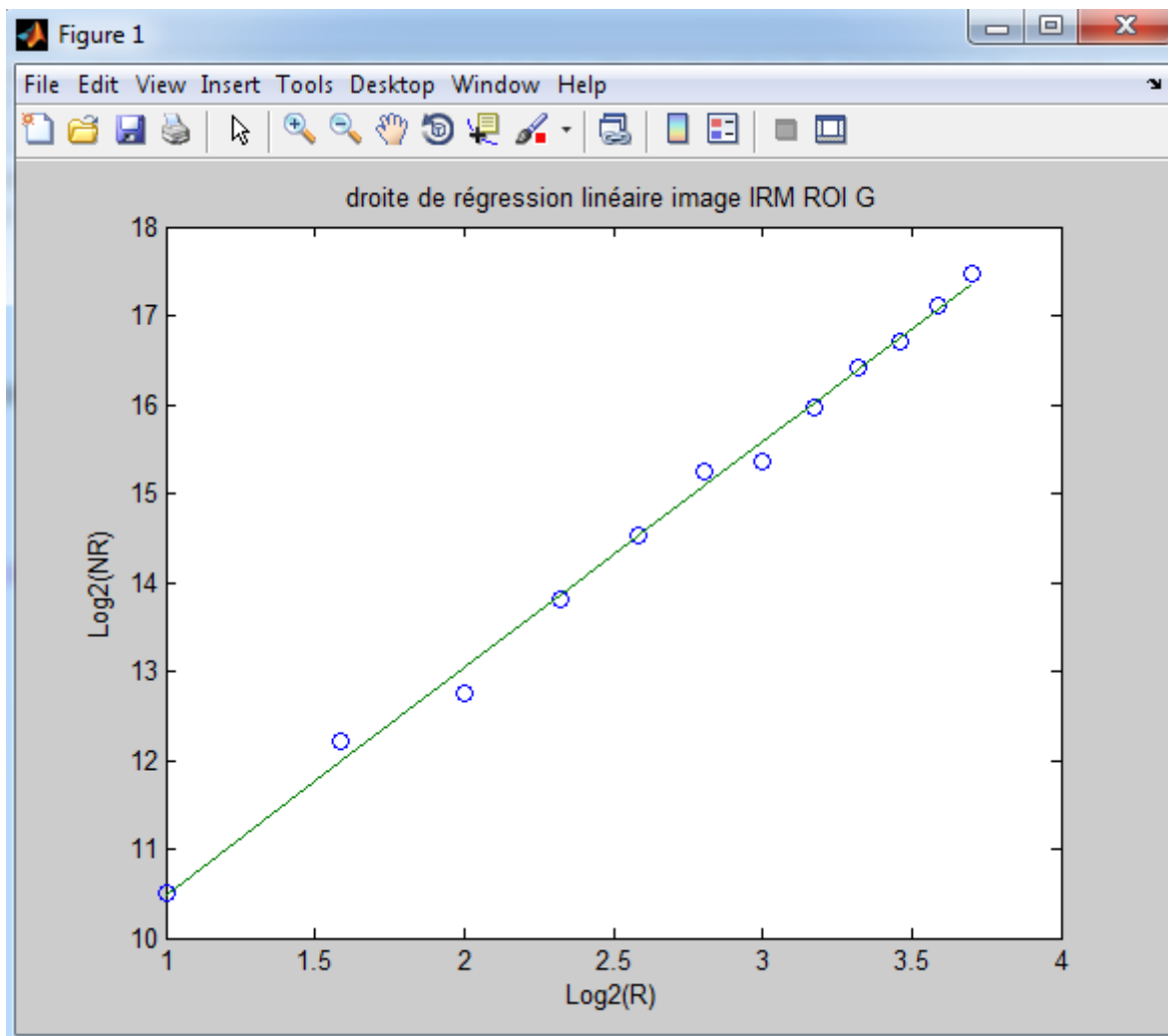


Figure IV.7. Résultat de la méthode DBC, appliquée à l'image IRM ROI G

Le tableau IV.5 montre que les résultats de la dimension fractale obtenus sur les images IRM saines varient entre 2.47 et 2.54 avec une moyenne de 2.41. Pour les images pathologiques la moyenne de la DF est de 2.48 ± 0.0021 .

Selon les résultats obtenus on remarque qu'il y a une différence entre la DF des images pathologiques et saines, mais cette différence n'est pas très significative.

En d'autres termes, avec l'algorithme des comptages différentiels des boîtes, il est plus facile de caractériser les images Scanner de l'os spongieux que les images IRM, la Figure IV.8 montre les droites de régressions linéaires des images IRM saines en verts et ostéoporotiques en rouge.

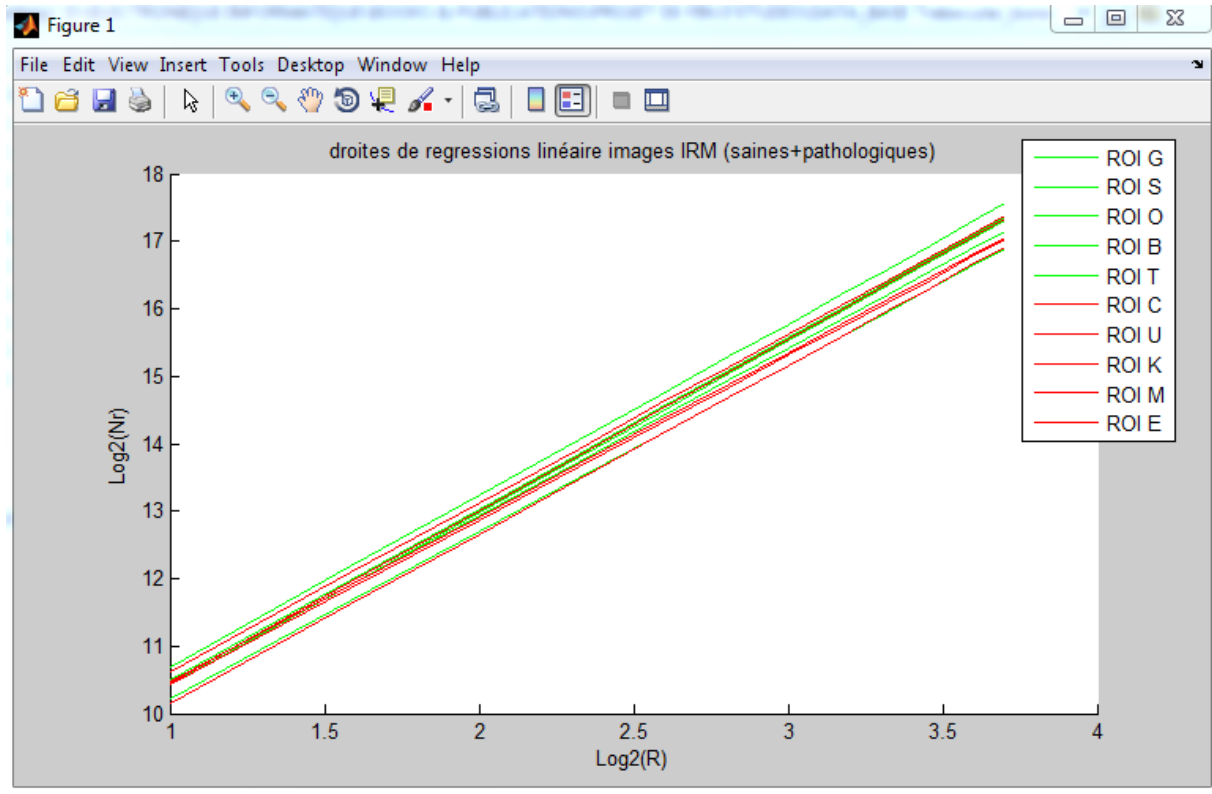


Figure IV.8. Droites de régression linéaire des images IRM

IV.5.1. Comparaison de l'algorithme DBC avec d'autres méthodes :

IV.5.1.1. Méthode de spectre de puissances :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI G	3.22	3.2220	0.00022
	ROI S	3.22		
	ROI O	3.23		
	ROI B	3.24		
	ROI T	3.20		
Pathologiques	ROI C	3.15	3.1380	0.00012
	ROI U	3.14		
	ROI K	3.14		
	ROI M	3.14		
	ROI E	3.12		

Tableau IV.6. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode du spectre de puissances.

La moyenne de la DF pour les images saines est 3.22 ± 0.000022 . Pour les images pathologiques la moyenne est de 3.13 ± 0.00012

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

IV.5.1.2. Méthode de triangulation :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI G	2.71	2.7220	0.00007
	ROI S	2.73		
	ROI O	2.73		
	ROI B	2.72		
	ROI T	2.72		
Pathologiques	ROI C	2.71	2.7120	0.00002
	ROI U	2.71		
	ROI K	2.71		
	ROI M	2.72		
	ROI E	2.71		

Tableau IV.7. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode de triangulation.

La moyenne de la DF pour les images saines est de 2.72 ± 0.00007 . Pour les images pathologiques la moyenne est de 2.71 ± 0.00002 . Il n'y a pas de différence entre les images normales et pathologiques avec la méthode de triangulation.

IV.5.1.3. Méthode de la variance :

		DF	Moyenne	Variance
Normale	ROI G	2.89	2.9060	0.00023
	ROI S	2.89		
	ROI O	2.88		
	ROI B	2.92		
	ROI T	2.90		
Pathologiques	ROI C	2.88	2.8640	0.00063
	ROI U	2.88		
	ROI K	2.87		
	ROI M	2.82		
	ROI E	2.87		

Tableau IV.8. Résultats de la dimension fractale obtenus sur des images IRM avec la méthode de la variance.

La DF moyenne de la DF est de 2.90 ± 0.00023 pour les images saines, et pour les images pathologiques elle est de : 2.86 ± 0.00063 .

IV.5.1.4. Interprétation des résultats :

On remarque que les résultats obtenus avec les images IRM diffèrent en fonction de la méthode. Pour la méthode de triangulation il n'est pas facile de distinguer entre les images saines et pathologiques puisque la DF est identique pour les deux caractères (normale et

CHAPITRE IV : Dépistage de l'ostéoporose

ostéoporotique. Avec la méthode du spectre de puissance l'écart entre la moyenne de la DF des images saines et pathologiques est le plus important (3.22 et 3.13) donc la méthode du spectre de puissances est la plus fiables par rapport aux autres y compris celle des comptages différentiel des boîtes qui se trouve être moins efficace pour caractériser l'os spongieux sain d'un autre ostéoporotique avec la modalité de l'IRM.

On a observé une difficulté à discerner les images pathologiques des images saines pour la modalité d'IRM, cela est dû au fait que l'IRM exploite les propriétés magnétiques de l'atome d'hydrogène, dont la présence au niveau de l'os n'est pas importante, puisque les principaux constituants de l'os sont des minéraux. La méthode de comptage différentiel des boîtes est beaucoup plus efficace sur des images Scanner que sur des images IRM.

La raison pour laquelle il existe une incertitude de calcul est que les images des travées osseuses ne reflètent pas les propriétés des objets fractales proprement dit, c'est-à-dire que ces images n'ont pas la même structure à différentes échelles.

IV.6. Discussion :

Nous avons appliqué dans ce chapitre la méthode de comptage différentiel des boîtes pour estimer la dimension fractale des images IRM et Scanner du tissu trabéculaire pour le caractériser d'une nature saine ou ostéoporotique.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce manuscrit concerne l'analyse de texture des images médicales. L'algorithme de la méthode est basé sur le calcul de la dimension fractale, indice de référence lorsqu'il s'agit de mesurer le degré d'irrégularité d'un objet.

Pour aborder ce travail, nous avons commencé dans le premier chapitre par une étude de la structure osseuse, montrant ainsi qu'il existe une organisation architecturale de l'os. Cette organisation est caractérisée par un réseau de travées osseuse, qui sert de soutien face aux contraintes mécaniques et à la régénération du tissu osseux. Cela permet de mettre l'accent sur les mécanismes de la perte osseuse, qui sont à l'origine de la fragilité de l'os et l'augmentation du risque fracturaire.

Dans le second chapitre nous avons donné un aperçu non exhaustif des techniques d'analyse et de caractérisation des textures en traitement d'image, puisque l'os spongieux possède des propriétés de texture qu'on peut modéliser avec plusieurs méthodes mathématiques, dans notre cas nous avons choisi une approche fractale.

Dans le troisième chapitre, on s'est intéressé à l'analyse de texture par des méthodes fractales, le paramètre de référence dans cette analyse est la dimension fractale. Il existe plusieurs méthodes qui permettent d'estimer la dimension fractale notamment celles basées sur le comptage des boîtes, celles basées sur le mouvement brownien fractionnaire, et celles basées sur la mesure d'aire. Nous avons choisi la méthode de comptage différentiel des boîtes pour le calcul de la dimension fractale.

Dans le quatrième chapitre, nous avons appliqué la méthode de comptage différentiel des boîtes sur des images du tissu trabéculaire normales et ostéoporotiques, pour mesurer la dimension fractale de ces images. Ensuite nous avons utilisé un logiciel pour le calcul de cette dimension pour la comparer à notre méthode avec d'autres algorithmes : spectre de puissances, méthode de triangulation, méthode de la variance. Les résultats montrent qu'on peut distinguer entre les images pathologiques et les images saines, et que la méthode de comptage différentiel des boîtes est plus efficace sur des images Scanner que sur des images IRM.

Plusieurs idées de perspectives peuvent faire suite à ce travail, dans cette optique il serait intéressant d'implémenter une méthode d'intelligence artificielle en se basant sur la méthode de comptage différentiel des boîtes afin d'effectuer une classification automatique des images qui seront un appui pour l'interprétation par les médecins.

Ce travail s'inscrit dans la démarche du diagnostic précoce de l'ostéoporose afin d'avoir la meilleure prise en charge qui soit et améliorer la qualité de vie des patients. Nous soumettons ce modeste travail à toutes critiques ou suggestion dans le but d'améliorer les connaissances et les recherches qui seront menées par de futurs étudiants.

Références bibliographiques :

- [All09] **S.Allen Broughton, Kurt.B**, *Discrete Fourier analysis and wavelets* : A John Wiley & sons INC., Publication, New York, 2009.
- [Ame10] **Z.Ameur, D. Arab**, *Support de cours : Module traitement d'images, Master électronique Biomédical* : Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, Département d'électronique, 2010.
- [Chr08] **Christophe Damerval**, *Ondelettes pour la détection de caractéristique en traitement d'images. Application à la détection des régions d'intérêt*. Thèse de Docteur, Université Joseph-Fourier-Grenoble, 2008.
- [Dil16] **Dillenseger. Jean-Pierre, Moerschel. E, Zorn. C**, *Guide des technologies de l'imagerie médicale et de la radiothérapie quand la théorie éclaire la pratique* : Elsevier Masson, Paris, 2016.
- [Din17] **Dinesh K. Kumar, Sridhan. P.A, Behzad. A**, *Fractals Applications in biological signaling and image processing*: CRC Press, New York, London, 2017.
- [Dris10] **Driss Djouher**, *Identification des pathologies du tissu osseux par traitement d'image*. Mémoire de magister, LAMPA, université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2010.
- [Hél02]**Hélène Follet**, *caractérisation biomécanique et modélisation de l'os spongieux humain*. Thèse de docteur, INSA, université de Lyon, 2002.
- [Jean12] **Jean-Pierre. Demailly**, *Ensemble fractals, mesure et dimension* : Institut Fourier, université de Grenoble I, France, 2012.
- [Jun16] **Jundong Yan, Yuanyuan Sun, Shanshan cai, Xiaopeng Hu**. *An improved box-counting method to estimate Fractal dimension of images*. Journal of applied analysis and computation, 2016.
- [Kar07] **Karl David Fritscher, Benedikt Schuler, Agnes Grunerbl, Markus Hanni, Karsten Schweiger, Norbert Suhm, Rainer Schubert**, *Assesment of femoral bone quality using co-occurrence matrices and adaptive regions of interests*. University for Health Sciences, Medical Informatics and Technology, Hall in Tirol, Austria, 2007.
- [Krz09] **Krzystof Iniewski**, *Medical Imaging, principles, Detectors, and Electronics* : Wiley, New Jersey, 2009.
- [Lam06] **Lamotte Thomas**, *Reconstruction 3D de la microarchitecture osseuse à partir d'un nombre limité de radiographies : apport de techniques de régularisation*. Thèse de docteur, INSA, université Lyon, 2006.

- [Mou10] **Moussouni Fadhila**, *Squelettisation en niveaux de gris d'images 2D. Application aux images médicales*. Mémoire de magister, LAMPA, université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2010.
- [Lau13] **Laurence Gaalaas, Lisa Henn, Philippe R. Gaillard, Mansur Ahmad, Mohammad Saiful Islam**. *Analysis of trabecular bone using site-specific fractal values calculated from cone beam CT-images*, Springer Japan, 2013.
- [Lih96] **Lihua Li, Wei Qian, Laurence. P. Clarke**. *X-ray medical image processing using directional wavelet transform*, IEEE, 1996.
- [Lot13] **Lotfi Houam**, *contribution à l'analyse de texture de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose*. Thèse de docteur université de Guelma, 2013.
- [Lud09] **Ludovic Paulhac**, *Outils et analyse d'images 3D texturées : Application à la segmentation échographiques*. Thèse de docteur. Université François Rabelais-Tours, 2009.
- [Man95] **Mandelbrot. Benoit**, *Les objets Fractals : Flammarion*, France, 1995.
- [Men02] **Tati Rajab Mengko, J. Tjandra Prammudito**. *Implementation of Gabor Filter to texture analysis of radiographs in the assessment of osteoporosis*, IEEE, 2002.
- [Nir94] **Nirupam Sarkar, B. B. Chaudhuri**, *An efficient differential Box-Counting approach to compute fractal dimension of image*, IEEE, 1994.
- [Ren09] **Renaud Lopes**, *Analyse fractale et multi fractale en imagerie médicale : outils, validations et applications*. Thèse de docteur, université de Lille 1, 2009.
- [Sig99] **Marc. Sigelle, Tupin. F**, *Champs de Markov en traitement d'image : Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications*, Paris, 1999.
- [Sip13] **Dea. Sipt, Amblard. P.O**, *Fractale ? : Université de Grenoble I*, France, 2013.
- [Ste09] **Stéphane. Mallat**, *A wavelet tour of signal processing, the sparse way : Elsevier Inc.*, Burlington, 2009.
- [Tan04] **Bibliothèque Tangente**, *Les fractals arts, nature et modélisation : Editions pole*, Paris, 2004.
- [Tor95] **Torrésani. Bruno**, *Analyse continue par ondelettes: CNRS Editions*, Paris, 1995.