

UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM



FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT GENIE ELECTRIQUE

N° D'ORDRE : M.../2012

MEMOIRE

Pour l'obtention du

DIPLOME DE MAGISTER

SPECIALITE : ELECTRONIQUE

OPTION : SIGNAUX ET APPLICATIONS

Thème

Analyse de texture du tissu osseux

- Approche fractale -

Soutenu en **2012** par :

Mr. ADDA AHMED

Devant le jury composé de :

Président :	Mr . A.DJELLOUL	Professeur	université de Mostaganem
Examineurs:	Mr. A. BENOSTMAN	Maître de conférences	université de Mostaganem
	Mr .TALEB AHMED	Professeur	université de valencienne
Rapporteur :	Mme. M. MIMI.	Professeur	université de Mostaganem

REMERCIEMENT

Ce travail de recherche a été réalisé au Laboratoire signaux et applications de la faculté des sciences et de la technologie de L'université ABDELHAMID IBN BADIS de MOSTAGANEM

Je voudrais plus particulièrement faire part de ma gratitude aux personnes suivantes:

Avant tout, je tiens à exprimer ma gratitude à madame MIMI MALIKA professeur à L'université ABDELHAMID IBN BADIS de MOSTAGANEM et directeur de ce mémoire, pour m'avoir guidé tout au long de ce travail de recherche. Je la remercie vivement pour sa disponibilité, de tous les instants qui ont rendu ce travail possible. Qu'elle trouve ici l'expression de ma sincère gratitude.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur A.DJELOUL Professeur à l'université ABD ELHAMID IBN BADIS de MOSTAGANEM qui m'a fait l'honneur de présider le jury du présent mémoire.

Je tiens à remercier le Professeur A. TALEB-AHMED (Professeur, U.V.H.C) pour avoir accepté de faire partie des membres du jury et pour sa base de données de texture osseuse.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur BENOSMAN Maître conférences à l'université ABDELHAMID IBN BADIS de MOSTAGANEM qui à bien voulu accepter d'examiner ce mémoire.

Sans oublier de remercier mes parents et ma famille qui m'ont encouragé et soutenu toujours. et tous les autres doctorants ou étudiants que j'ai rencontrés au laboratoire.

Mes pensées vont particulièrement à ma défunte sœur SAMIRA que dieu l'accueillera avec son miséricorde dans sa vaste paradis.

SOMMAIRE

SYMBOLES ET ABREVIATIONS UTILISEES	iv
LISTE DES FIGURES	v
LISTE DES TABLEAUX.....	vi
RESUME	vii
INTRODUCTION GENERALE	01
CHAPITRE I : tissu osseux - contexte médicale -	
I-1. INTRODUCTION	03
I-2. L'ORIGINE DES OS.....	03
I-3. ELEMENTS CONSTITUTIFS.....	04
I-3-1.Cellules osseuses.....	04
a) les ostéoblastes.....	04
b) Ostéocytes et cellules bordantes.....	04
c) les ostéoclastes	04
I-3-2.Matrice extracellulaire.....	05
a)La matrice minérale	05
b) La matrice organique	05
I-4. DESCRIPTION GENERALE DE LA STRUCTURE OSSEUSE	06
I-4-1. Le tissu cortical.....	06
I-4-2. Le tissu trabéculaire	06
I-5. FONCTIONS DE L'OS	07
I-6. TYPES D'OS	07
I-7. LA REGENERATION OSSEUS.....	08
I-8. MALADIES OSSEUSES	08
I-8-1. L'ostéoporose	09
I-9. FACTEURS DE RISQUE DE FRACTURES.....	10
I-10. IDENTIFICATION DU RISQUE FRACTURAIRE	11
I-11. ROLE DE LA MICROARCHITECTURE DU TISSU TRABECULAIRE.....	12
I-12.TECHNIQUES DE CARACTERISATION DE LA MICROARCHITECTURE	13
I-12-1.Absorptiometrie	13
I-12-2.Histomorphometrie osseuse.....	14
I-12-3. Ultrasons	15
I-12-4. Tomographie par rayons x.....	17
I-12-5. Micro-imagerie par résonance magnétique nucléaire IRM	19
I-12-5-1. Imagerie par résonance magnétique	19
I-12-5-2. Principes	19
I-12-5-3. Temps de relaxation	20
I-13.PARAMETRES DE CARACTERISATIONS DE LA MICROARCHITECTURE OSSEUSE	
.....	22
I-13-1. Paramètres histomorphométriques (2D)	22
I-13-1-1. Paramètres structuraux (2D)	23
I-13-1-2. Paramètres dits de connectivité (2D)	24
I-13-1-3. Trabecular Bone Pattern Factor (TBPf)	24

I-13-2. Anisotropie structurale et architecturale	25
<i>I-13-2.1. Méthodes volumiques.....</i>	<i>25</i>
I-13-3. Connexité	26
<i>I-13-3-1. Nombre de connexité.....</i>	<i>26</i>
<i>I-13-3-2. Nombre de Betti</i>	<i>27</i>
<i>I-13-3-3. Nombre d'Euler</i>	<i>27</i>
<i>I-13-3-4. L'estimateur Conneuler.....</i>	<i>28</i>
I-13-4. Dimension Fractale D	28
I-14.CONCLUSION.....	29
CHAPITRE II : L'ANALYSE DE TEXTURE	
II-1. ETAT DE L'ART.....	30
II-2. DEFINITION DE LA TEXTURE	30
II-3. CLASSES DE TEXTURES	31
II-3-1. Les macro-textures	31
II-3-2. Les micro-textures	31
II-4. TYPES DE TEXTURES.....	32
II-4-1. La texture périodique	32
II-4-2. La texture aléatoire.....	32
II-5. PERCEPTION ET ANALYSE VISUELLE D'UNE TEXTURE	33
II-6. LES CRITERES DE CARACTERISATION DE TEXTURE	34
II-6-1. La grossièreté	34
II-6-2. Le contraste	35
II-6-3. La complexité	35
II-6-4. La force	36
II-7. METHODES D'ANALYSE DE TEXTURE	36
II-7-1. Les méthodes statistiques	37
II-7-2. Les méthodes structurelles	37
II-7-3. Les méthodes basées sur l'étude des formes	37
II-7-4. Les méthodes spatio-fréquentielle	37
II-7-5. Méthodes de traitement de signal	37
a) Les ondelettes	37
b) Filtres de Gabor	38
II-7-6. Les méthodes basées sur un modèle	38
II-8.DOMAINES D'APPLICATION DE L'ANALYSE DE TEXTURE	39
II-8-1 .La classification de texture	39
II-8-2. La segmentation	39
II-9. ANALYSE DE TEXTURE EN IRM	40
II-10.CONCLUSION	41
CHAPITRE III : THEORIE FRACTALE & DIMENSION	
III-1. HISTORIQUE	42
III-2. NOTION DE FRCTALE	42
III-2-1. La géométrie classique	43
III-2-2. La géométrie fractale	43
III-3. LES OBJETS FRACTALS	46
III-4. LES PROPRIETES DES FRACTALES	47

Symboles et abréviations utilisées

3D	<i>Tridimensionnel</i>
DMO	Densité Minérale Osseuse
DXA	<i>Dual energy X-ray Absorptiometry</i> (Absorptiométrie Biphotonique)
HA	Hydroxyapatite
I R M	<i>Magnetic Resonance</i> (Micro-imagerie par résonance Magnétique nucléaire)
BUA	<i>Broadband Ultrasound Attenuation</i> (ultrasonons)
CT-scan	<i>Computed Tomography</i> (Tomodensitométrie, ou Scanner)
D	Dimension de l'objet.
L	longueur de l'Objet.
n	l'étalon de mesure.
N	Nombre de fois que l'on reporte l'étalon.
Df	Dimension fractale
BC	<i>Box Counting</i> (comptage de boîtes)
DBC	<i>Différentiel Box Counting</i> (comptage différentiel de boîtes)
XCM	<i>Extended counting</i> (Comptage étendu)
fBm	<i>Fractional Brownian motion</i> (le mouvement Brownien fractionnaire)
ROI	<i>Region Of Interest</i>

Liste des TABLAEUX

Tableau I-1 : Facteurs de risque à prendre en considération pour l'estimation du risque de fracture	11
Tableau I-2 : Les déterminants de la qualité osseuse.....	12
Tableau III-1 :Exemple de construction d'une courbe particulière : la courbe de Von Koch.....	47
Tableau III-2 : Les définitions de la dimension fractale, les plus couramment rencontrées, abondent dans la littérature.....	50
Tableau III-3 : Les principales méthodes d'analyse fractale et les applications en imagerie médicale.....	68
Tableau IV-1 : Résultats de la méthode BOX CONTING	75
Tableau IV-2 : Résultats du calcul de HD.....	78
Tableau IV-3 : Résultats de la comparaison de la méthode BOXCONTING.....	79

RESUME

Dans le cadre du diagnostic, l'interprétation des images médicales est une tâche complexe pour la détection des anomalies potentielles. Un des procédés les plus utilisés pour cette caractérisation est la texture. De nombreuses études ont été menées pour développer des algorithmes de quantification de la texture. L'intérêt de la géométrie fractale en analyse d'images médicales est justifié par l'auto-similarité des objets anatomiques sur une résolution finie. L'utilisation de cette géométrie repose principalement sur l'estimation d'attributs fractals. Diverses méthodes ont été proposées pour estimer la dimension fractale. Cette étude énumère l'ensemble de ces algorithmes, leurs principes, leurs avantages et inconvénients ainsi la capacité de l'analyse fractale à distinguer des groupes d'ostéoporotiques de groupes témoins. Son potentiel de développement Clinique est très prometteur.

Mot-clé : microarchitecture, ostéoporose, texture, dimension fractal

Abstract

The diagnostic interpretation of medical images is a complex task aiming to detect potential abnormalities. One of the most used features in this process is texture which is a key component in the human understanding of images. Many studies were conducted to develop algorithms for texture quantification. The relevance of fractal geometry in medical image analysis is justified by the proven self-similarity of anatomical objects when imaged with a finite resolution. Over the last years, fractal geometry was applied extensively in many medical signal analysis applications. The use of these geometries relies heavily on estimation of the fractal features. Various methods were proposed to estimate the fractal dimension. This article presents an overview of these algorithms, the way they work, their benefits and limits, and the ability to differentiate osteoporotic groups from control groups. Their clinical potential appears very promising.

Key words : Micro architecture, Osteoporosis, texture , fractal dimension

ملخص

في إطار التشخيص الطبي، تفسير و تحليل الصور الطبية مهمة معقدة تهدف إلى كشف التشوهات المحتملة، واحدة من السمات الأكثر استخداما في هذه العملية هو اللمس الذي هو عنصر أساسي في فهم الإنسان لصور وقد أجريت في هذا الإطار دراسات عديدة لتطوير خوارزميات لتحديد مقدار هذا اللمس، من أهمها الهندسة الكسورية. على مدى السنوات الماضية، تم تطبيق الهندسة كسورية على نطاق واسع في العديد من التطبيقات الطبية كتحليل الإشارات مثلا. استخدام هذه الأشكال الهندسية يعتمد بشكل كبير على تقدير ميزاتها الكسورية و ابعادها و اقترحت عدة أساليب مختلفة لتقدير البعد الكسوري. هذا المقال يقدم لمحة عامة عن تحليل الصور الطبية عن طريق اللمس باستعمال البعد الكسوري و خوارزمياته، وطريقة عملها، فوائدها وحدودها، و دراسة قدرتها على تمييز مجموعات مرضى ترقق العظام من مجموعات المراقبة. كما ان الإمكانيات السريرية لهذه الطريقة تبدو واعدة جدا.

مفتاح الكلمات: الهندسة المعمارية الدقيقة، ترقق العظام، اللمس، الكسورية

Introduction générale

Dans un souci d'aide aux médecins Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux développements d'outils, pour l'aide à la détection et au diagnostic de différentes lésions. Ils sont destinés à une lecture informatique qui vise à aider mais non à se substituer au clinicien. Leurs principes obéissent aux quatre étapes suivantes, à savoir la numérisation (effectuée dans la majorité des cas par la machine d'acquisition), l'extraction de caractéristiques propres aux images, la classification et le diagnostic. Ces avancées ont permis d'atteindre l'étape, où le déploiement de certains d'eux en routine clinique est devenu une possibilité. C'est particulièrement le cas dans l'analyse des images mammographiques, où certains systèmes commerciaux ont eu l'approbation des autorités légales.

Les systèmes informatiques d'aide au diagnostic (CAD) sont en amélioration constantes et sont capables de détecter des zones suspectes, foyers de microcalcifications, masses ou distorsions architecturales. Des progrès sont aussi enregistrés dans la caractérisation des masses par les CAD.

Cependant, l'interprétation des images médicales (obtenues de différentes modalités, telles que la radiographie, la mammographie, les ultrasons (US), le scanner, la tomographie par émission mono-photonique (TEMP), la tomographie par émission de positons (TEP) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM)) est une tâche complexe pour la détection des anomalies potentielles.

Un des procédés les plus utilisés pour cette caractérisation est la texture. La texture est une riche source d'informations visuelles et est une composante clé dans l'analyse des images et la compréhension humaine.

La définition littéraire de la texture est la suivante : « répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace ». Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. Il n'existe pas de définition universelle dans les domaines du traitement d'images et de la vision par ordinateur. S'il est aisément possible d'en donner une définition intuitive, il est par contre difficile de trouver une formulation mathématique pour une notion aussi subjective, puisque relative à sa perception visuelle.

On peut caractériser une texture comme un concept qui traduit un aspect homogène local de la surface d'un objet. C'est une représentation très importante et largement utilisée dans la plupart des domaines du traitement d'images. Cette représentation est en générale caractérisée par une valeur numérique ou un vecteur de valeurs, mais elle peut être beaucoup plus complexe (par exemple une grammaire). On utilise souvent les termes attributs ou paramètres pour désigner l'ensemble de ces caractéristiques.

Il faut considérer aussi que l'analyse de texture est différente de l'analyse dite d'image, qui consiste à caractériser la taille et la forme des particules. Analyser une texture signifie chercher et quantifier les corrélations et relations entre les niveaux de gris des pixels en fonction de la distance qui les sépare. Ces relations ne sont pas toujours faciles à interpréter.

L'analyse de texture est utilisée dans des domaines de plus en plus variés. La reconnaissance des formes, la segmentation des images ou la caractérisation qui représente sa plus importante application. En effet, dans le cas des images naturelles, la seule étude de la distribution des niveaux de gris est insuffisante pour caractériser les zones homogènes. C'est le cas pour les images multi spectrales réalisées en télédétection ou les estimateurs de textures permettent de différencier un champ, d'une forêt, d'une ville..... C'est le cas aussi en imagerie médicale ou ces mêmes estimateurs permettent de faire la distinction entre tissus sains et tissus pathologiques (détection de lésions, dépistage de pathologies, segmentation en IRM....).

La géométrie fractale est apparue dans les années 70 comme le fruit d'une synthèse de travaux effectués en mathématiques et en physique depuis plus d'un siècle. Elle a proposé de nouveaux concepts pour appréhender certains phénomènes complexes. Les notions de dimension fractionnaire et d'invariance d'échelles ont rapidement été reconnues pertinentes pour la description de nombreux objets naturels, tels que les reliefs montagneux. Les premières applications en traitement du signal sont apparues vers le début des années 80. Ces tentatives étaient essentiellement

descriptives, en effet des signaux étaient analysés, à travers le calcul de la « dimension fractale » et des comportements fractals étaient ou non relevés, le plus souvent sous la forme d'une invariance d'échelles dans une certaine gamme de résolutions. En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractal est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface représentant les niveaux de gris de l'image. cette dimension qui a connu un grand succès en imagerie médicale, a été appliquée aux radiologies de l'os pour la caractérisation de la microarchitecture osseuse et l'évolution du risque fracturaire lié à une pathologie dégénératif appelée « l'ostéoporose ».

L'ostéoporose est actuellement considérée comme un problème majeur de santé publique, représentant une charge financière élevée. En effet, le vieillissement et la ménopause entraînent une perte de tissu osseux et une altération de ses facultés de résistance. L'Organisation mondiale de la santé définit l'ostéoporose comme une maladie générale du squelette caractérisée par une masse osseuse basse et une altération de la microarchitecture trabéculaire conduisant à une augmentation de la fragilité de l'os avec un risque élevé de fractures. La lutte contre l'ostéoporose nécessite des actions de prévention mais également une meilleure connaissance théorique de la maladie. Les mesures thérapeutiques actuellement effectuées en routine clinique sont essentiellement orientées sur l'évaluation de la masse osseuse, par examen d'absorptiométrie biphotonique à rayons X ou par mesure d'atténuation des ultrasons. Aucun examen clinique ne permet actuellement d'évaluer les perturbations architecturales osseuses.

La recherche biomédicale est donc essentiellement orientée vers l'élaboration de techniques qui permettront d'évaluer cette composante essentielle de l'ostéoporose que constitue la microarchitecture

Ce travail porte sur le développement d'outils d'analyse de texture en vue de la détection et classification pour la prise de décision en imagerie médicale. Application visée concerne l'analyse de texture du tissu osseux à partir d'une méthode non invasive sur radiographie osseuse en vue de détection de l'ostéoporose. L'objectif est de définir d'un point de vue théorique et pratique, ce que l'analyse fractale de texture radiographique osseuse représente en termes de microarchitecture osseuse

Ce manuscrit est composé de quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, une étude bibliographique décrit la structure osseuse et son principe de régénération. Elle aborde ensuite les pathologies entraînant une perte osseuse et l'intérêt de l'étude du tissu trabéculaire afin de caractériser ces pathologies. Enfin, les paramètres de caractérisation de la microstructure osseuse et les principales techniques associées disponibles à l'heure actuelle sont succinctement présentées, et plus particulièrement l'IRM.

Dans le second chapitre, Nous allons d'abord présenter un état de l'art de la caractérisation de texture ensuite une investigation des méthodes d'analyse de texture est envisagée afin de déterminer celles qui peuvent convenir pour l'analyse de l'architecture osseuse.

Dans le troisième chapitre, Nous nous sommes plus particulièrement intéressés aux modèles fractales qui nous ont semblé les plus aptes à résoudre notre problématique. Nous présentons aussi des méthodes d'analyse fractales, ces différents algorithmes et nous discuterons de leurs avantages et inconvénients.

Le dernier chapitre concerne les applications. L'application qui va t'être évoquée soulève un problème méthodologique qui est au cœur du projet: Comment caractériser de manière pertinente l'apparence des IRM de l'os ? Pour répondre à ce problème, nous utilisons l'analyse de texture. L'approche fractale que nous suivons consiste à formuler une mesure de l'hétérogénéité globale ou locale d'un images médicales pour la discrimination entre deux états (sains/pathologiques) . Pour ce faire, les méthodes de comptage de boîtes (Box counting) qui sert à la subdivision de l'image en boîtes de carrées égaux puis le calcul de la dimension fractale.

CHAPITRE I : tissu osseux

I. Tissu osseux

I.1. Introduction

Comme tout tissu conjonctif, le **tissu osseux** est constitué de cellules dispersées dans une matrice extracellulaire abondante. La substance fondamentale est dure, rigide et imprégnée de sels calciques, Il forme, à 25%, les organes durs que l'on appelle os, Il possède trois fonctions principales, mécaniques, métaboliques et hématopoïétiques.

Le premier rôle du tissu osseux est une fonction de soutien du corps et de protection des organes. L'ensemble des os forme le squelette qui constitue la charpente du corps et sert d'ancrage aux tissus mous (tendon, muscle, ligament). Le tissu osseux est un tissu très résistant capable de supporter d'importantes contraintes mécaniques. Cependant, loin d'être un tissu statique, il subit un remodelage permanent sous l'action conjointe des ostéoclastes, qui dégradent l'os ancien, et des ostéoblastes qui synthétisent la nouvelle matrice minéralisée. Ce remodelage permet l'adaptation du tissu aux contraintes mécaniques de son environnement. On observe ainsi une diminution de la masse osseuse chez les spationautes, qui peut être limitée par l'application quotidienne de stimuli mécaniques pendant le vol (Goodship et al, 1998).

Le remodelage du tissu osseux est également un moyen de réguler la libération ou le stockage de minéraux et d'assurer ainsi, conjointement avec l'intestin et les reins, le contrôle du métabolisme phosphocalcique. L'os contient en effet 98% du calcium de l'organisme dont environ 1 % est échangeable avec les liquides extracellulaires. La densité de l'os de rats ayant subi un régime carencé en calcium diminue ainsi par rapport à un régime normal. Cette carence se traduit en effet par une augmentation du nombre de cellules osseuses différenciées au sein du tissu (Seto et al, 1999).

Enfin, le tissu osseux, et en particulier les cellules de la moelle osseuse, fournissent un support structural et fonctionnel aux cellules hématopoïétiques. Les os renferment en effet des cavités, les espaces médullaires, contenant la moelle hématopoïétique, dont les cellules souches, à l'origine des 3 lignées de globules du sang, se trouvent au voisinage des cellules osseuses. Certaines d'entre elles sont des cellules souches pluripotentes, susceptibles de se différencier dans de multiples lignages (fibroblastes, chondrocytes, ostéoblastes, adipocytes).

I.2. Origine

La formation de l'os débute vers la 9^e semaine chez le fœtus. Elle se fait à partir d'une «maquette» de cartilage, l'os croît alors par apposition de cellules et de matrice sur les surfaces libres du tissu rigide. Cette croissance s'effectue par deux voies. *L'ossification membranaire* des os plats (crâne, omoplate) procède directement d'une différenciation des cellules mésenchymateuses en cellules osseuses, ostéoblastes ou ostéoclastes, tandis que dans *l'ossification endochondrale* des os longs une matrice cartilagineuse est d'abord formée puis remplacée par de l'os.

I.3. Eléments constitutifs

Les cellules des tissus osseux comprennent des cellules fixes (ostéoblastes et ostéocytes) ou étrangères (ostéoclastes). La matrice extracellulaire ou substance osseuse est formée d'une partie organique (fibres de collagène de type I et substance fondamentale) et d'une partie minérale (principalement des sels de calcium). Cette matrice est peu hydratée, Cela est dû à la faible teneur en protéoglycanes tels que le chondroïtine sulfate présent à l'inverse en grande quantité dans le tissu cartilagineux.

I.3.1. Cellules osseuses

On distingue 2 catégories de cellules osseuses : les ostéoblastes (et leurs cellules dérivées : ostéocytes et cellules bordantes) et les ostéoclastes.

a) *Les ostéoblastes* ont une origine mésenchymateuse. Elles sont reliées entre elles par des gap junctions. Elles sont à la surface de l'os en croissance, alignées sur les surfaces osseuses. Ce sont des cellules cuboïdes, 20 micromètres de diamètre, avec un gros noyau à l'opposé de la surface apposée sur l'os. Leurs contours sont irréguliers et elles possèdent des prolongements leur permettant le contact avec d'autres ostéoblastes ou ostéocytes. Leur rôle est d'élaborer le tissu osseux immature (tissu ostéoïde) et de permettre sa calcification en élaborant des protéines initiant la cristallisation (Bone Sialoprotéine / phosphoprotéines) et des enzymes permettant l'entretien de la calcification (phosphatase alcaline).

Ils agissent aussi indirectement dans la résorption du tissu osseux en élaborant des substances agissant sur l'ostéoclaste.

Après un certain nombre de division, l'ostéoblaste élabore la matrice osseuse autour de lui ; dans un premier temps au niveau de la surface osseuse puis il s'entoure et se transforme en ostéocyte ou en cellules bordantes, elles conservent leurs gap junctions qui leur permettent la diffusion des éléments nutritifs.

b) *Ostéocytes et cellules bordantes.*

Au fur et à mesure que la matrice est synthétisée et minéralisée, certains ostéoblastes sont emprisonnés dans des cavités, les ostéoplastes. Ces cellules, appelées *ostéocytes*, sont reliées aux ostéoblastes en surface et assurent la transmission de signaux ioniques, hormonaux et mécaniques dans l'os.

Ils synthétisent du collagène I, déposé dans l'ostéoplaste, et joueraient ainsi un rôle de maintenance de la matrice osseuse (Knothe Tate et al, 2004).

Les cellules bordantes sont des ostéoblastes au repos, susceptibles, s'ils sont sollicités, de redevenir des ostéoblastes actifs. Elles revêtent les surfaces osseuses qui, à un moment donné, ne sont soumises ni à formation ni à résorption osseuse. Ce sont des cellules aplaties et allongées, possédant peu d'organites et reliées entre elles et avec les ostéocytes voisins par des jonctions communicantes.

Si les ostéoblastes forment le tissu osseux, les ostéoclastes le détruisent, ont creusé des surfaces d'érosion (ou lacunes de Howship).

c) *Les ostéoclastes* sont, avec les odontoclastes de la dentine, les seules cellules capables de résorber la matrice minérale. Les ostéoclastes sont formés à partir de la fusion de

préostéoclastes issus de cellules hématopoïétiques de la moelle (Solari et al, 1996; Jotereau, 1985). Ce sont des cellules très volumineuses, de 20 à 100 μ m de diamètre, plurinucléées (entre 4 et 20 noyaux), capables de se déplacer à la surface des travées osseuses d'un site de résorption à un autre.

I.3.2. Matrice extracellulaire :

Elle est constituée d'une partie minérale (70%) et d'une partie organique (25%) et de très peu d'eau (5%).

a) Matrice minérale

Le tissu osseux, comme les dents, est un tissu minéralisé. La phase minérale de l'os représente environ 65% de son poids total. La phase cristalline s'apparente à l'hydroxyapatite $\text{Ca}_{10}(\text{PO}_4)_6(\text{OH})_2$ (fig I.1.), déposée sous forme de petites aiguilles hexagonales associées à la matrice organique.

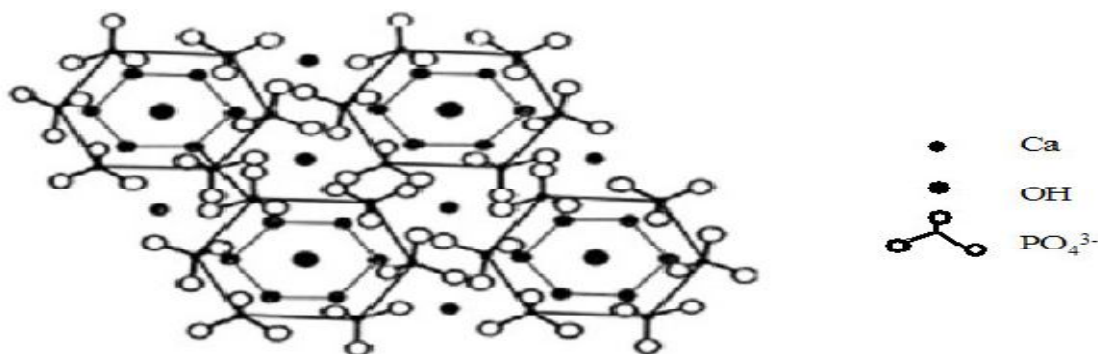


Figure. I.1 Arrangement des atomes dans la structure cristalline hexagonale de l'hydroxyapatite.

Dans l'os, d'autres éléments sont incorporés dans la structure de l'apatite et notamment des carbonates, CO_3^{2-} , substitués aux phosphates ou aux hydroxydes; des ions fluorure F^- , substitués à l'hydroxyde; ou encore des cations, magnésium ou sodium, qui peuvent se substituer à l'ion calcium. L'hydroxyapatite stœchiométrique a un rapport $\text{Ca/P} = 5/3 \approx 1,67$.

Les tissus jeunes de l'organisme, en rapide renouvellement, contiennent de l'hydroxyapatite mal cristallisée, relativement soluble, et riche en carbonates. Son rapport Ca/P est faible et tend vers 1.33.

Les tissus âgés, ou moins renouvelés, comme les os plats du crâne, contiennent des apatites plus cristallisées, et leur rapport Ca/P tend vers celui de l'hydroxyapatite (Sodek et al, 2000).

b) La matrice organique

La matrice organique est faite essentiellement de *collagène* (protéine la plus abondante du corps humain et composant majoritaire des matrices extracellulaires, constitue 90% de la matrice organique de l'os) sous forme de larges fibres agencées en lamelles, de protéoglycanes et de protéines non collagéniques spécifiques du tissu osseux comme l'ostéopontine, l'ostéonectine et l'ostéocalcine.

Ces fibres sont parallèles les unes aux autres et sont organisées en fonction des forces de pressions exercées.

Les propriétés respectives du collagène ou de l'hydroxyapatite laissent penser que la fibre de collagène confère plutôt au tissu osseux une résistance à la traction tandis que le minéral apporte la résistance à la compression. L'association des deux confère au tissu osseux des propriétés mécaniques dont les mécanismes précis restent cependant à élucider (Hellmich et al, 2004; Rho et al, 1998).

I.4. Description générale de la structure osseuse

Le tissu osseux est constitué de deux types de tissus osseux (Figure I.2.). Cette distinction repose sur l'importance de la masse volumique du tissu osseux.

I.4.1 Le tissu cortical, ou « os compact » : C'est un tissu qui constitue l'enveloppe résistante de l'os. Il est organisé en ostéones ou cylindres de Havers. Ces unités structurales sont formées de lamelles concentriques autour de canaux conjonctive-vasculaires, les canaux de Havers, reliés par des canaux perpendiculaires, les canaux de Volkmann. Ces canaux permettent l'irrigation du tissu osseux

L'os cortical forme un cylindre creux, la cavité médullaire, qui est remplie de moelle osseuse. il est constitué d'une juxtaposition de cylindres faits de lamelles osseuses concentriques dans lesquels les fibres de collagènes sont orientées de manière à lui donner une résistance mécanique optimale Au centre et autour de chaque cylindre se trouvent des capillaires innervés permettant la vascularisation de la moelle osseuse. Ce type de tissu est situé au niveau de la diaphyse des os longs et entoure les os plats.

En termes de masse osseuse, il constitue 80% du squelette, 50% des vertèbres, 70% du col du fémur

I.4.1 Le tissu trabéculaire, ou « os spongieux » : Cet os poreux et beaucoup moins dense que le précédent, est organisé en un réseau tridimensionnel de travées anastomosées de quelques centaines de microns d'épaisseur qui forment un labyrinthe d'espaces inter communicants occupés par de la moelle osseuse et des vaisseaux.

Minoritaire dans le squelette adulte, il est pourtant à la base de tout le tissu osseux.

L'os subit en effet un remaniement permanent. Au cours du développement, le premier os formé est spongieux. Il est ensuite dégradé puis remplacé par de l'os compact ou trabéculaire selon sa localisation et sa fonction

Ce type de tissu est situé au niveau de l'épiphyse des os longs ainsi que dans la partie centrale des os plats. L'architecture des travées, qui est liée aux forces de pression et de traction auxquelles est soumis le tissu trabéculaire, permet de distribuer les charges extérieures dans le volume de l'os. En termes de masse osseuse, il constitue 20% du squelette,

50% des vertèbres, 30% du col du fémur.

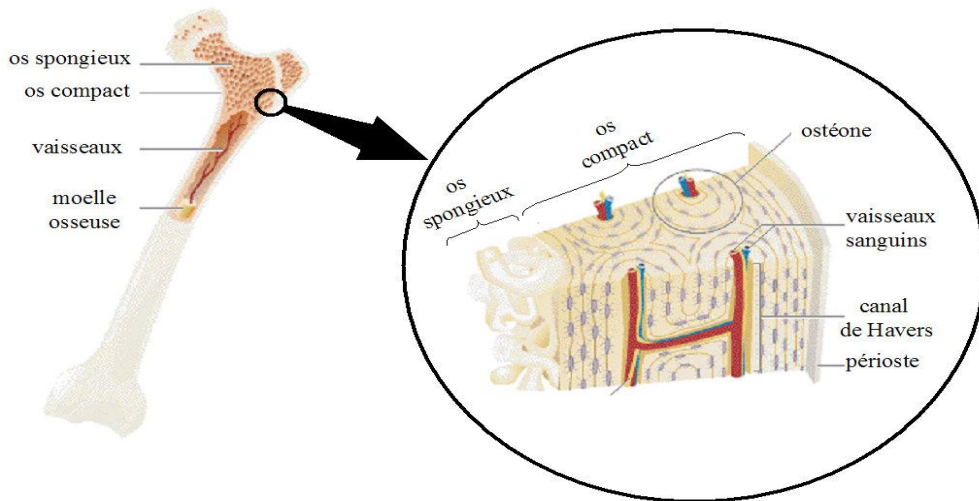


Figure I.2. Structure générale du tissu osseu illustrée sur un os long.

I.5. Fonctions de l'os

L'os cortical remplit essentiellement la fonction mécanique du tissu osseu : il supporte alors les structures corporelles, protège les organes internes, et (en conjonction avec les muscles) facilite le mouvement .

L'os spongieux la fonction métabolique : il est également impliqué dans la formation des cellules sanguines, le métabolisme du calcium, et le stockage de minéraux

Il joue enfin un rôle dans la détoxification de l'organisme en fixant et stockant par exemple le plomb

I.6. types d'os

Il y a trois types d'os :

- **Les os longs** présentent une de leurs dimensions nettement plus grande que les deux autres. Ils présentent un corps ou diaphyse et deux extrémités ou épiphyses. La diaphyse et l'épiphyse sont reliées par une zone qui est le siège de la croissance : la métaphyse ou cartilage de croissance aussi appelé cartilage de conjugaison. Celui-ci ne s'ossifie complètement qu'à la fin de la croissance. Exemples : fémur, tibia.
 - **La diaphyse** : elle est constituée de tissu cortical ou cortex. Elle est creusée du canal médullaire rempli de moelle osseuse jaune. Elle est entourée d'une membrane (le périoste) qui est riche en vaisseaux nourriciers qui participent à l'ossification en épaisseur.
 - **Les épiphyses** : elles se situent aux extrémités: une épiphyse distale (caudale) et une proximale (crâniale). Elles sont formées de tissu spongieux. Elles sont très riches en moelle rouge hématopoïétique. Elles sont recouvertes de cartilage articulaire.
 - **La métaphyse** : c'est la région située entre la diaphyse et l'épiphyse.

- **Les os courts** ont leurs trois dimensions sensiblement égales. Ils sont composés d'un noyau d'os spongieux entouré d'une corticale d'os compact. Exemples : carpes, tarses.
- **Les os plats** ont une dimension nettement plus courte que les deux autres. Ils sont composés de deux couches d'os compact, les tables externe et interne, enfermant une couche d'os spongieux. Exemples : sternum, côtes, scapula, os pariétaux.

Les os *intermédiaires* : n'appartiennent à aucun autre type d'os

- Les *os allongés* : la longueur prédomine sur les autres dimensions, mais la taille de l'os est plus petite. Exemple: métacarpiens (main), métatarsiens (pied).
- Les *os rayonnés* : possèdent un corps duquel partent des expansions. Exemple: vertèbres
- Les *os arqués* : deux formes: simple courbure (exemple: côtes) ou forme de fer à cheval (exemple: Mandibule)
- Les *os papyracés* : fines lamelle osseuse. Exemple: Palatin.
- Les *os pneumatiques* : percés de cavités, appelées sinus. Exemple: Os de la face (crâne).
- Les *os sésamoïdes* : petits os annexés à des ligaments : Exemple: patella (rotule).

Certains os présentent des petites excroissances que l'on nomme apophyses ou processus.

I.7. Régénération osseuse

L'os se régénère tout au long de la vie au cours de cycles périodiques constitués de deux phases. Dans un premier temps, des cellules appelées « ostéoclastes » dégradent le tissu osseux. Des facteurs de croissances contenus dans la matrice osseuse se trouvent alors libérés stimulant des cellules appelées « ostéoblastes » qui synthétisent du tissu osseux. Ce processus de remodelage se déroule au niveau de l'interface entre l'os et la moelle, au sein d'unités de remodelage d'environ 100 μm de diamètre indépendantes les unes des autres dans leur localisation et dans leur activation.

A l'âge adulte, la phase de résorption osseuse dure de deux à trois semaines, celle de formation environ trois mois. La balance osseuse (différence entre la quantité d'os synthétisé et résorbé) est équilibrée jusqu'à 30 ans environ: on observe alors un « pic » de masse osseuse (plus important chez la femme que chez l'homme). Ensuite, la masse osseuse diminue lentement, aboutissant à un léger déficit de l'ordre de 3 à 5% tous les dix ans.

I.8. Maladies osseuses

La majorité des atteintes osseuses sont d'origine traumatique ; un choc physique tel une chute, accident de la route... vient mettre en tension l'os jusqu'à son point de rupture : on parle alors de *fracture*.

Une fracture est suivie le plus souvent d'une douleur localisée de plus ou moins forte intensité qui peut nécessiter la mise sous antalgique

La plupart du temps les fractures se forment à partir des points de faiblesse de l'os déterminés par la matrice osseuse et les tensions mécaniques (par ex. zone d'insertion ligamentaire ou tendineuse). Certains facteurs accentuent le risque de fractures tel l'ostéoporose, les fragilités osseuses constitutionnelles, les tumeurs bénignes, malignes et métastases, kystes, foyers infectieux...

Outre des pathologies induites par des fractures osseuses ou une déformation de la colonne vertébrale, une ostéogénèse imparfaite (maladie des os de verre ou fragilité osseuse constitutionnelle), par des anomalies de croissance (maladie d'Ollier, d'origine génétique) ou de type cal osseux ou épines osseuses, ou par les problèmes posés par les rhumatismes, ou parfois par une hyperminéralisation osseuse (qui implique une hypovascularisation) ; le cancer et l'ostéoporose postménopausique sont les principales maladies graves qui concernent directement l'os chez l'Homme.

L'importance de l'ostéoporose est d'être considérée par l'OMS comme le second problème de santé public derrière les maladies cardiovasculaires.

I.8. 1 .L'ostéoporose

La carence de certaines hormones (en particulier chez la femme, à partir de la ménopause) peut provoquer non seulement un excès de tissu résorbé à chaque cycle, mais aussi une augmentation de la fréquence du remodelage osseux.

Ce processus peut entraîner une perte de masse osseuse (qui est la plus élevée à 18 ans) pouvant atteindre, à 80 ans, 25% chez l'homme, 40% chez la femme. L'ostéoporose est le résultat d'une balance osseuse exagérément négative. Selon l'Organisation Mondiale pour la Santé (OMS), cette maladie est caractérisée par une diminution de la masse osseuse et par la détérioration de la microarchitecture du tissu osseux, ce qui fragilise l'os et augmente donc le risque de fracture ([Consensus, 1993]).

Cette pathologie dégénérative du tissu osseux étroitement liée au cycle de vie du squelette, touche le tissu trabéculaire par un amincissement des travées osseuses (Figure I.3), entraînant des déconnexions de la microstructure.

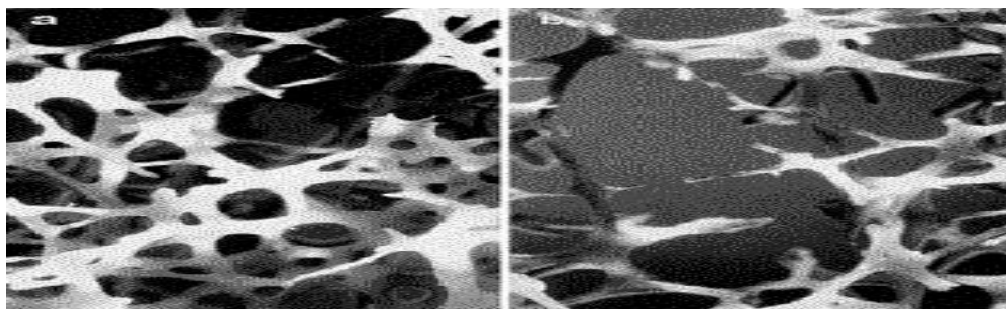


Figure I.3 Le tissu trabéculaire : le cas << jeune >> est à gauche, le cas << âgé >> à droite

(Photographies de tissu trabéculaire humain issues du polycopié de DCEM2 du docteur Lfage-proust de l'université de saint étienne)

Comme elle peut toucher le tissu cortical par son amincissement (Figure I.4) et par une augmentation de sa porosité

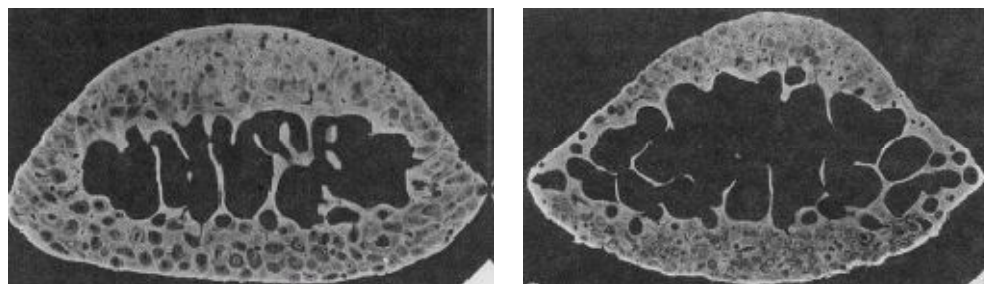


Figure I.4 Le tissu cortical : le cas << jeune >> est à gauche, le cas << âgé >> à droite

(coupes d'une côte d'un chien de race « beagle » issues de [Cowin, 2001]).

L'expression clinique la plus fréquente de l'ostéoporose est la fracture qui, par les complications qu'elle entraîne (entrée en dépendance, déformations, infirmités,...) fait de cette pathologie un enjeu majeur de santé publique.

Bien que le tissu cortical soit prépondérant en terme de masse osseuse (80% contre 20% pour le tissu trabéculaire), il ne représente que 20% de la surface d'échange entre l'os et la moelle (contre 80% pour le tissu trabéculaire). Le tissu trabéculaire se renouvelle cinq fois plus rapidement que le tissu cortical. Du fait de son rôle mécanique, il constitue donc un site privilégié pour l'étude de pathologies osseuses de type ostéoporose.

I.9. Facteurs de risque de fractures

Les facteurs de risque sont potentiellement très nombreux, mais il convient de privilégier les facteurs déterminants un risque quantitativement suffisant, indépendants les uns des autres, et indépendants de la densité osseuse. Ces facteurs de risque cliniques de fracture (Tableau n°1) sont à distinguer des facteurs de risque qui servent à poser l'indication d'une densitométrie.

Les facteurs de risque majeurs sont l'âge avancé, la DMO basse et l'antécédent personnel de fracture. D'autres facteurs de risque sont à prendre en compte, comme l'antécédent maternel ou paternel de fracture, la prise de corticoïdes qu'elle soit actuelle ou passée, le tabagisme

actif, un faible poids, les maladies chroniques à l'origine d'un mauvais état de santé comme le diabète, la polyarthrite rhumatoïde, le cancer du sein et les endocrinopathies (hyperthyroïdie).

Parmi les médicaments, en plus de la cortisone, il faut accorder une importance aux traitements antihormonaux (antiaromatases, agonistes de la GnRH), aux antiépileptiques et antidépresseurs.

L'importance de certains de ces facteurs de risque varie selon l'âge. Par exemple, l'antécédent familial de fracture de l'extrémité supérieure du fémur est important à prendre en considération chez une femme de 75 ans, moins à l'âge de 50 ans ; l'attitude est inverse pour le facteur « ménopause précoce ».

Le meilleur usage des facteurs de risque pour quantifier le risque de fracture est leur association à la mesure de densité osseuse.

Les facteurs de risque de chutes sont des facteurs déterminants dans la survenue de fractures chez les sujets les plus âgés. Plus de 80 % des fractures non vertébrales sont la conséquence d'une chute. Chez les femmes âgées de plus de 75 ans, le poids des facteurs liés aux chutes serait comparable à celui de la DMO fémorale dans la survenue des fractures de l'extrémité supérieure du fémur.

Les facteurs de risque de chutes sont multiples et souvent associés chez le même sujet : altération de la vision, faiblesse musculaire, mobilité réduite, prise de médicaments sédatifs, démence, maladie de Parkinson, carence en vitamine D.

Tableau I-1 : Facteurs de risque à prendre en considération pour l'estimation du risque de fracture

Facteurs de risque d'ostéoporose et de fractures ostéoporotiques
Age*
Densité minérale osseuse basse
Ménopause précoce
Antécédent personnel de fracture*
Prise de corticoïdes ancienne ou actuelle*
Antécédent de fracture de l'extrémité supérieure du fémur chez un parent du premier degré*
Aménorrhée primaire ou secondaire
Hypogonadisme primaire ou secondaire chez l'homme
Poids faible*
Tabagisme actif*, Consommation excessive d'alcool
Mauvais état de santé (plus de 3 maladies chroniques)*
Cancer du sein*
Polyarthrite rhumatoïde *
Hyperthyroïdie*
Diminution de l'acuité visuelle*
Désordres neuromusculaires*
Immobilisation prolongée
Faibles apports calciques
Carence en vitamine D
Augmentation du remodelage osseux*

(* Facteurs de risque indépendants de la densité osseuse)

I.10. Identification du risque de fracture

L'identification des sujets à risque de fracture repose aujourd'hui sur une évaluation multifactorielle du risque de fracture qui repose actuellement sur la mesure de la densité minérale osseuse et l'évaluation de facteurs de risque cliniques associés au risque de fracture

Bien que la masse osseuse soit le principal déterminant de la résistance mécanique osseuse, 30 à 40 % de la variabilité de cette dernière n'est pas expliquée par la mesure de la première. Ainsi la qualité du tissu osseux, laquelle fait notamment intervenir le degré de minéralisation, le niveau de remodelage ainsi que la microarchitecture, est également un élément à prendre en compte.

Les limites de la mesure de la DMO par absorptiométrie biphotonique sont inhérentes à la technique.

La DXA est une mesure de surface et la projection d'un volume. Par exemple pour une même mesure de DMO, une vertèbre de plus faible volume aura une résistance moindre qu'une vertèbre de volume plus important. La taille et la géométrie sont donc des paramètres qui ne sont pas pris en compte par la DXA.

Une meilleure évaluation du risque de fracture passe donc par une approche plus fine de l'évaluation de la résistance osseuse qui peut être réalisée en utilisant des paramètres reflétant la qualité de l'os, comme la géométrie, la microarchitecture, les anomalies du collagène, la taille du cristal, le remodelage osseux.

Les principaux déterminants de la qualité osseuse sont résumés dans le tableau n°2, La prise en compte de ces paramètres est indispensable pour améliorer la prédiction du risque de fracture et pour évaluer l'effet des traitements.

Tableau I-2: Les déterminants de la qualité osseuse

Macroarchitecture	Taille des os (vertèbres, fémur)
Propriétés géométriques	Forme des os Longueur du col Epaisseur corticale Rapport cortico – médullaire Coxa vara-valga
<i>Microarchitecture trabéculaire et corticale</i>	Connections des travées Perforations-déconnections Répartition plaques-poutres Orientation anisotropie Microcracks-microfissures Minéralisation interne des travées
<i>Echelle nanoscopique et moléculaire</i>	Collagène : type, peptides de liaison, vieillissement, homogénéité Cristal osseux : minéralité, orientation, homogénéité, taille

I.11. Rôle de la microarchitecture du tissu trabéculaire

Le squelette étant la charpente du corps humain, les paramètres pertinents pour l'étude du tissu osseux sont de type mécanique (principalement la résistance et l'élasticité de l'os). On peut d'ailleurs admettre que le diagnostic de l'ostéoporose se déduit du risque de fracture donc des indices mécaniques de l'os. De nombreuses études ont cherché à les caractériser soit directement, soit par l'étude de relations avec d'autres types de paramètres.

Le principal déterminant des caractéristiques mécaniques est la Densité Minérale Osseuse (DMO). D'ailleurs, l'OMS définit l'état ostéoporotique d'un individu par la valeur de DMO. A partir d'une statistique faite sur une population de même sexe, jeune et bien portante (établie pour un site anatomique donné), on définit le « T-score » comme l'écart séparant la valeur de DMO mesurée à la valeur moyenne de la statistique. Cet écart, exprimé en nombre d'écart type SD de cette statistique, traduit une perte osseuse (le T-score est négatif).

Quatre états du squelette sont alors définis:

« Normal » si $T\text{-score} > -SD$,

« Faible masse osseuse » si $-2.5 \times SD < T\text{-score} < -SD$,

« Ostéoporose », si $T\text{-score} < -2.5 \times SD$,

« Ostéoporose sévère » si $T\text{-score} < -2.5$ et que le patient a déjà eu une fracture.

Cependant, les nombreuses études sur les relations entre la DMO et les caractéristiques mécaniques de l'os ont montré une dispersion importante des résultats, traduisant le rôle non négligeable de la microarchitecture trabéculaire (réseau complexe constitué de tubes, de plaques et de jonctions).

Kleerekoper et al. [Kleerekoper, 1985] ont montré qu'ils ne pouvaient séparer sans ambiguïté un groupe de patients sains d'un groupe de patients pathologiques en ne considérant que la DMO.

Dans une autre étude [Uchiyama, 1999] l'analyse de prélèvements effectués sur des vertèbres (lombaires) a montré que les corrélations entre les propriétés mécaniques du tissu trabéculaire et la DMO étaient situées entre 0.55 et 0.60.

Des simulations sur modèle 3D de différents scénarios de perte osseuse ([Van Der Linden, 2001], [Guo, 2002]) ont aussi montré que dans certains cas (en particulier dans le cas d'amincissement des travées), les effets sur la rigidité de l'os étaient relativement réduits. Dans une étude comparant différents sites trabéculaires, Morgan et al. ([Morgan, 2003]) ont pu observer une forte dépendance des relations entre le module d'Young et la densité osseuse avec le site analysé. Les auteurs ont montré que la cause principale de ces variations était la différence d'architecture du tissu trabéculaire (les tissus osseux étant soumis à des contraintes mécaniques qui sont propres au site analysé).

Ces résultats confirment que les caractéristiques de la microstructure du tissu trabéculaire doivent être prises en compte pour caractériser les attributs mécaniques du tissu osseux.

I.12. Techniques de caractérisation de la microarchitecture osseuse

I.12.1. Absorptiométrie

Cette technique est basée sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de photons (émis généralement par une source de rayons X) résultant de leurs interactions avec la matière. L'image de projection obtenue correspond donc à une intégration sur toute l'épaisseur de la zone à analyser.

Le contraste dans l'image est donné par l'atténuation du faisceau qui est beaucoup plus sensible dans le tissu osseux que dans les tissus mous: plus la matière atténue les rayons X, plus le pixel correspondant sera caractérisé par un fort signal. Le tissu osseux apparaît donc en blanc sur l'image.

Du fait de la nature de la mesure, cette technique permet de déterminer la DMO surfacique, exprimée en $\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$.

Il existe deux types de mesures: mono-énergétique (« Single X-ray Absorptiometry »: SXA) ou bi-énergétique (« Dual X-ray Absorptiometry »: DXA). Cette dernière technique consiste à acquérir deux projections pour deux longueurs d'onde différentes. Ceci permet de calculer une image où l'atténuation du faisceau due à la présence d'os (qui constitue l'information pertinente) est séparée de celle produite lors de la traversée des tissus mous avoisinants.

La DXA est donc particulièrement bien adaptée aux études *in vivo* où on a souvent une épaisseur importante de tissus mous sur le tissu osseux à analyser. Elle est d'ailleurs considérée comme la méthode « Gold Standard » pour l'évaluation de la DMO *in vivo* et constitue l'examen principal pour diagnostiquer l'ostéoporose aujourd'hui (Figure I.5).

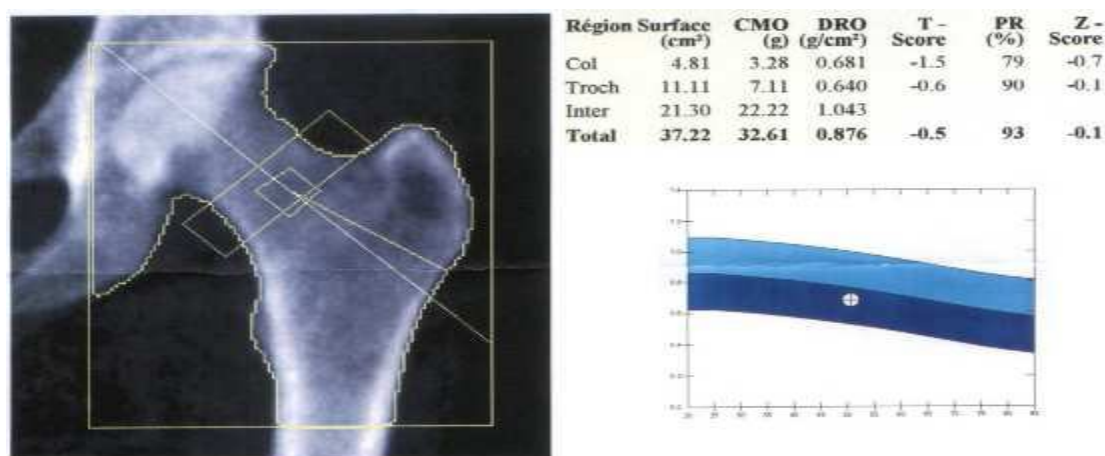


Figure I.5 Interprétation des résultats DXA (DMO, T-score, Z-score) en différentes zones

Le principal inconvénient de cette méthode est qu'elle ne permet pas d'obtenir des informations sur la microarchitecture du tissu trabéculaire (le caractère ionisant de la méthode limite la résolution à quelques centaines de microns). De plus, la séparation entre le tissu

cortical et trabéculaire est en général impossible. Enfin, la DMO calculée caractérise une densité de surface puisque le contenu osseux mesuré provient de la projection de tout le volume.

Une étude récente [Wren, 2000] sur le tissu trabéculaire du calcaneum (os du talon) a cependant proposé une formulation permettant d'estimer une fraction osseuse volumique à partir de la DMO mesurée et de la surface projetée

I.12.2. Histomorphométrie osseuse

La structure osseuse peut être estimée, *in vivo*, par histomorphométrie. (technique mise au point par Frost [Fro69], a été développée en particulier par l'équipe du Pr. Meunier à Lyon) C'est à la fois un outil de référence pour l'évaluation de la structure osseuse [Cen99][Mit98], et de recherche, dont la technique est basée sur la réalisation de coupes histologiques prélevées en clinique dans les ostéopathies métaboliques à partir de biopsies de crête iliaque, prélevées sous anesthésie locale.

l'échantillon d'os spongieux est incluse dans une résine de méthylméthacrylate sans décalcification préalable puis des coupes de 7 μm d'épaisseur sont réalisées à l'aide d'un microtome spécial muni d'une lame en carbure de tungstène, La Figure (I.6) présente la position du patient et l'instrument pour réaliser cet acte .

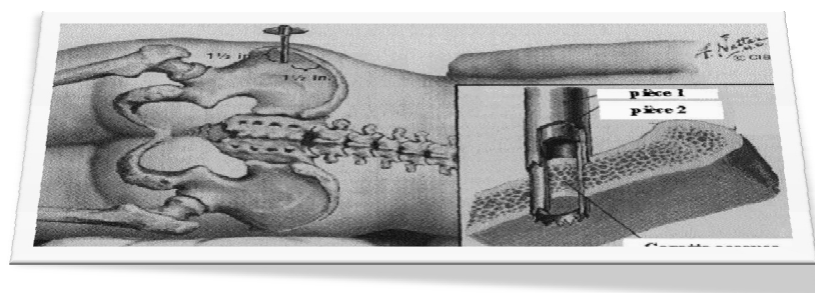


Figure1.6 représentation de la biopsie de la crête iliaque.
(image: polycopié de DCEM2 du Docteur Lafage-Proust de (U S E))

Ces coupes sont ensuite colorées afin d'assurer un bon contraste entre les travées et la moelle, La structure osseuse peut être analysée et quantifiée automatiquement ou semi automatiquement à partir de l'image numérique d'une coupe histologique et de son squelette (Figure I.7) .

L'analyse histologique et histomorphométrique de ces coupes permet de qualifier et quantifier les pathologies osseuses telles que l'ostéoporose en terme de comportement cellulaire (remodelage osseux) et de structure osseuse.

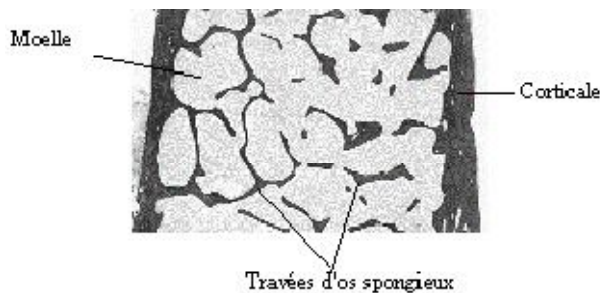


Figure I.7. Coupe histologique d'une biopsie trans-iliaque obtenue avec un trocart de 7.5 mm de diamètre intérieur (Source : J.P INSERM)

Le principal inconvénient de cette technique est son caractère invasif. De plus, l'analyse de paramètres d'architecture tridimensionnels est difficile à mettre en œuvre car elle nécessite une reconstruction 3D préalable à partir de coupes qui sont forcément non jointives [Thomsen, 1996].

Enfin, le site analysé n'est pas particulièrement exposé aux fractures. Les études d'histomorphométrie osseuse concernant d'autres sites plus pertinents (comme la vertèbre, cf. [Thomsen, 2002 (a)]) ne peuvent être menées qu'à partir d'échantillons.

I.12.3. Ultrasons

l'atténuation de l'onde ultrasonore (en anglais Broadband Ultrasound Attenuation , BUA, en dB.MHz^{-1}), qui dépend principalement de l'organisation physique et chimique du milieu, ou la vitesse de propagation (Speed of Sound , SOS, en m.s^{-1}), qui est liée à la densité et au module d'élasticité de la structure

L'évaluation de la qualité osseuse est basée sur la mesure de paramètres ultrasonores en transmission, lors de la traversée d'os à différents sites périphériques (calcaneum, phalange) (Figure 8).

le calcul de ces paramètres dépend alors de la densité osseuse ou de la structure du réseau. Par exemple, la vitesse de propagation du son (UBV) traversant l'os sera plus élevée dans le tissu cortical que dans le trabéculaire ou encore l'atténuation des ondes ultrasonores pour une gamme de fréquence donnée (BUA) sera d'autant moins forte que le tissu est compact.

Les images obtenues sont des cartes de ces paramètres mesurés point par point en déplaçant les transducteurs d'émission et de réception des ondes ultrasonores. Ce sont donc des images de projections:

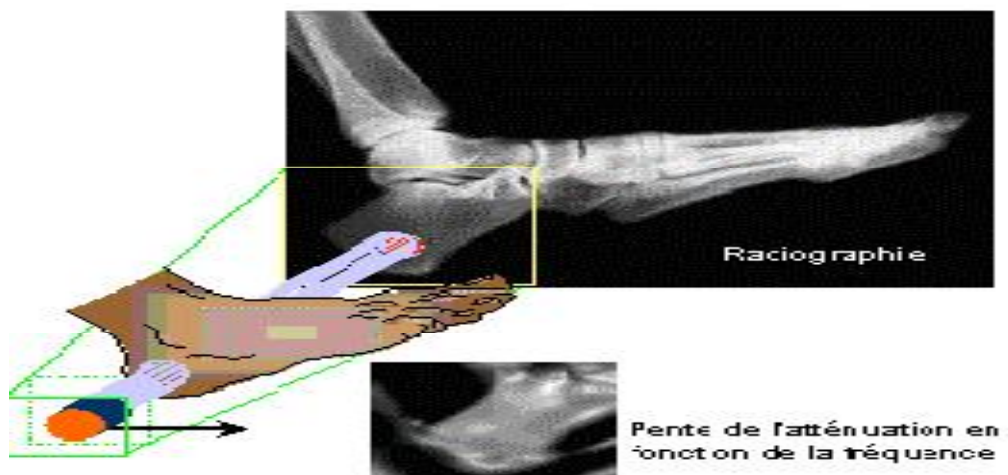


Figure 1.8 Mesure de qualité osseuse par ultrasons [LAUG02]

Certaines études ont montré la capacité de cette méthode à prédire la survenue de fractures du col du fémur, avec une valeur prédictive équivalente à celle de la mesure de DMO par des techniques classiques [ASHM87], et l'application de cette technique au calcaneum a montré de bons résultats en clinique [SCHOT95b]. Autres ont déjà montré les liens des paramètres ultrasonores avec la microarchitecture ([Nicholson, 2001]).

Actuellement, cette technique devient une alternative intéressante à la DXA et se prête bien au dépistage car le matériel utilisé, moins coûteux, est simple d'utilisation et peu encombrant, voire portable. D'autre part la mesure est rapide et sans irradiation. Le bilan dressé par Genant et al, indique une reproductibilité *in vivo* de 2 à 4 % pour la mesure de l'atténuation et inférieure à 1,5% pour celle de la vitesse [GENA96].

Cependant, certaines études cliniques ont démontré que la variation annuelle des paramètres ultrasonores était inférieure à leur coefficient de variation [KRIE96, SCHOT95a], et Van Daele et al. [VAND97] indiquent que, sur 543 sujets suivis, seulement 16% des sujets masculins et 14% des sujets féminins disposaient d'une diminution des paramètres ultrasonores non imputable à l'erreur de mesure.

Le principal inconvénient de cette technique est que seules les extrémités (calcaneum, doigt, radius) peuvent être étudiées. De plus, l'analyse de la microarchitecture est encore problématique.

I.12.4. Tomographie par rayons X

La tomographie par absorption de rayons X est une technique non destructive et non invasive issue du milieu médical qui permet la reconstitution d'images « en coupe » d'un objet à trois dimensions.

Les systèmes tomographiques sont des outils quotidiens qui offrent aux médecins, aux chercheurs, aux ingénieurs, la possibilité d'élucider des questions fondamentales sur les organismes ou sur les objets qu'ils doivent étudier.

Elle est basée sur les mêmes principes physiques que l'absorptiométrie (mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X monochromatique sur toute une série d'incidences)

Pour chaque incidence, on mesure le nombre N de photons reçus en transmission (les autres étant absorbés ou diffusés par la matière) pour chaque point du plan de projection à l'aide d'un capteur CCD. Si N_0 est le nombre de photons émis par la source, le logarithme du rapport N_0/N (qui est fonction de la position dans le plan de projection) correspond à une intégrale sur l'épaisseur de l'échantillon du coefficient d'atténuation linéaire du matériau. Radon a montré en 1917 qu'il était possible de reconstruire, à partir des projections, une distribution spatiale du coefficient d'atténuation linéaire. L'image reconstruite en tomographie correspond donc à cette distribution. Les algorithmes de reconstruction proposés sont nombreux. Ils nécessitent généralement une grosse puissance de calcul.

Les tomographes sont constitués d'une source de rayons X, d'un plateau tournant, permettant la rotation de l'échantillon à imager, et d'un détecteur linéaire ou plan composé de photodiodes (Figure 3). Chacun des éléments sensibles (ou photodiodes) de ce détecteur délivre un signal proportionnel à l'intensité transmise à travers l'objet.

Pour les applications médicales, on fait tourner l'ensemble (tube X /détecteur) autour du patient par contre dans la Microtomographie, c'est l'objet qui tourne sur lui-même, tube X et détecteur étant alors fixes.

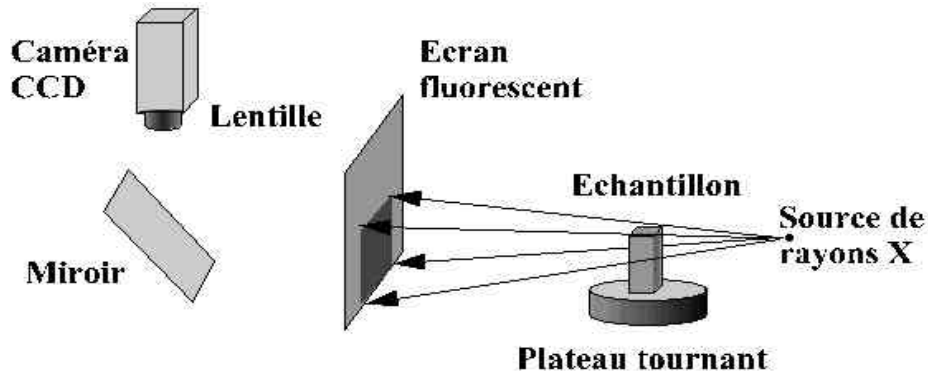


Figure I.9 Schéma de principe d'un tomographe. Acquisition de l'image.

Il existe une large gamme de tomographes et microtomographes en fonction:

- des propriétés de la source de rayons X utilisée: très focalisée pour un mode point par point, en éventail ou en cône pour imager une zone plus importante
- de la mécanique pour positionner la zone à imager, le détecteur et la source X
- du type de détecteur: 1D ou 2D, en ligne ou en couronne (ce qui évite les rotations du capteur puisque à chaque angle correspond un pixel),...

La qualité des images (en terme de résolution spatiale, de rapport signal à bruit et d'artefact) est limitée principalement par:

- le flux de la source X: s'il est insuffisant, le rapport signal à bruit sera insuffisant ou le temps de pose deviendra prohibitif
- la cohérence de la source X: la valeur du coefficient d'atténuation dépend de l'énergie de la source donc de sa longueur d'onde. Si la source est peu cohérente, on obtient une moyenne des coefficients d'atténuation. La mesure est alors moins précise ce qui peut causer des artefacts dans l'image
- le détecteur utilisé (CCD): et en particulier sa sensibilité, le bruit qu'il génère (par exemple: courant d'obscurité), la taille du pixel, l'optique associée,...

Certaines études ont montré que les évaluations de la DMO et de la structure du tissu trabéculaire étaient aussi fiables que celles effectuées par histomorphométrie [Banse, 2002],

Le principal inconvénient de cette technique d'imagerie est son caractère ionisant ce qui limite la résolution spatiale accessible in vivo à quelques centaines de microns.

I.12.5. Micro-imagerie par résonance Magnétique nucléaire (I R M)

I.12.5. 1.Imagerie par résonance magnétique

La résonance magnétique (Magnetic Resonance, MR) est une technologie complexe qui a rapidement évolué depuis son introduction dans le monde biomédical au début des années 1970. Basée sur l'excitation des molécules d'eau dans un matériau, par un fort champ magnétique et sur le calcul des temps de relaxation des noyaux atomiques, cette technique a révolutionné l'imagerie médicale en général.

En raison de sa capacité à délivrer des images tridimensionnelles de résolution spatiale élevée et isotrope et de son innocuité totale, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une modalité particulièrement intéressante pour étudier la microarchitecture trabéculaire.

La plupart des applications médicales de l'IRM concernent les noyaux d'hydrogène présents en grande quantité dans le corps humain (eau, molécules organiques hydrogénées comme la graisse,...).

Il faut cependant savoir que d'autres noyaux sont également étudiés par RMN (principalement en spectroscopie mais aussi en imagerie pour certains): hélium, carbone, fluor, sodium, phosphore,...

Les ressources bibliographiques sur la présentation de l'IRM sont nombreuses. Pour ce qui est des concepts, nous nous sommes basés sur quatre livres: [Alaux, 1994], [Farrar, 1971], [Chen, 1989] et [Haacke, 1999]. De plus, certaines illustrations ont été reprises de la thèse de Bittoun ([Bittoun, 1987]), d'une documentation de Schering ([Schild, 1990]) et de la thèse de médecine de Durand ([Durand, 1997]).

I.12.5.2 Principes

En RMN, la fréquence de résonance d'un noyau est proportionnelle au champ magnétique statique B_0 .

L'objet à examiner étant soumis à un champ magnétique intense B_0 , les noyaux atomiques (les protons) s'orientent comme des aiguilles aimantées. Au champ polarisant est ajoutée une onde radiofréquence générée par une antenne (excitation B_1).

A l'arrêt de son application, chaque proton revient à sa position d'équilibre dans le champ en redonnant de l'énergie qui peut être lue par une même antenne, permettant ainsi de définir un temps de relaxation, à partir du courant alternatif sinusoïdal induit dans la bobine de réception (Figure 4).

L'énergie redistribuée peut être décomposée suivant un axe parallèle au champ magnétique (*relaxation longitudinale ou T1*) ou un axe perpendiculaire au champ magnétique (*relaxation transversale ou T2*)

Par cette technique, on a donc une relation linéaire entre la fréquence et une direction de l'espace. Pour des raisons de sensibilité, en IRM, on observe presque exclusivement le proton. En utilisant des sondes permettant de générer des gradients dans les trois directions de l'espace et des séquences de pulses appropriées, il est possible d'obtenir, après transformée de Fourier 3D du signal RMN, une image 3D du milieu.

Cette image est alors un ensemble de voxels dont la valeur est proportionnelle à la densité de protons présents dans celui-ci et pondérée éventuellement par les temps de relaxation $T1$ et $T2$.

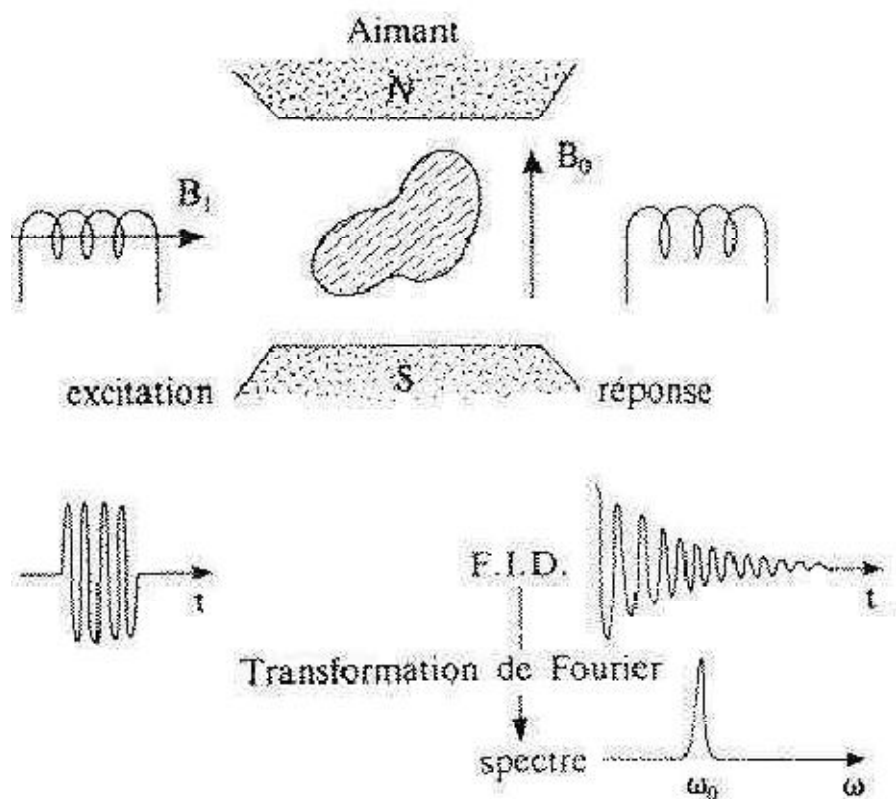


Figure I.10. Principe d'une mesure RMN

Cette technique a été exploitée pour évaluer l'ostéoporose soit par résonance magnétique quantitative (Quantitative Magnetic Resonance, QMR), soit à l'aide de la microscopie par résonance magnétique (Magnetic Resonance Microscopy, μ MR)[Gen96].

Contrairement à la tomographie, l'os cortical ne donne pas de signal, mais on peut cependant avoir une information quantitative sur l'os spongieux indirectement, à partir du signal correspondant à la moelle qui remplit les espaces intertrabéculaires [Chu93].

Les propriétés magnétiques de l'os trabéculaire et de la moelle étant significativement différentes, le champ magnétique apparaît localement inhomogène et les propriétés de relaxation du tissu, comme le temps de relaxation apparent transverse ($T2^*$) [Chu93], sont modifiés.

I.12.5.3. Temps de relaxation

Si le champ B_0 était parfaitement homogène et si l'échantillon placé dans ce champ n'induisait aucune inhomogénéité, la courbe de décroissance de la composante transversale permettrait d'avoir accès directement au temps de relaxation $T2$ (encore appelé temps de relaxation "spin-spin").

En fait, le champ B_0 n'est jamais parfaitement homogène, l'échantillon lui-même peut être responsable d'inhomogénéités et la désynchronisation des aimantations transversales élémentaires s'effectuent plus vite que ne le voudrait le $T2$. Le $T2^*$, qui correspond à la décroissance directement observée du signal RMN, est toujours inférieur au $T2$. Ce $T2^*$ est d'autant plus court que les inhomogénéités de construction sont importantes.

D'après la théorie, les changements de T2* sont directement liés à la densité du réseau trabéculaire environnant et à sa géométrie spatiale. La diminution du temps de relaxation est plus prononcée pour un réseau trabéculaire normal que pour un os spongieux ostéoporotique.

I.12.5.4. Imagerie tridimensionnelle par résonance magnétique

Afin de coder l'espace dans les 3 directions perpendiculaires (x, y, z), on applique des champs magnétiques variant linéairement dans le volume.

La résolution δ_x de l'image obtenue (ou taille des voxels) dépend du gradient de lecture du champ magnétique G_x dans cette direction et du temps d'observation T_0 comme suit : [Ant98]

$$\delta_x = 2\pi / \gamma G_x T_0 \quad (I.1)$$

Avec :

γ : le rapport gyromagnétique du proton ($\gamma / 2\pi = 42.5$ MHz/Tesla)

D'autre part, la résolution est également liée au rapport signal sur bruit (SNR)

$$\text{SNR} = K\gamma M_0 B_0 V_0 (N_{\text{acc}})^{1/2} \quad (I.2)$$

Avec :

M_0 : l'aimantation par unité de volume, B_0 le champ principal, V_0 le volume du voxel, N_{acc} le nombre d'accumulation du signal et K une constante caractéristique de l'imageur. Pour des voxels cubiques, le rapport signal sur bruit décroît avec la dimension du voxel à la puissance 3, δ_x^3

I.12.5.5. Application à l'os spongieux

L'imagerie par résonance magnétique permet de reconstruire *in vitro* et *in vivo* le réseau trabéculaire indirectement en réalisant l'image des espaces intertrabéculaires qui contiennent la moelle.

In vitro, des images obtenues par IRM permettent de réaliser des études structurales quantitatives [Maj95] [Duf96] et cette technique peut atteindre une résolution spatiale de 33 μm [Gen96]. Cependant, Chung et al ont montré qu'une résolution spatiale de 100 μm à 300 μm pouvant être obtenue *in vivo* permet de distinguer les travées osseuses [Chu95].

Dès 1993, Majumdar et al, réalisaient des analyses architecturales à partir d'images d'os trabéculaire de calcanéums obtenues *in vivo* à une résolution de 200*200*1000 μm^3 [Maj93]. Les images d'échantillons cubiques obtenues, par la suite par ces auteurs, à des résolutions pouvant être obtenues *in vivo* de 156*156*300 μm^3 sur des échantillons d'os spongieux de radius [Maj96] et de 117*117*300 μm^3 sur des échantillons d'os spongieux de calcanéums ou de fémur [Maj98], ont également permis de réaliser des études structurales et architecturales quantitatives.

En 1997, Genant et al reportaient aussi l'évaluation du risque fracturaire du radius distal à l'aide de paramètres architecturaux mesurés sur des images réalisées *in vivo* [Gen97].

Cette nouvelle technique non-invasive, non-irradiante peut fournir des images tridimensionnelles et représenter l'architecture trabéculaire mais reste cependant trop coûteuse et longue pour être utilisée en examen de routine.

I.13. Paramètres de caractérisations de la microarchitecture osseuse

Un nombre important paramètres permettent de caractériser la microarchitecture osseuse, et pouvant ainsi qualifier et quantifier l'architecture de l'os spongieux ont été discutés dans la littérature, ils sont employés dans divers buts: recherche de corrélations avec des propriétés mécaniques de l'os, différenciation entre populations saine et pathologique, étude de l'évolution de la microstructure avec l'âge, caractérisation des différences entre sites osseux...

Nous allons présenter dans ce paragraphe ceux qui sont communément utilisés

I.13.1. Paramètres histomorphométriques (2D)

L'architecture de l'os spongieux peut être estimée par différents paramètres utilisés en histomorphométrie Les paramètres de structure sont calculés sur des images binaires et les paramètres de connectivité sur des images squelettisées. Ces paramètres peuvent également être déterminés à partir des images 2D, fournies par les techniques d'analyses non destructives.

I.13.1 .1. Paramètres structuraux (2D)

Les paramètres structuraux sont évalués à partir d'images binarisées de coupes d'os spongieux colorées par le trichrome de Goldner. Les mesures réalisées automatiquement sont celles de TV (Tissue Volume), BS (Bone Surface) et BV (Bone Volume).

Les paramètres structuraux sont calculés à partir de ces mesures en faisant l'hypothèse d'un modèle de plaques parallèles pour la structure d'os spongieux tridimensionnelle (le plus couramment utilisé) ou bien d'un modèle de barres cylindriques [Par83]. Ceux-ci sont :

- ❖ Le volume trabéculaire osseux (Bone Volume / Tissue Volume)

$$(BV/TV)*100 \qquad \qquad \qquad \text{en \%} \qquad \qquad \qquad (I.3)$$

- ❖ L'épaisseur des travées :

- Modèle plaques (Trabecular Thickness) :

$$TbTh= \frac{2}{BS / BV} \qquad \qquad \qquad \text{en } \mu\text{m} \qquad \qquad \qquad (I.4)$$

- Modèle barres (Trabecular Diameter) :

$$TbDm = \frac{4}{BS / BV} \quad \text{en } \mu\text{m} \quad (I.5)$$

❖ Le nombre de travées (Trabecular Number) :

- Modèle plaques :

$$TbN = \frac{BV/TV}{TbTh} \quad \text{en } \mu\text{m}^{-1} \quad (I.6)$$

- Modèle barres :

$$TbN = \left(\frac{4}{\pi} \times BV / TV \right)^{0.5} / TbDm \quad \text{en } \mu\text{m}^{-1} \quad (I.7)$$

❖ La distance inter-travées (Trabecular Separation) :

- Modèle plaques :

$$TbSp = \frac{1}{TbN} - TbTh \quad \text{en } \mu\text{m} \quad (I.8)$$

- Modèle barres :

$$TbSp = TbDm \left[\left(\frac{\pi}{4} \times TV / BV \right)^{0.5} - 1 \right] \quad \text{en } \mu\text{m} \quad (I.9)$$

Les fortes corrélations entre ces paramètres structuraux calculés et leurs équivalents mesurés directement ont été vérifiées par certains auteurs tels que Garrahan et al. Et Birkenhager et al. [Gar87] [Bir88]. D'autre part, Vogel et al. ont démontré que les paramètres TbTh et TbDm calculés en utilisant respectivement le modèle plaques et le modèle barres sont très bien corrélés aux épaisseurs moyennes des travées et aux diamètres moyens des trabécules mesurés directement dans les structures spongieuses de chaque type [Vog93].

1.13.1.2. Paramètres dits de connectivité (2D)

Les paramètres dits de « connectivité » sont calculés à partir des caractéristiques du squelette de l'image de la structure d'os spongieux : nombres de noeuds, de longueurs et de termini.

En théorie, les principes de stéréologie ne peuvent pas s'appliquer à ces paramètres de connectivité calculés sur une coupe d'os spongieux car l'évaluation de la connectivité d'une structure 3D ne peut se faire qu'à partir de plusieurs coupes de cette structure choisies de façon définie [Odg97].

Les paramètres de connectivité évalués en histomorphométrie ne sont donc que des « indicateurs de connectivité » et Mellish et al. ont montré de bonnes corrélations entre ces paramètres et la résistance mécanique de l'os spongieux [Mel91].

.13.1. 3. Trabecular Bone Pattern Factor (TBPf)

Le Trabecular Bone Pattern Factor (TBPf), proposé par Hahn et al., utilise l'idée qu'une structure très connectée présente de nombreuses surfaces concaves, tandis que les surfaces convexes sont plus nombreuses dans une structure discontinue [Hah92]. Il est calculé souvent à partir du périmètre (P1) et de la surface (ou aire, A1) des travées osseuse sur l'image initiale. Après dilatation mathématique de l'image entraînant un élargissement des travées d'un pixel [Hah92], le périmètre (P2) et l'aire (A2) sont mesurés.

Le TBPf est défini de la façon suivante :

$$TBPf = \frac{P1-P2}{A1-A2} \quad \text{en mm}^{-1} \quad (I.10)$$

Le type de structure rencontrée (convexe (lié à la non connectivité) ou concave (lié à la connectivité)) influencera la valeur du TBPf, ce qui n'est pas pris en compte par le BV/TV notamment. Une structure très connectée donne des valeurs de TBPf faibles. Par contre, le TBPf présente l'inconvénient de dépendre de la résolution de l'image de la structure analysée et du grandissement utilisé.

I.13.2. Anisotropie structurale et architecturale

L'anisotropie structurale d'une structure spongieuse tridimensionnelle est représentée mathématiquement par un tenseur de second ordre appelé tenseur de structure (tenseur de « Fabric ») [Cow85]. Ses vecteurs propres donnent les directions principales de la structure et ses valeurs propres quantifient le degré d'anisotropie de la structure trabéculaire.

I.3. 2.1. Méthodes volumiques

❖ *Star Volume*

Il s'agit d'une méthode qui a largement été exploitée pour la caractérisation des matériaux poreux en particulier des ciments et des roches. Elle est basée sur l'étude des espaces médullaires : A partir d'un point quelconque de l'espace médullaire, on peut projeter dans toutes les directions de l'espace, des rayons.

Ces rayons s'arrêtent dès qu'ils rencontrent, soit une travée osseuse, soit une corticale osseuse, soit les bords de la coupe. On constitue ainsi une sorte d'étoile. Il suffit alors de mesurer la longueur de chaque rayon de l'étoile. On voit que plus le réseau sera déconnecté, plus la longueur des rayons sera importante. Si un grand nombre d'étoiles est alors réalisé, on

peut ainsi mettre en évidence de petites perforations à l'intérieur du réseau trabéculaire [Ves91] [Cha96] [Cha97] [Odg97a].

La star volume est une mesure qui prend en compte le moment du cube de ces rayons. Vesterby et al. et Chappard et al. [Ves91] [Cha96] [Cha97] utilisent une méthode de calcul du *star volume* appelée «méthode de distribution des cordes » proposée par Levitzet Tchoumbar [Lev92]. Odgaard et al. [Odg97b] ont calculé le star volume de la même façon mais pour chaque orientation de la grille de lignes parallèles et déterminent ainsi la répartition du *star volume*

Le star volume peut être calculé à partir :

- de l'espace inter-travées, appelé *marrow star volume* ($V^{*m.space}$), qui est un indicateur de la taille moyenne des cavités de moelle osseuse, lié à la connectivité[Com94].

$$(I.11) \quad V^{*m.space} = \frac{\pi}{3} l_0^3 \quad \text{en mm}^3$$

Avec :

l_0 : Longueur des segments formés par les intersections de grilles de lignes parallèles orientées suivant différents angles et les cavités de moelle

- Du réseau de travées, appelé *trabecular star volume* (V_{tr}^*)

$$(I.12) \quad V_{tr}^* = \frac{\pi}{3} l_1^3 \quad \text{en mm}^3$$

l_1 : Longueur moyenne des segments formés par les intersections entre ces mêmes grilles et les travées.

❖ Volume Orientation

La détermination de l'anisotropie et notamment des directions principales d'une structure donnée est un paramètre important. Les méthodes classiques sont généralement basées sur l'orientation des éléments d'interface. Odgaard et al. [Odg90] ont développé une méthode basée sur l'orientation du volume.

Pour une analyse 2D, une grille de points est placée sur la structure à étudier. A partir de chaque point, des lignes sont tracées dans toutes les directions. Pour chaque ligne est définie la longueur d'intersection avec la structure environnante. La direction d'orientation locale du volume est la direction du segment de longueur maximum. La répartition polaire des fréquences des orientations volumiques locales peut mettre en évidence différentes directions privilégiées de la structure trabéculaire

I.13.3. Connexité

Une structure T est dite connexe si à toute paire de points appartenant à celle-ci, il existe au moins un chemin entre ces deux points qui est totalement inclus dans la structure. Pour les structures complexes, la propriété de connexité peut être quantifiée par plusieurs paramètres liés entre eux et exprimés différemment.

I.13.3. 1. Nombre de connexité

Le nombre de connexité N_3 d'une structure tridimensionnelle est un paramètre qui dépend de la topologie des j surfaces la délimitant :

$$N_3 = \sum_{j=0}^{j=J} (1 - g_i) \tag{I.13}$$

Avec :

J : Le nombre de surfaces, g_i : le genre de la surface i , c'est à dire le nombre maximal de coupures que l'on peut faire de telle façon que la surface reste connexe [Cos89].

Le genre d'une surface délimitant une structure tridimensionnelle est aussi appelée connectivité [Odg93]. Autrement dit, le genre est le nombre de « trous » présents à l'intérieur des surfaces connexes délimitant la structure, ainsi $N_3 = \text{nombre de surfaces connexes} - \text{nombre de trous}$ (Figure I.11)

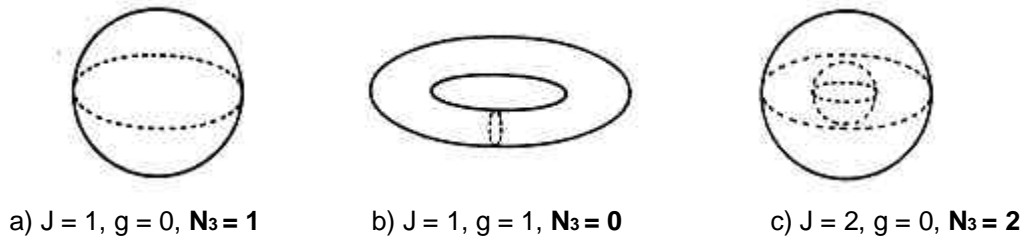


Figure I.11. Exemples de calcul du nombre de connexité N_3

a) Cas d'une sphère, b) Cas d'un tore, c) Cas d'une sphère présentant une cavité

I.13.3. 2. Nombre de Betti

Le Nombre de Betti correspond au nombre maximum de coupes qui peuvent être faites sur une surface en des endroits appropriés sans que celle-ci soit divisée en deux pièces ou plus. Par exemple, si on coupe un tube de papier dans le sens de la longueur, le papier reste en une pièce. Comme une et une seule coupe est possible, le nombre de Betti du tube est 1. Le nombre de Betti du carré, du disque ou de la sphère est 0; celui du ruban de Möbius est 1; celui du tore ou de la bouteille de Klein est 2.

Mathématiquement, pour une structure tridimensionnelle, la topologie peut être décrite à partir des nombres de Betti jusqu'au second ordre b_0, b_1, b_2 ;

b_0 étant le nombre de parties connexes, b_1 , le nombre maximum de connexions que l'on peut enlever sans séparer une partie du réseau en deux parties connexes (égal à $\sum g_i$) et b_2 le nombre de cavités isolées [Fel89] [Odg93].

I.13.3. 3. Nombre d'Euler

Le Nombre d'Euler est un entier associé à toute surface orientable. C'est un invariant topologique de celle-ci, dans le sens qu'il ne change pas si la surface subit une déformation continue. Il peut également, dans notre cas, traduire la connectivité du réseau trabéculaire.

Le nombre de connexité d'une structure de dimension d peut être déterminé à partir du nombre de connexité de l'image de cette structure dans un espace de dimension d-1 grâce à la construction d'Euler Poincaré [Cos89]. C'est pourquoi le nombre de connexité dans un espace de dimension d est aussi appelé nombre d'Euler, noté χ^d .

Pour une structure tridimensionnelle, le nombre d'Euler peut aussi être défini à partir des nombres de Betti :

$$\chi^3 = b_0 - b_1 + b_2 \quad (I.15)$$

Dans le cas d'une structure d'os spongieux, $\chi^3 = 1 - b_1$

I.13.3. 4. L'estimateur Conneuler

La connexité ou nombre d'Euler étant un paramètre topologique, on peut le déterminer pour une structure de dimension d à partir du nombre de connexité de l'image de cette structure dans un espace de dimension d-1. Cependant, pour déterminer le nombre d'Euler d'une structure tridimensionnelle à partir d'informations bidimensionnelles, il est nécessaire d'utiliser des coupes sériées. En 1993, Gundersen et al. ont proposé d'évaluer le nombre d'Euler d'une structure d'os spongieux tridimensionnelle à partir d'une série de coupes parallèles de cette structure [Gun93]. Les coupes parallèles, d'une épaisseur h, sont appelées disector et sont séparées d'une distance d. Gundersen et al préconisent une valeur de d = 30 μm pour l'os spongieux de crête iliaque humaine.

L'estimateur Conneuler est défini de la façon suivante :

$$X^* = \frac{H-B+I}{2} \quad (I.16)$$

Avec :

I : Nombre d'Island,

H : Nombre de Hole,

B : Nombre de Bridge.

I.13.4. Dimension Fractale D

La dimension fractale D est un paramètre de texture qui quantifie la complexité d'une structure fractale d'un objet [Faz96]. De nombreux éléments biologiques sont assimilés à des objets fractals afin de quantifier leur complexité par la dimension fractale (réseau vasculaire par exemple). D'un point de vue mathématique, ces éléments ne sont pas des objets fractals parfaits mais montrent cette propriété pour une gamme d'échelle limitée [Wei94].

De nombreux auteurs ont appliqué cette méthode de mesure de la dimension fractale aux images 2D d'os spongieux. De fortes corrélations entre la dimension fractale et les paramètres histomorphométriques classiques ont été établies [Maj93]. Weinstein et al, ont montré la possibilité d'évaluer le risque fracturaire par une mesure de dimension fractale, mais bien que des corrélations entre D et Tb.Sp ou Tb.N aient été rapportées [Wei94], aucune relation n'a été établie entre la dimension fractale et la connectivité. La possibilité de différencier des structures d'os spongieux pathologiques par une mesure de dimension fractale a aussi été montrée par Mawatari et al. De nombreux travaux ont aussi montré, sur des images de projection radiographique, l'intérêt de l'analyse fractale (basée sur la corrélation des niveaux de gris dans des directions données) pour la caractérisation de la microstructure ([Pothaud, 2000]) ou pour la distinction d'une population pathologique par rapport à un groupe sain ([Benhamou, 2001]).

I.14.CONCLUSION

Dans les deux premiers paragraphes de ce chapitre, nous décrivons le tissu osseux et les principes de sa régénération. Au paragraphe 3, nous avons abordé la principale pathologie dégénérative de l'os, l'ostéoporose (baisse de masse osseuse + altération de la microarchitecture osseuse).

Il semble important d'étudier la microarchitecture trabéculaire afin d'obtenir des éléments diagnostiques complémentaires à la mesure de la densité minérale osseuse.

La densité osseuse bien que principale déterminant de la résistance mécanique de l'os, n'explique que 60 à 80% de sa variabilité, le complément étant imputé à la microarchitecture osseuse

Divers paramètres permettent de caractériser la microarchitecture osseuse, dont les plus utilisées ont été citées dans ce chapitre. Ces paramètres consistent en la détermination par analyse bidimensionnelle du nombre de travées osseuses, de l'épaisseur de ces travées et de l'espace entre elles.

Nous avons aussi mis le point sur différentes techniques d'imagerie utilisées pour évaluer la microarchitecture osseuse. (imagerie par rayon x, scanner, Imagerie par Résonance Magnétique, L'imagerie ultrasonore), et qui permettent ainsi l'amélioration d'évaluation du risque individuel de fracture.

Parmi ces techniques l'IRM par sans caractère non irradiant, a peut être une place privilégiée :

in vitro L'IRM permet d'obtenir une résolution pouvant aller jusqu'à 50 μ offrant la possibilité d'une analyse tridimensionnelle.

Cette analyse nécessite une résolution élevée dans les trois directions de l'espace et si possible égale dans ces trois directions (résolution isotrope). Lorsque l'épaisseur de coupe devient élevée, on revient à un effet de projection, et à une image texturée bidimensionnelle.

On peut penser qu'une épaisseur de coupe de 500 μ ou plus ne donne pas accès directement au réseau trabéculaire en trois dimensions, mais plutôt à une texture trabéculaire.

En effet, selon le site osseux considéré, et la provenance de l'image (sujet sain ou ostéoporotique), l'épaisseur des travées s'échelonne entre 50 et 300 microns.

In vivo les limitations liées au temps d'acquisition et au rapport signal sur bruit ne permettent pas d'explorer les plus petites travées osseuses. ces images peuvent alors être quantifiés par **une analyse de texture**, cette dernière fera l'objet du deuxième chapitre.

CHAPITRE II : L'ANALYSE DE TEXTURE

II.1. état de l'art

La texture est une propriété de la surface, elle dépend de l'aspérité ou la distribution des couleurs des surfaces. Elle est une composante riche en information d'une image, elle devient donc un paramètre très important pour la compréhension et l'interprétation d'image.

Son importance dans l'interprétation d'images explique l'intérêt que l'on lui porte dans l'analyse d'images et le nombre de méthodes d'analyse d'images qu'elle est prise en compte.

Si on utilise la texture comme critère pour différencier des régions, une zone avec l'homogénéité texturale est limitée par le contour qui est la variation d'intensité texturale.

Nous pouvons reconnaître la texture par des sens tactiles ou par la vision [Chen 00]. Une texture peut être fine ou grosse. Ou bien, elle est retrouvée par la distribution des couleurs. Elle est peut-être détectée par sa primitive le textel (texture élément), dans ce cas, la texture est une répétition des textels.

Cependant, on n'a pas pu trouver une définition formelle de ce qu'est la texture et c'est la raison pour l'abondance des méthodes pour déterminer ou différencier des textures. On se contente donc de trouver un modèle adéquat pour l'étude à mener.

En conséquence, les définitions de texture proposées varient selon les domaines de recherche et les conceptions des auteurs. Les caractéristiques utilisées souvent pour la conception des modèles sont :

- Une texture peut être périodique ou elle est une répétition d'un motif de base
- Mais, une texture peut quand-même être non périodique, elle est désordonnée.

Dans le premier cas, on essaie de trouver le motif de base de la texture. Ensuite, on cherche à extraire des caractéristiques du motif et la fréquence des motifs. Ces caractéristiques vont représenter la texture. C'est un bon modèle pour les textures artificielles répétitives mais il est difficile d'appliquer ce modèle pour les autres types de texture. Par exemple, des textures naturelles sont par hasard formées, c'est difficile à définir le motif et la fréquence.

Le deuxième cas est juste pour la plupart des textures, pourtant, il ne suggère pas de déterminer l'orientation de la texture. Pour cela, on peut essayer de trouver la distribution, la corrélation des couleurs. De façon plus avancée, on essaie d'appliquer le premier modèle à ces textures en généralisant le concept de motif.

L'analyse de texture est très utile dans la vision par ordinateur, elle a plusieurs applications dans la vie réelle, par exemple, l'analyse d'image médicale, l'analyse de document, l'analyse d'empreinte digitale, . . . Les textures différentes nous aident à distinguer différentes surfaces, en conséquence, elles facilitent la distinction des objets dans les images.

II.2. Définition de la texture

La définition littéraire de la texture est la suivante: "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image.

La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants: grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière. De nombreuses études psycho visuelles ont été faites sur la discrimination de texture par le système visuel humain. Une conjecture importante et valide dans beaucoup de cas est que l'œil humain ne peut discerner instantanément deux textures dont les statistiques du second ordre sont identiques. Cependant, il existe des cas où des

textures ayant les mêmes statistiques du second ordre sont néanmoins discriminables sur la base de propriétés locales.

Haralick [HARA79] élargit la définition en décrivant une texture comme un phénomène a deux dimensions: la première concernant la description d'éléments de base ou **primitives** (le motif) à partir desquels est formée la texture; la deuxième dimension est relative à la description de l'**organisation spatiale** de ces primitives.

Unser présente la texture comme une structure disposant de certaines **propriétés spatiales homogènes** et invariantes par translation. Une autre approche serait encore de définir la texture à partir de deux types d'informations essentielles que comporte l'image:

a) **les contours**, de type monodimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes

b) **l'aspect de surface**, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes. Cependant, la description d'une texture peut s'avérer erronée à une autre échelle d'observation, c'est à dire en changeant la résolution.

II. 3. Classes de textures : En pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception:

II. 3. 1 les macrotextures qui présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex: peau de lézard, mur de brique) donc une approche structurelle déterministe;

II. 3. 2 les microtextures présentant des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex: sable, laine tissée, herbe) d'ou une approche probabiliste cherchant a caractériser l'aspect anarchique et homogène.

Gagalowicz [GAGA83] propose une synthèse des deux approches en considérant la texture comme "une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire, donc une structure hiérarchique à deux niveaux".

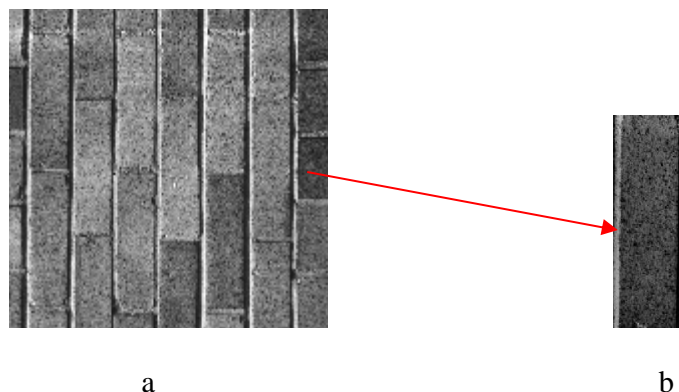


Figure II-1 : Primitive et échelle d'observation. a) : la primitive correspond à une brique.
b) : la primitive correspond au pixel.

II. 4. Types de textures

Il existe deux grands types de textures : les textures aléatoires et les textures dites périodiques ou structurées.

II.4.1. la texture périodique : elle est formée de primitives arrangées d'une façon particulière, rangée. Le motif de base se répète alors de manière régulière. On parle de texture ordonnée.



Figure II-2: *Exemples de textures périodiques*

II.4.2. la texture aléatoire : elle semble totalement désordonnée. Il est alors impossible d'isoler un motif de base.



Figure II-3 : *Exemples de textures aléatoires*

Il existe un catalogue d'images représentant différentes textures (Brodatz, 1966). Il s'agit de seize textures différentes : canevas, sable, herbe, bulles de plastique.... Ces images sont classiquement utilisées pour valider les différentes méthodes d'analyse de texture.

II.5. Perception et analyse visuelle d'une texture

II.5.1 Vision et perception par l'œil

L'œil humain distingue en moyenne 16 niveaux de gris différents du noir au blanc. Un œil peu exercé en voit moins alors qu'un professionnel peut en distinguer jusqu'à 20. En revanche, il est capable d'apprécier des différences de niveaux voisins de 2% (contraste).

La résolution de l'œil (pouvoir séparateur) est de 1 min d'angle maximum, ce qui correspond à deux points séparés de 150 μ m vus à une distance de 40cm. De plus il existe une zone de l'espace auquel l'œil n'est pas sensible. On ne peut donc parcourir une image en une seule fois ; on la décompose instinctivement en plusieurs parties. La résolution de l'œil (pouvoir séparateur) est de 1 min d'angle maximum, ce qui correspond à deux points séparés de 150 μ m vus à une distance de 40cm. De plus il existe une zone de l'espace auquel l'œil n'est pas sensible. On ne peut donc parcourir une image en une seule fois ; on la décompose instinctivement en plusieurs parties.

Une texture pourra être perçue de différentes façons suivant la manière dont le cerveau traitera les informations visuelles.

Il existe deux types de **perception** : celle qui ne demande pas d'effort et celle qui demande de scruter l'image plus longtemps. Sur le schéma ci-dessous (Julesz, 1975), il est impossible de voir spontanément que l'image de gauche est formée d'une seule spirale alors que celle de droite en contient deux.



Figure II-4 : Exemple de la limite de la perception " spontanée ".

L'utilisation des méthodes d'imagerie pour le diagnostic dépend de la capacité du lecteur à faire correspondre des caractéristiques de l'image avec une signification diagnostique. Lors de l'analyse d'une image, l'observateur recherche **des indices** lui permettant de repérer les différentes textures de l'image. Il va instinctivement repérer, par une première analyse macroscopique, les limites (ou contours) entre les différentes régions homogènes plus ou moins importantes de l'image ; chaque région pourra être assimilée à une texture. Ensuite il réalisera une analyse plus fine afin de repérer les éventuelles anomalies de chaque texture. Deux notions apparaissent donc primordiales : **proximité et uniformité** (Julez, 1983), (Kundel, 1990). Par la suite, d'autres caractéristiques seront utilisées comme la direction, la taille, la longueur...Ceci est particulièrement vrai pour les pathologies car la plupart des anomalies présentes sur une image " pathologique" sont une modification de la forme et de contour de l'organe mais aussi une modification de la texture constituant l'organe. Pour le cerveau, plusieurs textures sont visibles par une première analyse. Il s'agit du liquide céphalorachidien, de la matière blanche, de la matière grise, d'une tumeur et parfois d'un œdème. Une analyse plus fine sera nécessaire afin de visualiser les éventuelles infiltrations dans la tumeur. Dans le cas du muscle, la pathologie est parfois plus difficile à repérer. Elle est généralement accompagnée d'un changement de forme des muscles ainsi que

d'infiltrations inter ou intra-musculaires qui peuvent aussi exister dans le cas du muscle normal.

Chacun fait appel à son **expérience et à ce qu'il a déjà vu**. L'interprétation d'une image se fait donc en comparaison avec des images ou des formes déjà rencontrées ; ceci permet de simplifier le travail de notre cerveau. Par exemple, pour l'analyse d'une image de cerveau, le radiologue ne réagira pas de la même façon s'il connaît la pathologie ou s'il ne la connaît pas. Dans le premier cas, il cherchera le ou les points précis caractéristiques de la maladie déjà rencontrée alors que dans le deuxième cas, l'analyse sera plus globale. L'analyse d'une image par les radiologues variera en fonction de leur propre expérience. En fait l'observation des radiologues est opérateur-dépendante.

Comment le radiologue va-t-il traduire en termes de texture ce qu'il voit sur l'image? Il doit rendre compte par des termes appropriés des variations de niveaux de gris présentes sur l'image.

II.6. Les critères de caractérisation de texture

Identifier les caractéristiques perceptibles de la texture dans une image constitue la première et principale étape de l'analyse de texture. Ces caractéristiques telles l'uniformité, la densité, le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité, la linéarité, la fréquence, la rugosité, etc. [Laws, 1980] jouent un rôle important dans la description de la texture.

Cependant, Les caractéristiques de base les plus utilisées ont été définies par Amadasum et al (1989) et Rolland (1997). Il s'agit du contraste, de la complexité, de la grossièreté, de la forme, de la direction et de la force. Les figures ci-dessous illustrent ces différents termes de texture sur des textures de Brodatz (1966) :

II.6. 1. La grossièreté : une texture grossière (groupe D98, D23, D27) possède des primitives larges : il existe alors peu de variations entre l'intensité d'un pixel et celle de ses pixels voisins.

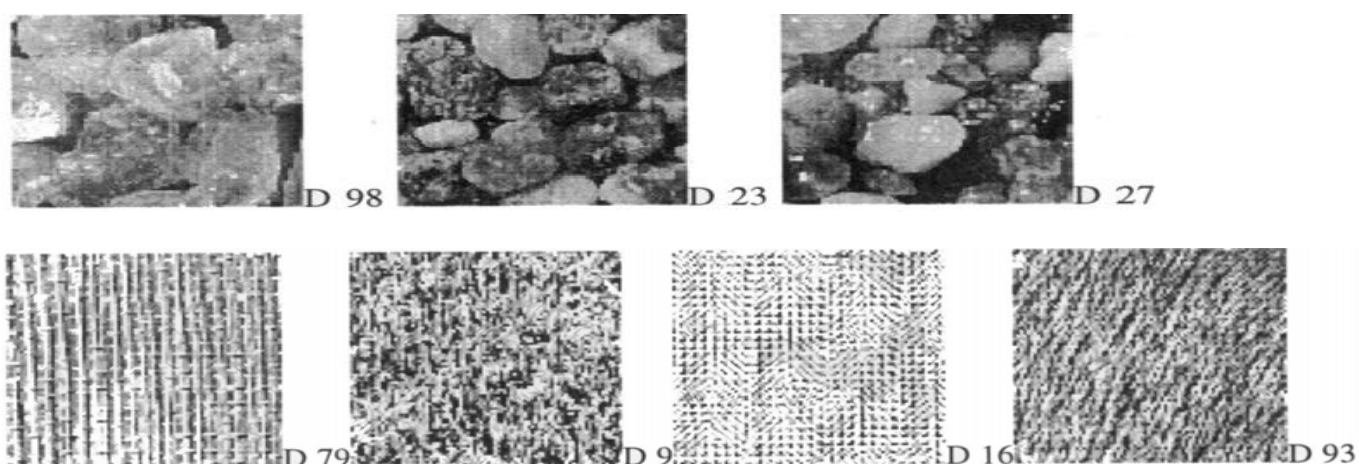


Figure II-5: *Evaluation du paramètre "grossièreté" sur différentes textures*

II.6.2. Le contraste : une texture possède un contraste élevé si les différences d'intensité entre primitives sont importantes (groupe D27, D23).

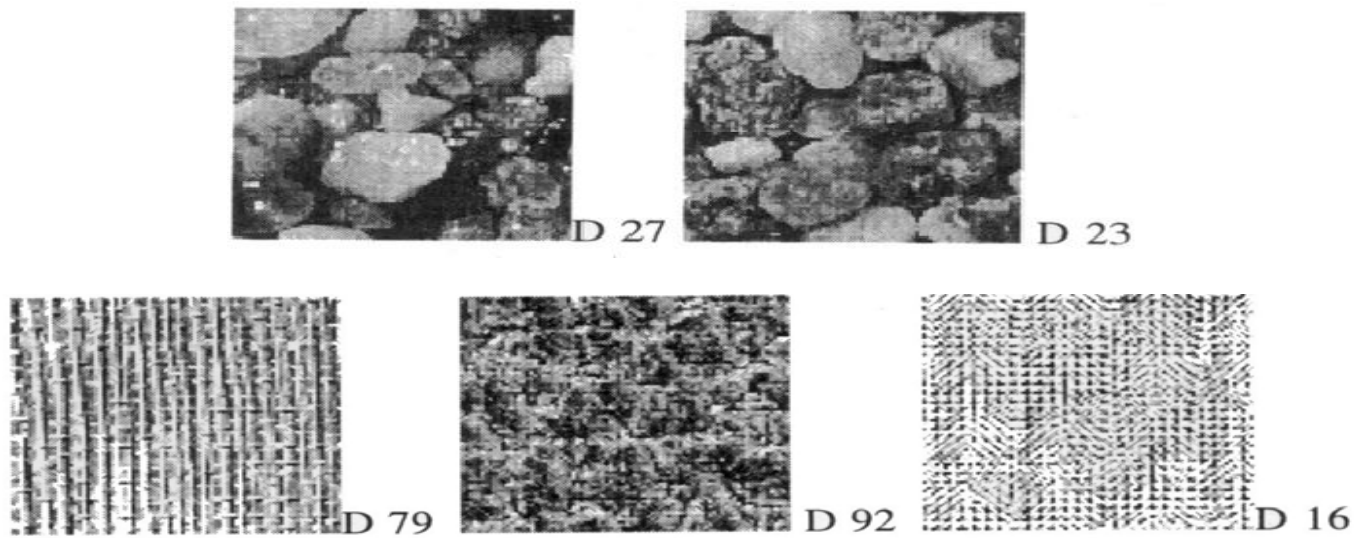


Figure II-6: *Evaluation du paramètre "contraste" sur différentes textures*

II.6. 3. La complexité : une texture complexe possède plusieurs types de primitives (groupe D23, D4, D9). Dans ce cas le contenu d'informations présent dans la texture est important.

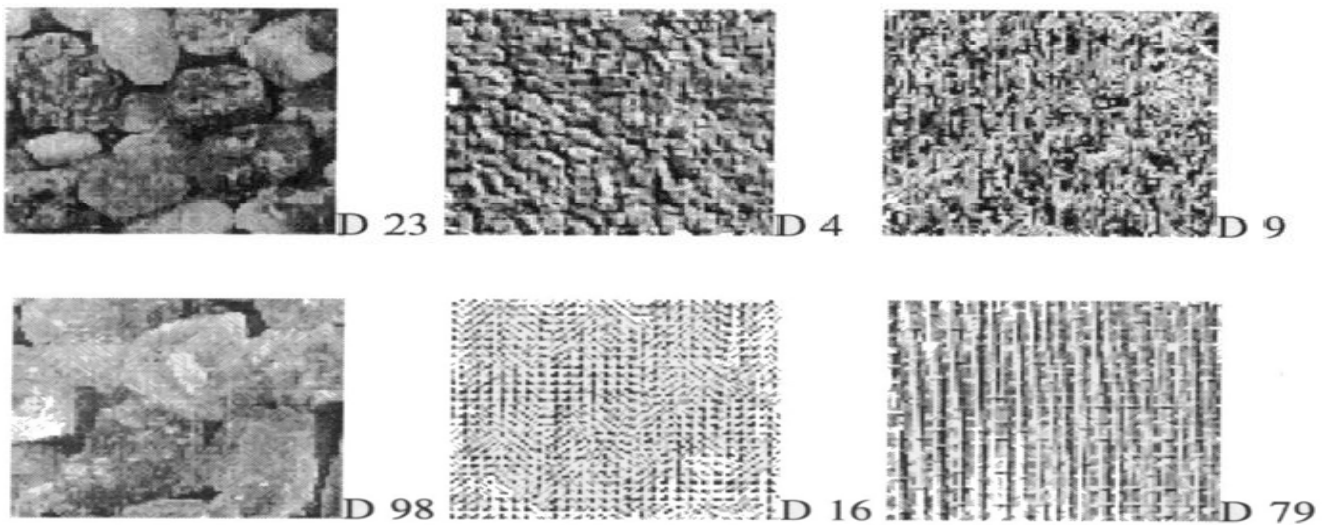


Figure II-7 : *Evaluation du paramètre "complexité" sur différentes textures*

II.6. 4. La force : plus la force est élevée et plus les primitives sont facilement définissables et visibles (groupe D23, D98, D27, D).

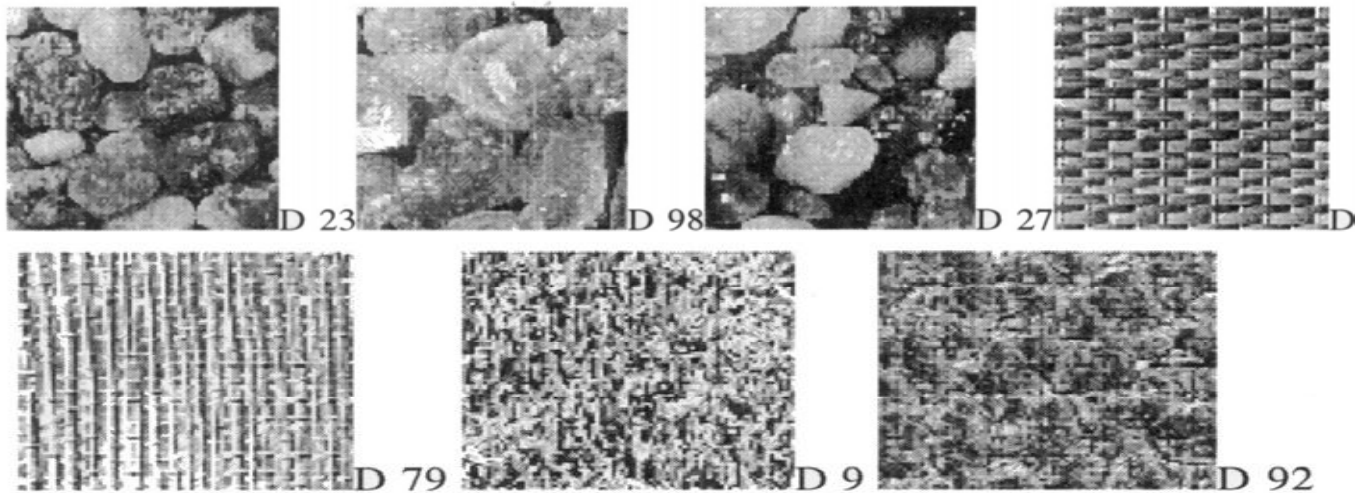


Figure II-8: *Evaluation du paramètre "force" sur différentes textures*

(D98 : quartz rose pressé, D23 : galets de plage, D27 : galets de plage et sable, D79 : tissu oriental fait de fibres de verre, D9 : gazon, D16 : tissage à chevron, D93 : fourrure, D92 : peau de cochon, D4 : liège, D : tapis de paille tressée).

Cette multitude de propriétés descriptives que nous venons de citer, implique l'existence de diverses approches d'analyse et de traitement de la texture. Elles ont pour but de formaliser le descriptif de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier.

II.7. Méthodes d'analyse de texture

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité et de distribution.

Cette méthode d'analyse a d'abord été utilisée pour la segmentation des images satellitaires ; ce n'est qu'au début des années 70 que les premières applications biomédicales sont apparues : on peut citer les travaux de Sutton et al sur le poumon (1972).

Ces techniques apparaissent plus sensibles que l'œil aux variations de texture. En effet, l'ensemble œil-cerveau est seulement capable d'apprécier un niveau de complexité de premier et second ordre. L'analyse de texture permet d'accroître le niveau d'informations extraites de l'image puisqu'il existe des méthodes statistiques d'ordre supérieur à deux (Julesz, 1973).

L'étude s'effectue sur des images numérisées. L'analyse de texture consiste à calculer, à l'aide de la valeur des pixels (intensité) de chaque ROI, un certain nombre de paramètres mathématiques caractéristiques de la texture à étudier (Connors, 1980).

Une multitude de méthodes d'analyse de texture, de variantes et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique (JAIN82), nous citerons les plus populaires et fréquemment utilisées.

II.7.1. Les méthodes statistiques : étudient les relations entre un pixel et ses voisins, où la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image. Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture est à rechercher soit dans des méthodes qui exploitent directement les propriétés statistiques de la texture (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plages, matrice de voisinage, fonction d'auto corrélation, modèle de Markov, modèle autorégressif, modèles issues de la morphologie mathématique), soit dans des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé dans lequel on réécrit l'image de texture (densité spectrale, méthode des extremas locaux, méthodes de transformation de Fourier, Karhunen Loeve, Walsh Hadamard, Slant ou avec des filtres numériques).

Ces méthodes sont utilisées pour caractériser des structures fines, sans régularité apparente. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels (1 à n) mis en jeu est important.

En imagerie médicale, l'étude se fait surtout sur des tissus mous ayant des structures tout à fait aléatoires et le plus souvent non homogènes, c'est pourquoi ce type de méthode sera préférentiellement utilisé.

Dans ce cas, la texture est décrite par les statistiques de la distribution de ces niveaux de gris (ou intensité).

II.7.2. Les méthodes structurelles : permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les "règles" d'arrangement qui les relient. Elles tiennent compte de l'information structurelle et contextuelle d'une forme et sont particulièrement bien adaptées aux textures macroscopiques.

Les deux structures les plus importantes sont les structures de graphe et les structures syntaxiques.

En effet, les textures ordonnées possèdent des primitives qui se répètent dans les images en des positions suivant une certaine loi.

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

II.7.3. Les méthodes basées sur l'étude des formes se trouvent au croisement de la reconnaissance des formes, de la caractérisation de défauts et de l'analyse macro textural. Les régions texturales de l'image épousent des formes particulières et peuvent être caractérisées par des paramètres dits de formes.

II.7.4. les méthodes spatio-fréquentielles : les représentations spatio-fréquentielles préservent à la fois les informations globales et locales donc elles sont bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée. Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

II.7.5. Méthodes de traitement de signal

a. Les ondelettes

La décomposition en « frames » d'ondelettes discrètes est utilisée en dépit de la transformée en ondelettes discrètes, car contrairement aux autres décompositions basées sur les

Ondelettes, la sortie du banc de filtres n'est pas sous échantillonnée entre les échelles. Cela fournit une description de texture invariante par translation du signal d'entrée, qui est donc adapté à l'analyse de texture (Unser, 1995).

Cette méthode est essentiellement utilisée en 2D.

b. Filtres de Gabor

Les filtres de Gabor font parties des approches basées sur le traitement du signal et plus particulièrement du filtrage multi canal. Ces filtres ont été largement utilisés avec efficacité en 2D (Jain and Farrokhnia, 1991) et dernièrement en 3D.

La segmentation de texture nécessite des représentations dans les domaines spatiaux et spatiaux fréquentiels

. Pour pouvoir distinguer les textures, il est préférable de choisir des filtres avec de petites largeurs de bandes dans le domaine spatial fréquentiel. La précision de la localisation des contours d'une texture nécessite que les filtres soient localisés dans le domaine spatial.

Cependant la largeur du filtre dans le domaine spatial et sa largeur de bande dans le domaine spatial fréquentiel sont inversement proportionnels suivant le principe d'incertitude de Heisenberg. C'est

pourquoi les filtres de Gabor sont bien adaptés à ce type de problème.

Par construction ce filtre est une fréquence pure modulée par une gaussienne, c'est-à-dire un filtre passe-bande avec une enveloppe gaussienne.

II.7.6. Les Méthodes basées sur un modèle

Ces méthodes supposent que la texture est formée par un modèle et on considère que les paramètres de ce modèle sont des caractéristiques de la texture.

Par exemple, si on utilise un champ aléatoire de Markov comme modèle, en considérant que l'image est un champ aléatoire de Markov. La probabilité qu'un pixel reçoive une intensité doit être positive et markovienne. La caractéristique markovienne émet l'hypothèse que la distribution d'intensité des pixels dépende uniquement de ses voisins, elle est indépendante du reste de l'image.

Ce modèle vise à capturer des statistiques de ces voisinages et de les représenter comme des paramètres du modèle.

Dans quelques modèles basées sur le champ aléatoire de **Markov**, on utilise l'équivalent entre le champ aléatoire de Markov et celui de Gibbs pour extraire des paramètres avec la formule (II.1) de probabilité de Gibbs [Cross 83, Besag 74, Derin 87].

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} e^{-U(x)} \quad (\text{II.1})$$

Où $U(x)$ est une fonction d'énergie et Z une constante de normalisation appelée la fonction de partition. La fonction d'énergie est généralement calculée sur la clique formée par des pixels voisins.

La fonction d'énergie est ensuite exprimée en terme de fonction potentielle $V_c(x)$ dans l'ensemble des cliques

$$Q : U(x) = \sum_{c \in Q} V_c(x). \quad (\text{II.2})$$

Un autre exemple de modèle repose sur le modèle **fractal**. Un objet fractal est une forme géométrique complexe qui présente une autosimilarité à différentes échelles, il s'inscrit donc dans une hiérarchie de structures géométriques.

En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture, elle est liée à sa rugosité.

Le modèle fractal de texture est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface représentant les niveaux de gris de l'image.

II.8. Domaines d'application de l'analyse de texture

L'analyse de texture est utilisée dans des domaines de plus en plus variés. La caractérisation, la segmentation des images ou la reconnaissance des formes représentent ses plus importantes applications. Un exemple illustrant ces notions est donné par la Figure (II-9).

II.8.1. La classification de texture : c'est une identification des régions d'image en utilisant leurs propriétés texturales (Fig. II-9.b). Elle a pour but de fournir 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. Son choix est primordial, il est fait sur l'ensemble des *paramètres de texture* qui fournissent des mesures quantitatives, sur un voisinage, de certaines caractéristiques texturales. On se réfère aussi à ces paramètres sous la dénomination de *mesures* ou *vecteurs caractéristiques*

II.8.2. La segmentation : La segmentation texturale est le second type d'application en analyse texturale (Fig. II-9.b).

Le but est alors de découper une image en régions homogènes uniformément texturée ou possédant des propriétés proches ou identiques

Pour résoudre ces problèmes, nous pouvons diviser ces problèmes en sous-problèmes comme l'extraction de caractéristiques de texture, l'extraction de primitives et le partitionnement de données.

Pour ces deux opérations, nous devons réaliser la phase commune : extraction de caractéristiques de texture.

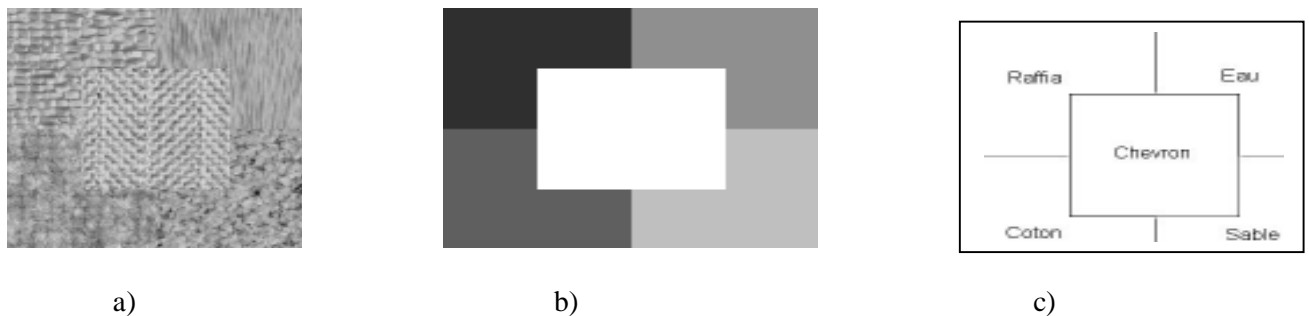


Figure II-9: a) Image "mosaïque1": "raphia", "eau", "coton", "sable", et "chevron"
 b) segmentation, c) classification.

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

sains et tissus pathologiques (détection de lésions, dépistage de pathologies, segmentation en IRM....).

En **compression d'images**, les attributs texturaux permettent de représenter l'image par un nombre minimal de paramètres et de ce fait permettent une reconstitution de l'information avec un minimum d'erreur.

La caractérisation de texture a l'aide de paramètres pertinents permet également la **restauration** d'une partie dégradée ou manquante dans une image en la remplaçant par une version synthétique générée à partir du modèle textural élaboré.

Dans le domaine de l'**infographie** ou de l'**audiovisuel**, la synthèse de texture découle naturellement de l'analyse et conduit à son utilisation pour le réalisme, l'art, le design....

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

II.9. Analyse de texture en IRM

L'analyse de texture est utilisée en imagerie médicale pour la caractérisation tissulaire. Elle implique l'extraction de caractéristiques de texture dans différentes régions d'intérêt (ROI) saines ou pathologiques afin de caractériser les tissus et de les comparer entre eux.

Les premières applications de l'analyse de texture en imagerie médicale sont apparues au début des années 70. Elles ont surtout concernées des études dans le domaine des ultrasons et des rayons X. Il faut attendre les années 90 pour que les premières études en analyse de texture sur des images IRM débutent.

La plupart des études IRM en analyse de texture ont concerné l'étude du tissu cérébral (Chen, 1992, Lerski, 1993, Schad, 1993, Kjaer, 1995, Gasperini, 1996, Freeborough, 1998), ainsi que la structure de l'os (Chen, 1993, Bezy-Wendling, 1995, Majumdar, 1993, 1995, 1997, Cortet, 1995).

II.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons essayé de donner un aperçue générale sur l'analyse de texture, Pour ce faire, nous avons d'abord fait une recherche sur le concept texture.

Bien que La texture soit une riche source d'informations visuelles et est une composante clé dans l'analyse des images et la compréhension humaine, elle n'as pas une définition universelle dans les domaines du traitement d'images et de la vision par ordinateur, et S'il est aisément possible d'en donner une définition intuitive, il est par contre difficile de trouver une formulation mathématique pour une notion aussi subjective, puisque relative à sa perception visuelle.

En suite nous avons mis en exergue l'existence de différentes méthodes d'analyse de texture qui donnent lieu à un nombre de paramètres très vite important, De telles méthodes doivent pouvoir apporter en imagerie médicale des renseignements aux radiologues en terme de diagnostic, pronostic, suivi de pathologies..... Nous avons donc montré la difficulté de choisir la méthode pertinente puis par la suite à interpréter les résultats et à les relier aux données physiologiques.

De plus, si l'on veut comparer les résultats de plusieurs études, il faut se placer exactement dans les mêmes conditions d'acquisition ou de traitement, ce qui rend une étude entre centres difficile à mettre en œuvre

***CHAPITRE III : THEORIE FRACTALE &
DIMENSION***

III. Théorie Fractale & Dimension

III.1. Historique

De nombreuses notions mathématiques ont d'abord été regardées comme des « curiosités » dont on ne parlait qu'à couvert avant de les maîtriser réellement. Il en a été ainsi chez les pythagoriciens avec l'apparition des nombres irrationnels, à la Renaissance avec les nombres négatifs et complexes. Le XIX^e s. est particulièrement riches en « curiosités ».

C'est ainsi qu'en 1872, Karl Weierstrass créer scandale en exhibant les premiers exemples de fonctions partout continues et nulle part dérivables mais non représentables. De telles fonctions provoquèrent l'effroi chez les mathématiciens, entre autre Charles Hermite qui s'exclama « je me détourne avec horreur de cette plaie lamentable des fonctions qui n'ont pas de dérivées ». En 1876 les travaux d'un élève de Weierstrass, Georg Cantor, remettent en cause la notion de fonction et débouchent sur un édifice entièrement repensé en liaison avec la théorie des ensembles et la topologie.

A partir de 1960, le mathématicien Benoît Mandelbrot développe grâce aux ordinateurs une étude plus systématique de ces formes qu'ils désignent d'un nouveau nom : « les fractales ». Ce mot qui se rapproche de « fractionné », « fragmenté », « fracturé », est à relier à une notion élémentaire : l'homothétie interne. Celle-ci fournit un outil pour construire et surtout étudier le degré de complexité de tels objets. Ses travaux débouchèrent sur la notion de dimension non entière, ou fractale.

III.2. Notion de fractale

La géométrie fractale (du latin « fractus » qui signifie irrégulier) a été introduite et soutenue par Mandelbrot pour caractériser les objets aux propriétés inhabituelles en géométrie classique. En germe dans ses travaux de recherche pendant plusieurs années, cette géométrie a pris corps dans une série de volumes : Mandelbrot (1975) ; Mandelbrot (1983).

Elle consiste à étudier des objets irréguliers du plan ou de l'espace, qui sont en réalité les mieux adaptés pour appréhender le réel physique. Aujourd'hui, les idées résultant de cette notion de géométrie fractale sont utilisées dans bien des domaines de la communauté scientifique et technique, au nombre desquelles nous pouvons citer : les sciences de la terre, la physique, la chimie, la biologie, la médecine, la géographie, l'informatique, le graphisme informatique (création et compression d'images), la compression de sons...

La géométrie fractale peut être vue comme une généralisation de la géométrie classique ; on le verra d'ailleurs à travers la définition de la dimension fractale qui est une généralisation de la dimension au sens d'Euclide.

III.2.1. La géométrie classique

La géométrie a été de tout temps et reste une discipline fondamentale, car c'est sur elle que se bâtissent et s'élaborent beaucoup d'autres disciplines. Il ne serait cependant pas inutile de rappeler que c'est du ressort de la géodésie (géométrie des formes de la terre) de dire que la terre est ronde. Bien des disciplines s'appuient sur la géométrie pour décrire les phénomènes découverts en leur sein. C'est ainsi que Kekulé (1829-1896) a découvert que la molécule de benzène a une forme hexagonale. Cette découverte a permis le développement de la chimie organique en ce sens qu'elle permet de dessiner les molécules et permet de comprendre leur agencement dans l'espace. On sait aujourd'hui que la transmission de l'hérédité se fait par le passage en double hélice des ADN. La géométrie a également permis la description des milieux cristallins, permettant la compréhension de nombreuses propriétés électriques et optiques des matériaux. Le développement florissant de l'informatique est une conséquence du développement des circuits intégrés qui sont composés de plusieurs milliers de transistors. Or la mise au point des transistors ne serait possible sans la compréhension possible des propriétés de la structure géométrique de l'arrangement des atomes dans un cristal de silicium

La notion traditionnelle de la dimension d'un objet (ou d'un espace vectoriel) fait référence à un nombre entier de vecteurs indépendants qui forme la base de cet objet : c'est la dimension topologique. Une droite a une dimension égale à l'unité, un plan en à deux et l'espaces-en à trois

Il convient donc de remarquer que la géométrie classique, sous des formes traditionnelles ne permet que la description des formes régulières. Elle est pratiquement incapable de décrire les formes courantes qui nous entourent. Or les objets qui nous entourent ont précisément ces formes (la forme réelle de la terre, qui est un bel exemple d'irrégularité, les montagnes, la structure des plages,...).

III.2.2. La géométrie fractale

Comme nous l'avons souligné précédemment, il est très difficile de décrire et de mesurer les formes complexes qui nous entourent (structure des nuages, les montagnes, les côtes rocheuses, ...) par la géométrie décrite ci dessus. Par exemple, pour estimer des longueurs des frontières (qui présentent pourtant une structure très irrégulière), on a souvent recours à la cartographie. La méthode utilisée, de façon générale, consiste à prendre une photographie aérienne, à une échelle connue d'avance, de la frontière et à utiliser une jauge dont on connaît la longueur. Cette méthode est approximative et dépend de la longueur de la jauge utilisée mais aussi de l'échelle de la prise de vue. Ainsi, pour deux échelles différentes, ou deux jauges différentes, on aura des longueurs différentes en utilisant cette méthode. Cependant pour une frontière présentant une forme géométrique régulière cette méthode donnerait sensiblement les mêmes longueurs pour deux jauges différentes et bien entendu deux échelles différentes.

Afin de mieux comprendre l'utilité des dimensions non entières, considérons une côte littorale sauvage et irrégulière. Pour mesurer la longueur d'une portion de cette côte qui s'étend entre deux points fixe **A** et **B**, nous devons définir un pas de mesure ϵ . Pratiquement, cette longueur aura un comportement croissant aussi longtemps que l'on choisira un pas de mesure de taille décroissante.

Considérons une règle de longueur ϵ . Pour mesurer la longueur de la côte entre les points **A** et **B**, nous devons disposer cette règle bout à bout depuis le point **A** jusqu'au point **B** en suivant les contours. Si $N(\epsilon)$ est le nombre de ϵ juxtaposés le long de **A B**, alors la longueur $L(\epsilon)$ de la côte entre les points **A** et **B** est le produit de la longueur de la règle et du nombre $N(\epsilon)$:

$$L(\epsilon) = \epsilon N(\epsilon) \quad (\text{III.1})$$

Il est évident que la longueur mesurée dépend de la taille de ϵ . En effet, si certains détails de la côte sont plus petits que ϵ , comme c'est le cas sur la figure1, ceux-ci seront ignorés dans l'opération de la mesure et la longueur mesurée comportera une erreur. Cette erreur sera d'autant plus grande que la règle ϵ sera trop grande par rapport aux détails de la côte. Par contre si l'on diminue la taille du pas ϵ , on remarque que la longueur mesurée croît sans fin. La notion de longueur est donc relative à la résolution de la mesure et elle est différente de la "vraie" longueur. La notion de la mesure perd alors son sens physique **et** se pose alors un problème : *comment obtenir une mesure exacte de la longueur d'une courbe ?*

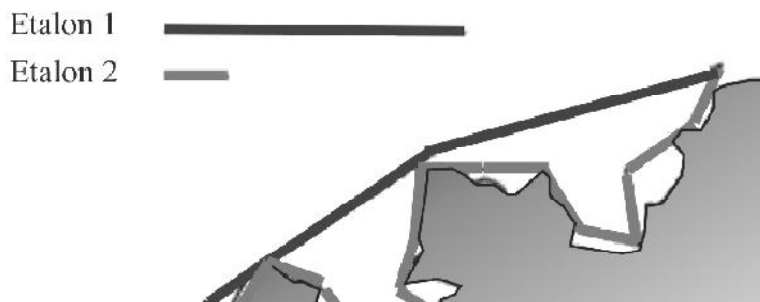


Figure III.1 : illustration de la mesure de la longueur d'une cote avec un pas de mesure plus grand que certains détails de la cote.

En s'inspirant de la loi de Richardson, Mandelbrot a pu résoudre le problème. En effet, Richardson avait montré dans ses travaux que la longueur d'une côte valait approximativement

$$L(\epsilon) \approx F\epsilon^{1-D} = \epsilon \cdot (F\epsilon^{-D}) \quad (\text{III.2})$$

Où $F\epsilon^{-D}$ pourrait être défini comme le nombre d'intervalles de longueur ϵ nécessaires pour couvrir la cote entre A et B. F et D étant des constantes, on obtient la relation suivante :

$$N(\epsilon) = F\epsilon^{-D} \quad (\text{III.3})$$

Dans les travaux de Richardson, on note que la constante D varie avec la côte et avec la portion de la côte prise en compte, mais cette constante ne dispose d'aucune signification précise. Felix Hausdorff qui a découvert la dimension fractale (dimension de Hausdorff) en 1919 a montré que si $N(\epsilon) = F\epsilon^{-D}$, il faut élever ϵ à la puissance D avant la multiplication dans la mesure de $L(\epsilon)$. La longueur de la côte devient alors :

$$L(\epsilon) = \epsilon^D (F\epsilon^{-D}) = F \quad (\text{III.4})$$

On trouve ainsi une mesure qui ne dépend plus de la taille du pas de mesure et ceci donne alors un sens à la constante F. Même si $L(\epsilon)$ ne dépend plus de ϵ , le problème n'est toujours pas résolu puisque Hausdorff a montré que D ne pouvait pas prendre n'importe quelle valeur et que pour une côte donnée, il existe une valeur unique \bar{D} telle que

$$\text{Si } D > \bar{D}, \lim_{\epsilon \rightarrow 0} L(\epsilon) = \infty \quad \text{et} \quad \text{Si } D < \bar{D}, \lim_{\epsilon \rightarrow \infty} L(\epsilon) = 0$$

La mesure de la longueur d'une côte irrégulière n'a donc de sens que si l'exposant D est égal à cette valeur \bar{D} : c'est sa dimension fractale.

Donc on peut conclure que La différence entre les deux longueurs dans le cas de la frontière irrégulière se justifie par le fait que, plus la jauge est courte, plus on peut mesurer avec précision les détails de la frontière alors qu'une jauge relativement longue ignorerait ces

détails. Ainsi, pour effectuer une mesure qui tend vers une valeur réelle (ce qui n'est généralement pas possible) de la longueur de cette frontière (prenant en compte même les longueurs des plus petits détails, par exemple des rochers qui jalonnent cette frontière), il faudra utiliser une jauge dont la longueur est la plus petite possible (tendant à la limite vers zéro). Ceci demande un travail immense, qui prendra bien de temps. Mais aussi, précisons qu'il y a une limite à la taille de la jauge.

Alors afin d'éviter cette limitation naturelle, la géométrie fractale, à travers ses principes, apporte son précieux soutien.

III.3. Les objets fractals

On nomme figure fractale ou "fractale" par substantivation de l'adjectif (ou encore en anglais fractal), une courbe ou surface de forme irrégulière ou morcelée qui se crée en suivant des règles déterministes ou stochastiques impliquant une homothétie interne.

Les objets fractals (Figure III.2) peuvent se définir comme des structures obtenues par l'itération d'un algorithme géométrique sur une figure. ce type de définitions de nature récursive n'est pas seulement théorique mais peut concerner aussi des concepts usuels : un ancêtre est un parent ou un ancêtre d'un parent, un multiple est un composé d'un nombre ou d'un multiple de ce nombre, un escalier commence ou prolonge un escalier, cela implique une définition tautologique : un objet fractal est un objet dont chaque élément est aussi un objet fractal .

Pour construire des objets fractals, nous débutons avec un objet graphique quelconque (ligne, triangle, carré, cube, etc...). Par la suite, nous ajouterons un élément de complexité à cet objet par une opération, ou une série d'opérations, et notre objet pourra subir à l'infini, les transformations choisies.

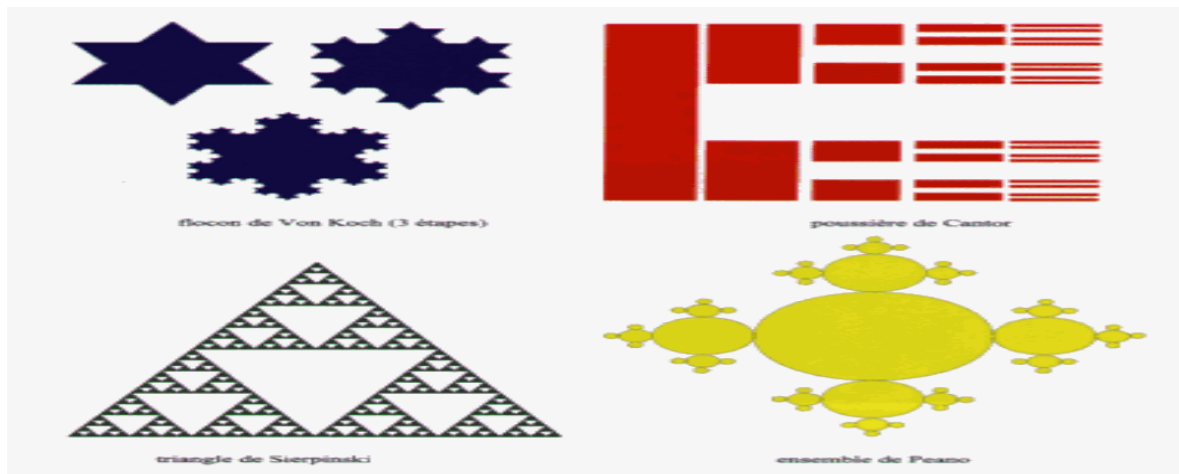







Figure III.2 : les objets fractals (TPEF fractale avril, 2003)

	Une ligne droite.
	Cette figure contient 4 fois la ligne droite précédente réduite d'un facteur 3.
	Cette figure contient 4 fois la figure précédente réduite d'un facteur 3, ou bien, 16 fois la ligne droite de départ réduite d'un facteur 9.
	Ainsi de suite...
	La longueur diverge vers l'infini... ...dans un espace fini !

Tableaux III.1 : Exemple de construction d'une courbe particulière : la courbe de Von Koch.

III.4 .Propriétés des fractales

III.4.1.L'autosimilarité ou invariance d'échelle : c'est une propriété très intéressante sur laquelle reposent la plupart des méthodes de construction et d'analyse d'objets fractals, puisqu'elle signifie que le tout est semblable à une de ses parties (Figure III.3).

Autrement dit ; quel que soit le grossissement sur une figure donnée, on observera la même structure. En effet, une fractale peut être obtenue en appliquant, à chaque itération, la même transformation. Ceci implique des similitudes entre les différents niveaux de construction de la figure.

Par définition, l'autosimilarité rend compte de l'apparition des motifs de manière identique à des échelles différentes (Mandelbrot, 1967)

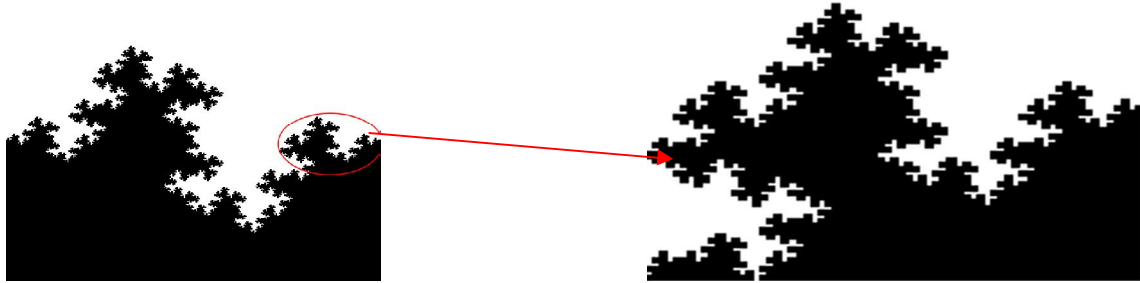


Figure III.3 : Mise en évidence de l'invariance d'échelle sur la courbe de Minkowski. Un zoom au niveau de l'interface nous ramène sur une structure similaire à la forme originale.

Il existe aussi de très nombreux exemples de fractales dans la nature. On peut citer le chou fleur, les poumons humains, ou encore un coquillage (le *Cymbolia innexa* REEVE) dont l'enveloppe extérieure est tapissée de motifs ressemblant au triangle de Sierpinski (Figure III.4). Ces éléments présentent une invariance d'échelle.

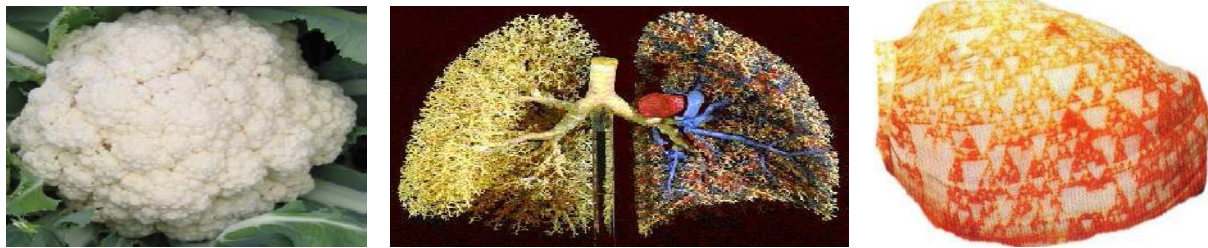


Figure III.4 : Quelques exemples de fractales naturelles : le chou fleur, les poumons humains et le coquillage de Sierpinski (*Cymbolia innexa* REEVE)

III.4.2.L'auto-affinité : les fractales auto-affines constituent une généralisation de celles auto-similaires. Concernant cette propriété, les changements d'échelles entre leurs différentes parties sont anisotropes, c'est-à-dire dépendants de la direction de l'espace considéré.

d'homothétie 2	Limitée aux ensembles à homothéties internes de même rapport	$D_h = \frac{\ln(N)}{\ln(\frac{1}{r})}$ <p>N est le nombre d'homothéties et r le rapport d'homothétie</p>
Dimension de Minkowski–Bouligand ou "Box-counting"	Tout ensemble	$D_{box} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\epsilon)}{\log(1/\epsilon)}$ <p>où $N(\epsilon)$ est un nombre de sous-ensembles de diamètre au plus ϵ nécessaires pour recouvrir l'ensemble</p>
Dimension de corrélation	Appliquée aux ensembles de points (attracteurs notamment)	$D_c = \lim_{\epsilon \rightarrow 0, M \rightarrow \infty} \frac{\log(g_\epsilon/M^2)}{\log \epsilon}$ <p>où M est le nombre de points utilisés pour générer la fractale et g_ϵ le nombre de paires de points dont la distance mutuelle est inférieure à ϵ.</p>

Tableau III.2 : Les définitions de la dimension fractale, les plus couramment rencontrées, abondent dans la littérature

Dans le cas d'ensembles fractals simples (auto-similarité stricte) on conjecture que ces définitions donnent des résultats identiques. Utilisées dans des contextes spécifiques (théorie du Chaos, par exemple), d'autres rares définitions existe dans la littérature telle que : Dimension d'information, Dimension de " Rényi", Dimension "packing", Dimension "divider"

III.4 .4.1 Calcul de la dimension fractale

Comme nous l'avons souligné précédemment, La dimension de Hausdorff est la dimension la plus étudiée mathématiquement, mais aussi la plus difficile à évaluer explicitement sur tout objet qui ne possède pas de fortes propriétés de régularité, par exemple de similitude interne. Elle est donc de façon générale la mieux connue, mais individuellement, c'est sans doute la moins calculée.

Définition 1 :

Soit A un ensemble borné de \mathbb{R}^D ; la β -mesure de Hausdorff de A (ou encore la mesure de Hausdorff β -dimensionnelle $H^\beta(A)$; $\beta > 0$, est définie par :

$$H^\beta(A) = \lim_{\rho \rightarrow 0} H_\rho^\beta(A)$$

$$H_\rho^\beta(A) = \inf \{ \sum |\Delta_i|^\beta ; |\Delta_i| < \rho, A \subset \cup_i \{\Delta_i\} \text{ et } A \cap \Delta_i \neq \Phi ; \Delta_i \cap \Delta_j ; i \neq j \}$$

L'expression $A \subset \cup_i \{\Delta_i\}$ traduit le fait que $\{\Delta_i\}$ recouvrent A et $|\Delta_i|$ désigne le diamètre de l'ensemble $\{\Delta_i\}$.

La dimension de Hausdorff est définie par :

$$d_H = \inf \{ \beta ; H^\beta(A) = 0 \} = \sup \{ \beta ; H^\beta(A) > 0 \}$$

Définition 2 :

Soit A un ensemble borné de \mathbb{R}^D ; pour un recouvrement de A par des cubes de dimension D et de côté ε_i , on pose $i_d(\varepsilon) = \inf(\sum \varepsilon_i^d)$, où l'infimum est pris sur l'ensemble des recouvrements par cubes de coté $\leq \varepsilon$. On définit ensuite $i_d = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} i_d(\varepsilon)$

$$\varepsilon \rightarrow 0$$

On peut montrer qu'il existe une valeur d_H telle que :

$$i_d = 0 \text{ pour } d > d_H$$

$$i_d = \infty \text{ pour } d < d_H$$

La valeur de d_H , pouvant aller de 0 à l'infini, est appelée dimension de Hausdorff.

En effet, elle possède les propriétés d'une dimension, c'est à dire qu'elle vaut 0 sur des ensembles dénombrables, et est additive sur les sommes dénombrables d'ensembles. Le problème principal de son calcul explicite réside dans la trop grande diversité de

recouvrement à considérer pour évaluer l'infimum. La dimension fractale de tout objet peut être obtenue par le calcul de la dimension de Hausdorff de cet objet. Compte tenu de la complexité du calcul de la dimension de Hausdorff, on a souvent recouru, dans la pratique, à des recouvrements par cubes de côté uniforme. La dimension des boîtes est la plus utilisée pour le calcul des dimensions fractales, car plus facile à mettre en œuvre, dans la pratique, contrairement à celle de Hausdorff.

III.5.Méthodes d'analyse fractale

Lors d'applications en analyse d'images, la géométrie fractale est dans la majorité des cas utilisée à travers la notion de dimension fractale (DF). De nombreuses méthodes existent pour la calculer, chacune ayant ses propres bases théoriques. Ces diversités mènent souvent à l'obtention de dimensions différentes par des méthodes distinctes pour un même objet.

Bien qu'ils soient tous différents, un principe de base est toujours respecté, il est résumé par les 3 étapes suivantes :

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

Dans le paragraphe suivant, nous allons présenter et classer les algorithmes les plus souvent utilisés dans la littérature. Ces méthodes peuvent être groupées en 3 classes : celles dites de

- « Comptage de boîtes » (« Box-Counting » en anglais) .
- celles basées sur le mouvement Brownien fractionnaire (fBm de l'anglais *fractional Brownian motion*) .
- celles basées sur une mesure d'aire.

Historiquement, les premières méthodes développées ont été celles dites de « comptage de boîtes ». C'est certainement pour cette raison qu'elles sont les plus utilisées encore aujourd'hui, comme nous pourrions le montrer dans le chapitre 4. Cependant, elles ont un inconvénient majeur; les signaux (1D, 2D ou 3D) sont représentés suivant un maillage par des boîtes de tailles finies et les effets de ce dernier interagissent fortement avec le calcul de la DF. C'est pourquoi différents algorithmes ont été définis pour supprimer ces dépendances, notamment ceux basés sur le fBm (méthode de la « variance »). Cette remarque montre l'intérêt de rassembler dans un même paragraphe le principe général des différents procédés ainsi que leurs avantages et inconvénients. Au moins une référence, décrivant les aspects mathématiques sera citée pour chacun. Ainsi nous limiterons la description au principe général, en se focalisant essentiellement sur les points forts et points faibles, ceux qui semblent être les aspects les plus importants dans le cadre d'une « hypothétique » comparaison et « choix » d'une méthode.

III.5.1. Méthodes de « comptages de boîtes »

Les méthodes de cette classe partagent les étapes suivantes ; chaque algorithme nécessite un maillage du signal par des « boîtes », puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elles et enfin l'estimation de la DF par le calcul d'une régression linéaire comme expliquée ci-dessus. Elles ont été les premières définies pour estimer la DF d'un signal. Leur principe est relativement simple et facile à développer, cependant elles présentent certains inconvénients.

III.5.1.1. Méthode de « comptage de boîtes » (« BoxCounting» ou « BC »)

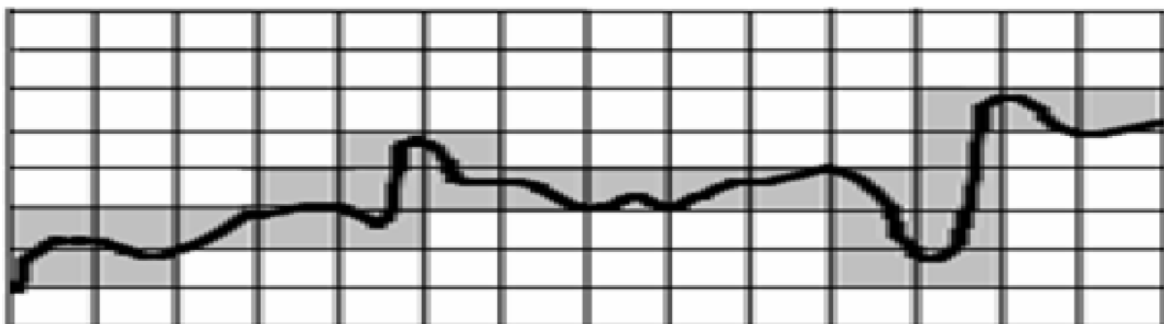
Cette méthode a été définie dans (Russel et al, 1980), c'est la plus fréquemment utilisée et la plus populaire. Son principe général est de recouvrir un signal par des boîtes de taille ε (Figure III.5).

La DF est ainsi donnée par :

$$D_{box} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)} \quad (III.5)$$

Où $N(\varepsilon)$ est le nombre de boîtes nécessaire pour recouvrir complètement le signal.

Cette formulation a plusieurs limites. D'abord, elle nécessite de travailler sur un signal binaire. Etant donné que la plupart des images médicales sont codées en niveaux de gris, l'étape de binarisation engendre une perte d'informations. Aussi, (Normant and Tricot, 1991) ont montré qu'elle est mal définie théoriquement et qu'elle n'est valide que pour des signaux statistiquement auto-similaires. Ensuite, le fait de réitérer le calcul de la probabilité $N(\varepsilon)$ avec diverses tailles de ε peut produire justement différentes valeurs de $N(\varepsilon)$ suivant les grandeurs utilisées.



(Figure III.5): Représentation graphique du principe de la méthode de comptage des boîtes

Ainsi, à chaque itération la grille ou le maillage devrait être aléatoirement repositionné, afin d'être indépendant des tailles ε utilisées (Appleby, 1996). Plus récemment, Pruess (Pruess, 2007) ont montré que le calcul de la DF est sensible à la taille des boîtes.

Dans cette même classe de méthodes, la méthode « compas » définie par B. Mandelbrot (Mandelbrot, 1983) ainsi que celle dite « yardstick » définie par Sanderson et Goulding (Sanderson and Goulding, 1990) présentent les mêmes inconvénients.

III.5.1.2. Méthode de « comptage différentiel des boîtes » ou « DBC »

Une adaptation de la méthode « BC » a été formulée par Chaudhuri et Sarkar (Chaudhuri and Sarkar, 1995) pour résoudre les limites du paragraphe précédent.

Cette formulation a été nommée « comptage différentiel des boîtes ». Elle a comme principal avantage de travailler sur des images codées en niveaux de gris (Figure III.5). Ainsi l'étape de binarisation et ses inconvénients ont été supprimés. Le principe de cette méthode est le suivant. Le signal est partitionné en boîtes de différentes tailles ϵ et la probabilité $N(\epsilon)$ est calculée comme la différence entre le maximum et le minimum des niveaux de gris dans la (i,j) ème boîte. Cette étape est ensuite répétée pour toutes les boîtes et la DF est estimée grâce à l'équation (III.6).

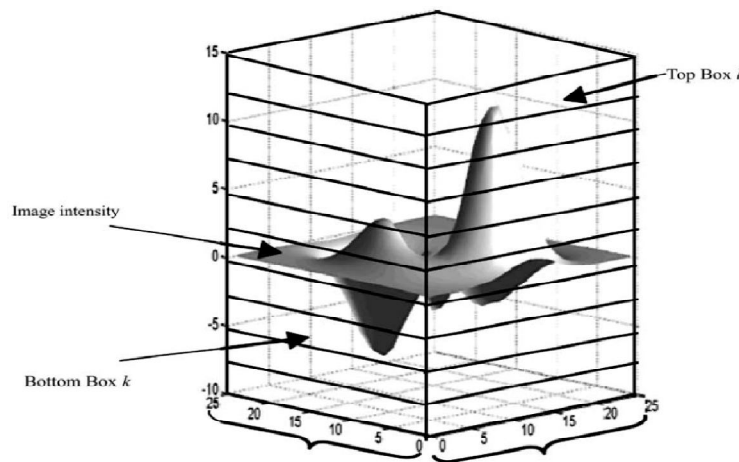


Figure III.6 : Représentation graphique du principe de la méthode de « comptage différentiel des boîtes »

Le problème récurrent et majeur est le choix de la taille des boîtes. Plusieurs études se sont intéressées à cela dans le but de trouver les limites (tailles) inférieures et supérieures de ϵ . (Chen et al, 1993) ont donné une justification théorique d'une restriction sur la plus petite taille de boîte à utiliser. Ces travaux se sont inspirés de ceux de (Pickover and Khorasani, 1986). De même, (Bisoï and Mishra, 2001) ont établi un procédé pour déterminer une limite inférieure pour laquelle l'estimation de la DF est précise. Ils ont montré que si on prend une taille trop petite, alors le nombre maximum de boîtes du maillage est supérieure à l'échelle des niveaux de gris. La conséquence est donc que les boîtes non-comptées sous estimeront la DF. De la même manière, pour une limite supérieure trop grande, la grande

différence entre le nombre de boîtes et l'échelle des niveaux de gris aura la même conséquence sur l'estimation de la DF.

Par ailleurs, (Asvestas et al, 1998) ont montré que cette méthode n'est pas stable numériquement. En effet, ils l'ont testée sur un ensemble d'images fractales générées par la méthode du déplacement aléatoire du point médian et ont souligné le fait que la méthode sous-estime la valeur théorique de la DF. Ainsi, plusieurs optimisations de cette méthode ont été décrites dans (Biswas et al. 1998; Jinet al. 1995). Cependant les principaux problèmes, énumérés ci-dessus, n'ont été que partiellement résolus.

III.5.1.3. Méthode de « comptage étendu » (« Extended counting » ou « XCM »)

La méthode dite de « comptage étendu » (Sandau and Kurz, 1997) a été proposée comme une alternative à la BC. Le principal point de XCM peut être formulé comme ceci. La BC est appliquée à plusieurs sous-ensembles de l'objet fractal et le maximum des dimensions de ces derniers est considéré comme la DF du signal. L'algorithme peut être considéré comme l'application de la BC à chaque sous-ensemble, avec cependant une nette simplification du problème, puisque dans ce cas, la pseudo régression linéaire est réalisée avec 2 points (Figure III.7).

Cette méthode peut donc être comparée à la BC parce que la DF est calculée sur des signaux binaires. Bien que cette dernière est la plus largement utilisée, (Sandau and Kurz, 1997) ont montré des avantages à l'utilisation de la XCM. En effet, elle calcule une mesure de complexité sans avoir besoin d'effectuer une régression linéaire. Cette mesure croît de façon monotone avec la complexité et est déterminée par la région la plus complexe du signal.

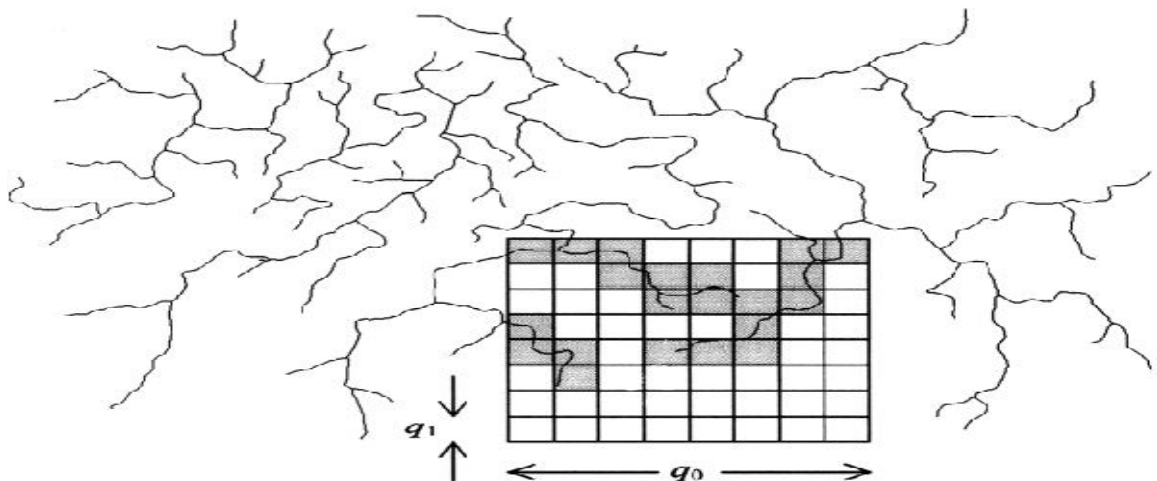


Figure III.7 : Représentation graphique du principe de la méthode de « comptage étendu ».

Cette notion de maximum est un attribut important dans l'estimation de la DF. Elle permet Une isarithme est un symbole linéaire reliant des points de valeurs égales. Les courbes de niveau (lignes reliant des points de même altitude) sont la forme la plus connue de ce type d'éléments linéaire. En géométrie fractale, l'idée d'utiliser ce symbole est d'approximer la d'être moins sensible que la méthode BC à des rotations ou translations du signal. Cependant le principal inconvénient de cette méthode, comme la BC est qu'elle peut-être appliquée uniquement sur des signaux binaires. De ce fait, elle est souvent utilisée afin de calculer la DF d'une image squelettisée (Chung et al., 2002).

De plus, la XCM a tendance à surestimer la DF théorique. Enfin, (Prigarin et al, 2008) ont testé ce formalisme sur des signaux générés par des mouvements Browniens fractionnaires et ont montré qu'il ne permet pas d'avoir une bonne approximation de la DF.

III.5.2. Méthodes basées sur le mouvement Brownien fractionnaire (fBm)

Le mouvement brownien, nom de l'Écossais *Robert Brown* qui l'a observé pour la première fois en **1827**, décrit les mouvements des particules dans une suspension. Ce mouvement est introduit par Mandelbrot comme un modèle stochastique permettant une étude plus aisée des fractales naturelles telles que les côtes littorales, les textures, les montagnes ou les nuages.

Le modèle fractal, qui est basé sur le mouvement Brownien fractionnaire « *fractional Brownian motion* » - fBm), n'est pas un modèle stationnaire et est souvent utilisé pour décrire des phénomènes aléatoires. Pentland (Pentland, 1984) a montré que la plupart des fractales rencontrées dans les modèles physiques sont des fonctions Browniennes fractionnaires (fBf). Une fBf (Mandelbrot, 1975) est une généralisation d'un mouvement Brownien où l'espérance de la différence d'intensité entre deux points est égale à 0, mais où le carré de la différence est proportionnel à la distance entre les points à la puissance $2H$:

$$\begin{cases} E[f(x) - f(x')] = 0 \\ [f(x) - f(x')]^2 \approx ||[(x) - (x')]||^{2H} \end{cases} \quad \text{(III.6)}$$

Les mouvements browniens fractionnaires fBm, permettent de décrire les processus stochastiques de type gaussien, elles sont essentiellement caractérisé par un paramètre **H** qui défini sa dimension fractale.

Si DF et DT sont la dimension fractale et topologique d'un fBm paramétré par **H**, alors on a :

$$DF = DT + 1 - H \quad]^2 \quad \text{(III.7)}$$

H est défini sur le domaine] 0, 1[, donc la dimension fractale **DF** est bien fractionnaire et strictement supérieure à la dimension topologique **DT**.

Les fBf sont statistiquement auto-affines (Mandelbrot, 1983). Ainsi, les transformations linéaires et d'échelles d'une fBf n'affectent pas la valeur de sa DF. Avec ce formalisme, la DF d'une fBf est donc invariante à de telles transformations (par exemple, les translations).

Pour mesurer l'efficacité d'un estimateur de H, on étudie son biais et sa variance. En effet, un estimateur non biaisé à minimum de variance est efficace si cette variance est inférieure à celle fournie par tout autre estimateur. Autrement dit, l'estimation la meilleure possible est celle s'approchant au plus de la borne de Cramer-Rao, qui est unique pour un paramètre donné. En supposant que le signal étudié est une fBf, trois algorithmes sont communément utilisés pour estimer la DF. Ils sont basés sur trois théories : la variance, le spectre de puissance de la transformée de Fourier du signal et le maximum de vraisemblance.

III.5.2.1. Méthode de la « variance »

La méthode de la variance est basée sur une modélisation statistique Gaussienne du signal étudié. A partir d'une DF donnée, il est possible d'utiliser une modélisation d'un fBm pour créer un signal correspondant à une telle DF. Cette méthode cherche à résoudre le problème inverse, à savoir que, donnant un signal, la DF est estimée en supposant que le signal peut être modélisé par un fBm (Goodchild, 1980).

Cet algorithme fournit des estimations robustes de la DF (Soille and Rivest, 1996). Ses avantages sont de pouvoir, d'une part quantifier des ensembles de données distribuées de manière irrégulières et d'autre part discriminer des surfaces avec certaines tendances, comme c'est souvent le cas en topographie, par exemple. Pour des surfaces avec une régularité supérieure au premier ordre, la variance résiduelle est préférable. Bien que la dérivation théorique suppose une stationnarité du second ordre (lors du calcul de la fonction de covariance), la surface ne nécessite pas d'être stationnaire pour l'utilisation de cette méthode. Cependant, il a été montré que diviser un signal en un nombre insuffisant de classes rend la méthode incapable d'estimer la DF. Mais lorsqu'il y a un nombre suffisant, il est alors possible de détecter une très forte baisse vers la valeur théorique, suivie d'une lente convergence (Kolibal and Monde, 1998). Ainsi, cette méthode fournit uniquement des résultats précis pour des surfaces de faibles dimensions. Elle devient instable pour des surfaces de plus hautes dimensions (Lam et al, 2002).

III.5.2.2. Méthode du « spectre de puissance »

La méthode du « spectre de puissance » (Pentland, 1984) est basée sur le spectre de Fourier dépendant du fBm. Chaque ligne (profil), formant l'image, est transformée dans l'espace de Fourier, puis le spectre de puissance est calculé. Ensuite l'ensemble de ces spectres

correspondant à chaque profil 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.

Cette méthode basée sur la transformée de Fourier est idéale pour l'analyse de surfaces auto affines, ainsi que pour la simulation de surfaces fractales. Malheureusement, elle est très coûteuse en temps de traitement et elle nécessite de mailler les données. De ce fait les principaux inconvénients des méthodes dites de « comptage de boîtes » sont aussi valables pour celle-ci. De plus, elle est efficace uniquement pour des surfaces isotropiques.

Enfin le dernier et principal inconvénient est qu'elle fournit de bonnes approximations uniquement pour des surfaces exhibant un spectre de puissance exponentiel. En générale cette restriction n'est pas valide, et engendre des erreurs dans le calcul de la DF (Osborne and Provenzale, 1989).

(Asvestas et al, 98) ont défini une méthode modifiée, nommée la méthode de « la différentiation de la puissance ». Cette méthode estime la DF d'une fonction f_B à deux variables, en utilisant le spectre de puissance présenté. Ils ont montré qu'elle est plus robuste, notamment en présence de bruit blanc.

III.5.2.3. Méthode du « maximum de vraisemblance »

La méthode du « maximum de vraisemblance » estime le paramètre H du f_B en se basant sur les incréments du signal. Comme pour les deux algorithmes précédents, le signal est supposé être une modélisation d'un f_B et par conséquent la discrétisation de ce dernier est considérée comme le vecteur incrément des observations. L'algorithme est essentiellement un problème d'optimisation sans contrainte simplifié par le fait que H soit dans l'intervalle] $0,1$ [. Il a été montré par Dalhaus que cette technique fournit des estimées asymptotiquement efficaces (Dalhaus, 1989). Par ailleurs, (Jennane et al, 2001) ont montré l'efficacité de cet algorithme sur des simulations 1D de f_B par rapport à d'autres méthodes d'estimation de la DF (« comptage des boîtes » et « recouvrement des blancs »). Cependant, le principal inconvénient de cette technique est sa complexité.

III.5.3. Méthodes dites de « mesure d'aire »

Les méthodes dites de « mesure d'aire » utilisent des éléments structurants (triangle, érosion, dilatation, ...) à différentes échelles ε et calculent l'aire $A(\varepsilon)$ de la surface étudiée à cette échelle. La DF est obtenue par régression linéaire de la pente de la courbe du logarithme de $A(\varepsilon)$ en fonction du logarithme de ε . Dans cette classe de méthode, trois algorithmes sont les plus utilisés :

III.5.3.1. Méthode des « isarithmes »

Une isarithme est un symbole linéaire reliant des points de valeurs égales. Les courbes de niveau (lignes reliant des points de même altitude) sont la forme la plus connue de ce type d'éléments linéaire. En géométrie fractale, l'idée d'utiliser ce symbole est d'approximer la

complexité d'une surface en définissant la complexité des lignes de contours (ou isarithmes). Cette méthode a essentiellement un sens dans le cas de signaux 2D. Son principe est de construire des séries d'isarithmes (contours) basées sur les valeurs des niveaux de gris des images. La DF de chaque isarithme peut être estimée et la DF moyenne plus un est considérée comme celle de l'image. (Shelberg et al, 1983) ont montré que la méthode pouvait être utilisée pour estimer la DF de surfaces qui ne sont pas auto-similaires. De plus, elle est robuste au bruit aléatoire présent dans les images (Qiu et al, 1999).

Cependant, (Lam and De Cola, 2002) ont noté que les données réelles sont généralement anisotropiques, alors que la DF, calculée par cette méthode, dépend fortement de la direction utilisée pour calculer les isarithmes (par exemple, le long des lignes, des colonnes ou une direction non cardinale). Par ailleurs, des résultats contradictoires sur les performances obtenues par cet algorithme ont été reportés dans la littérature. (Lam et al., 1997) ont trouvé qu'elle permettait de formuler de bonnes approximations de la DF théorique de la surface étudiée, alors que (Klinkenberg and Goodchild, 1992) ont énoncé le contraire. Une explication de cette contradiction peut être apportée par les travaux de Clarke. En effet, (Clarke, 1986) a montré que la méthode est fortement dépendante des valeurs des isarithmes et leurs intervalles utilisés.

III.5.3.2. Méthode de « recouvrement des blancs »

L'algorithme de recouvrement des blancs a été historiquement défini par Peleg et al. (Peleg et al. 1984) dans le but de calculer l'aire de la surface des niveaux de gris et ainsi d'estimer la DF de la surface 3D. Il est basé sur la méthode de Mandelbrot et les travaux sur la logique de Minkowski. Ainsi, (Peleg et al, 1984) ont considéré tous les points dans un espace 3D (la troisième dimension étant le niveau de gris) séparés par une distance ε , et une surface recouverte donc avec un élément structurant d'épaisseur 2ε . L'image était ainsi définie par deux surfaces, l'une dite maximale et l'autre minimale (obtenues par dilatation et érosion de l'image). L'un des avantages est que si l'image avait ses niveaux de gris inversés, la DF estimée ne changerait pas. Un second point fort est que l'utilisation d'éléments structurants asymétriques permet l'identification de structure anisotrope à l'intérieure de l'image (Chappard et al. 2001). Cependant, (Asvestas et al, 1998) ont montré que cette méthode donne de bonnes estimations seulement lorsque la valeur théorique de la DF est relativement faible. Les expérimentations ont été réalisées sur des données non-bruitées et bruitées. Pour le premier cas, la méthode a sous-estimé les images avec une DF théorique élevée, alors que dans le second cas elle a sous-estimé celles avec une DF faible. Cette expérience démontre que ce formalisme dépend fortement du bruit dans les images.

III.5.3.3. Méthode des « triangles »

La surface développée (SD) est un critère géométrique qui caractérise la déviation des perturbations surfaciques en référence à une surface idéalement plane. La méthode destriangles (Clarke, 1986) calcule la SD à partir du maillage carré obtenu après une décomposition en triangles élémentaires, pour lesquels les sommets sont obtenus en fonction des valeurs des niveaux de gris. Ainsi, la méthode dérive d'une relation entre l'aire de la surface des triangles et la taille du maillage utilisée (Figure III .8).(De Jong and Burrough, 1995) ont rapporté sa tendance à calculer de faibles dimensions. Une amélioration, introduite par (Qiu et al, 1999) a permis à l'algorithme d'augmenter la valeur estimée. De plus, elle est sensible au bruit présent dans les images, ainsi qu'aux valeurs extrêmes des niveaux de gris. Cependant, parmi les méthodes dites de « mesure d'aire », elle est la plus rapide et produit les résultats les plus précis (Kolibal and Monde, 1998). La précision et l'efficacité sont évaluées sur des images obtenues de l'ensemble de Cantor. En 2006, (Sun, 2006) a proposé trois nouvelles méthodes pour calculer la DF basées sur celle définie par Clarke ; à savoir la méthode de la «différence des maximum », celle de la « différence des moyennes » et celle des « huit pixels ». Ces algorithmes ont été testés à la fois sur des surfaces fractales simulées et sur des images réelles. Les résultats ont montré qu'ils sont plus robustes que la méthode de Clarke pour les images synthétiques avec des textures complexes.

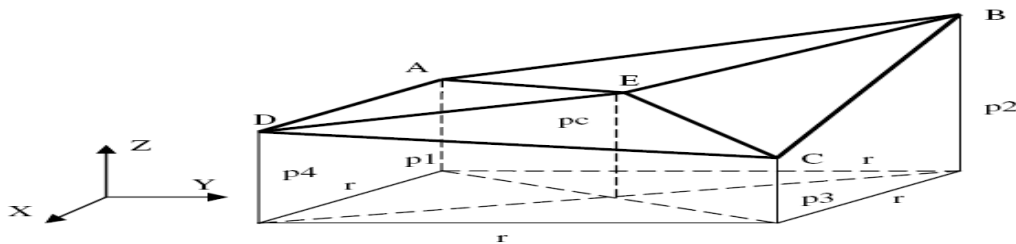


Figure III.8: Représentation du principe de l'algorithme dit des « triangles

».

III.6. Domaines d'application des fractales

Durant ces dernières années, la géométrie fractale est présente dans de nombreux domaines. On la retrouve pour la modélisation de signaux : interpolation [Barnsley, 1986] [Mazel et Hayes, 1992], la parole [Lévy-Véhel et al. 1994],[Mitra et Sarbadhikari, 1997]. Dans la synthèse d'objets : paysage, arbres [Jones, 2001], et même dans des œuvres artistiques (expositions d'images fractales).

Le plus grand champ d'application reste actuellement celui de la compression de données (2D comme 3D). S'appuyant sur les IFS, on cherche à déterminer un ensemble de transformations contractantes dont le point fixe, l'attracteur, se rapproche le plus possible de l'objet initial (l'image, le volume...) à compresser [Fisher, 1995a] [Lu et Yew, 1994]. De nombreux travaux existent dans le domaine à commencer par ceux de [Barnsley et Jacquin, 1988] ; plutôt que de s'intéresser à l'image entière, ils proposèrent de partitionner l'image à compresser en imagettes plus petites : « les ranges blocs » et de rechercher les transformations

permet tant de retrouver ces ranges blocs à partir de zones plus importantes de l'image initiale. Chaque range bloc peut ainsi être codé sous la forme d'une transformation mathématique [Fisher, 1994] (fonctions de réajustement : rotation, changement d'échelle ; fonctions d'intensité : ajout de luminance, de contraste) calculés à partir d'autres régions de l'image originale (« domaines blocs »). Depuis, de nombreuses recherches ont été menées dans le but d'améliorer la qualité de l'image décompressée et le temps nécessaire à la recherche des transformations (ce qui correspond au fichier compressé). On peut citer de manière non exhaustive les travaux (images en niveaux de gris) sur des partitionnements différents de l'image à compresser (à l'aide d'une triangulation de Delaunay [Davoine, 1995], en quadtree [Fisher, 1995b], avec superposition des ranges blocs possibles [Reusens, 1994]) ; sur l'optimisation de la recherche des domaines blocs adéquats (recherche cyclique) [Barthel et Voye, 1994], aléatoire [Ghosh et al ., 2004] , en étudiant la variance intra bloc [Chen et al ., 2002], voire même via l'utilisation d'un algorithme génétique [Mi tra et al ., 1998]) et d'autres extensions (algorithmes hybrides [Truong et al ., 2000] [Li et Kuo, 1999] , la transposition aux images couleur [Hürtgen et al ., 1994])

Dans le domaine médicale, l'analyse fractale a été très souvent utilisée dans l'étude des signaux médicaux. Dans cette partie, nous avons regroupé et résumé ces applications en fonction de leurs domaines cliniques. Les différents travaux référencés sont regroupés dans deux principales classes, à savoir la segmentation et la caractérisation. Nous expliquerons ce que nous entendons par ces termes, dans chacune des parties correspondantes.

III.6.1. La Segmentation

Dans la majorité des applications cliniques, la segmentation d'image est une étape importante, qui dépend fortement des signatures utilisées pour caractériser une région de l'image. Ces dernières peuvent être de plusieurs types. En définissant, par exemple, une région de l'image, on peut chercher à modéliser l'hétérogénéité de la distribution des pixels à l'intérieure de cette zone.

Les méthodes de segmentation de texture utilisant la géométrie fractale peuvent être divisées en deux classes :

- Les méthodes basées uniquement sur des attributs fractals.
- Les méthodes combinant des attributs fractals avec d'autres attributs de texture.

Tout d'abord, l'analyse fractale peut être utilisée seule pour la segmentation de texture (Keller et al., 1989) ont été les premiers à proposer une telle approche. Par la suite, un grand nombre de travaux s'y sont intéressés, en examinant plusieurs attributs fractals (Hsu et al., 2007; Kikuchi et al., 2005; Zhuang and Meng, 2004). D'autres études ont été motivées par l'utilisation de descripteurs dérivés de la géométrie fractale, tels que la lacunarité et les signatures (Dubuisson and Dubes, 1994). En effet, (Espinal and Chandran, 1998) ont démontré qu'une signature fractale basée sur les ondelettes est une méthode très précise et robuste pour la classification et la segmentation de texture. Kaplan (Kaplan, 1999) ont introduit les paramètres de Hurst multi-échelles pour la caractérisation de différentes textures

naturelles. La précision de cet algorithme a été validée avec succès sur un ensemble d'images texturées. Ida et al. (Ida and Sambonsugi, 1998) ont appliqué un codage fractal pour la segmentation d'image. La méthode d'encodage était la même que celle classiquement définie, à savoir qu'une image peut être segmentée en calculant différentes bases sur un système dynamique, paramétré par un codage fractal. Les auteurs ont montré que la procédure est capable de segmenter des régions texturées de petites formes. Plus récemment, des travaux ont utilisé la DF locale, qui n'est que plus ou moins une DF adaptée pour des petites régions. En effet, cette dernière est calculée pour chaque pixel de l'image ou pour des petites fenêtres locales (Maeda et al, 1998). La méthode a permis de segmenter différentes textures avec succès

Dans la seconde classe de méthodes, l'analyse fractale est combinée avec d'autres attributs de texture comme le spectre de Fourier, des statistiques du 1^{er} et 2nd ordre (matrices de cooccurrence), etc. (Guo et al. 2007). (Lee et al, 2005) ont développé un algorithme de classification non-supervisée basé sur un vecteur d'attributs fractals multirésolutions. Cet algorithme a été utilisé sur des images échographiques du foie. Un des inconvénients de ces méthodes est qu'elles nécessitent une classification. De ce fait, c'est important d'estimer le nombre de textures présentes dans une image, ce qui, dans la majorité des cas, est difficile à réaliser.

Dans certaines applications, l'analyse fractale ne permet pas de segmenter correctement une image. En effet, des images peuvent être difficile à étudier parce qu'elles présentent des zones irrégulières et d'autres plus régulières à différentes échelles. En d'autre terme, l'irrégularité n'est pas uniforme sur un ensemble d'échelles et ne suit pas une loi précise. Pour caractériser l'information de ces images singulières, on fait appelle à un autre formalisme qui n'est pas discuter dans cette thèse, « le multifractal » qui suggère d'étudier la distribution des singularités présentes dans celles-ci, à travers l'utilisation du spectre de singularités. Ainsi, un nombre de travaux récents se sont focalisés sur la segmentation de texture en utilisant l'analyse multifractale (Abadi and Grandchamp, 2006; Xia et al., 2006).

Différentes applications sont référencées dans la littérature sur des images d'IRM et d'ultrasons (Ezekiel, 2003). (Levy-Vehel et al., 1992) ont segmenté des images IRM en utilisant la méthode de Chhabra et les résultats obtenus ont été concluants (Figure III .9).

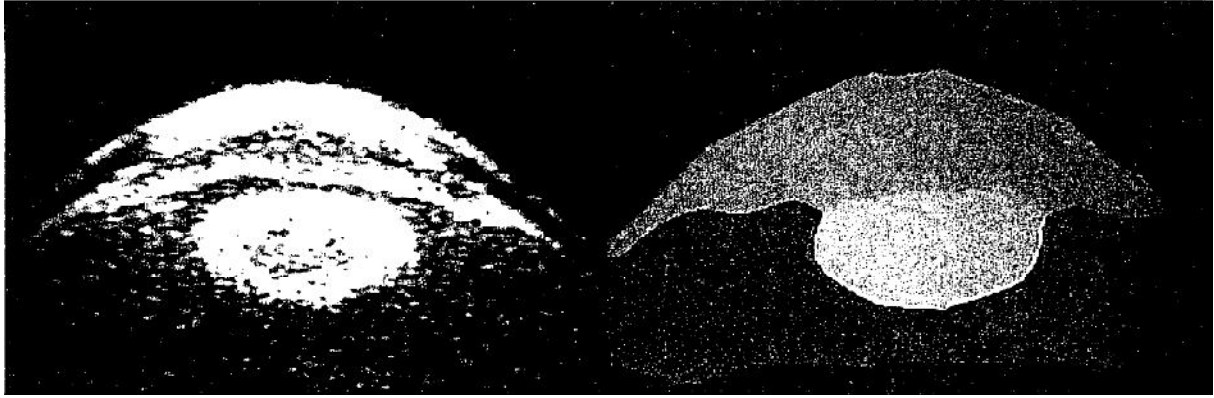


Figure III .9 : *Une image IRM de l'oeil et le résultat de la segmentation correspondante à la méthode de (Levy et al., 1992).*

III.6.2. La Caractérisation

Les analyses fractales ont été utilisées pour étudier et caractériser une large gamme de signaux en biologie et en médecine (Kenkel and Walker, 1996; Landini and Rippin, 1996; Oczeretko et al., 2001).

La géométrie fractale a été utilisée pour caractériser et quantifier la réponse à un traitement du cancer (Imre and Bogaert, 2004; Jain et al, 2002; Wax et al., 2003). Son utilisation a aussi servi à décrire des données spectrales utilisées pour l'étude du débit sanguin dans les poumons (Glenny and Robertson, 1991), pour lesquels l'hétérogénéité de ce débit n'est pas suffisamment décrite par les seules forces gravitationnelles. (Krenz et al., 1992) ont utilisé une analyse fractale pour corrélérer les données morphométriques des artères intra-pulmonaires avec des mesures fonctionnelles du débit sanguin. Cette corrélation a eu pour but de représenter les conséquences hémodynamiques de la structure de l'arborescence artérielle des poumons. Les hétérogénéités du débit myocardique (Bassingthwaighte et al. 1990) peuvent être décrites par une fractale naturelle.

Les neurones spinaux ont eux aussi été décrits en terme de DF. En effet, (Keough et al, 1991) ont utilisé cette mesure pour étudier les micrographies électroniques, obtenues à différentes amplitudes et par la suite à différentes quantités, de différents types de cellules. En outre, elle a permis de caractériser des angiographies rénales, à travers l'étude de la complexité morphologique de l'arborescence artérielle du rein (Cross et al., 1993). Aussi, la DF a été discriminante dans l'étude de coupes histologiques de grossesses molaires et non molaires (Cross et al. 1994).

Dans cette partie, nous avons limité notre discussion à un grand champ d'application « L'imagerie osseuse ».

III.6.2.1. caractérisation de La trabéculatation osseuse

Il est connu que la densité et la structure de la trabéculatation osseuse affectent la qualité et la résistance de l'os entier (Cooper, 1993; Dempster et al, 1993; Ott, 1986; Uitewaal et al, 1987). En effet, en termes de biomécaniques, le risque de fracture pour un ostéoporotique est déterminé par la combinaison de facteurs inhérent à la qualité de l'os (par exemple, l'épaisseur cortical, les contenus minéraux, la densité osseuse trabéculaire et la microarchitecture). Un des facteurs qui influent le plus sur la résistance de l'os est l'étude de la complexité de sa structure. L'os a deux composantes : une partie externe qui consiste en un tube de matériel très dense et une partie intérieure qui peut être perçue comme une texture spongieuse, remplie de structures fines entrelacées, appelées travées osseuses, dont l'épaisseur est comparable aux cheveux humains.

La première analyse pour la quantification de l'architecture trabéculaire a été réalisée par l'utilisation de mesures morphologiques. Ces dernières ont montré une corrélation modérée

avec la densité minérale osseuse (DMO) (Link et al, 1997; Ouyang et al., 1998), mais non avec d'autres mesures complémentaire à la DMO prises en compte dans la prédiction des propriétés biomécaniques. Une autre idée a été d'utiliser des mesures géométriques complexes, et notamment l'analyse fractale. De nombreuses études ont été reportées concernant la validité de l'utilisation de cette analyse dans cette application. Les premiers travaux ont cherché à établir une méthodologie ou à déterminer si l'os spongieux est véritablement de nature fractale. Une des propriétés des aspects théoriques des fractals est qu'ils ont un périmètre indéterminé. L'os spongieux possède cette propriété (Parkinson and Fazzalari, 1994). En effet, si le périmètre et l'aire d'une coupe histologique d'un os spongieux sont mesurés à des résolutions de plus en plus grandes, alors la valeur mesurée augmentera mais l'aire restera relativement constante. Une seconde propriété de la géométrie fractale est l'auto-similarité (dans le sens statistique) d'un objet. (Benhamou et al, 1994) ont démontré le caractère auto-similaire de la microarchitecture de la trabéculatation osseuse sur des images de radiographies. Plusieurs travaux ont eu pour but de comparer des groupes de contrôles avec des groupes de patients pour montrer que la DF est une mesure discriminative. (Caligiuri et al, 1994) ont présenté une analyse de radiographies lombaires. Les auteurs ont utilisé, pour calculer la DF, une technique basée sur une « mesure d'aire » et ont montré qu'une différence apparaît entre les sujets présentant une fracture et les sujets sains. (Khosrovi et al, 1994) ont montré qu'il y a des différences entre un groupe de patientes ostéoporotiques et un autre de contrôle.

Pour cela, ils ont utilisé des mesures fractales calculées sur des radiographies du poignet. (Benhamou et al., 1994) ont prouvé que la DF obtenue sur des radiographies des calcanéums fournit aussi un outil utile pour l'étude de populations ostéoporotiques, En 1999, une étude de (Majumdar et al, 1999) a montré que d'autres techniques de calcul de la DF permettent d'avoir des résultats intéressants pour cette application. Les auteurs ont utilisé,

pour cela, trois méthodes différentes : une technique basée sur des « mesures d'aires », la méthode de la variance et celle du spectre de Fourier. Comme nous l'avions formulé précédemment, il existe plusieurs formalismes pour estimer la DF et dans la majorité des cas les résultats obtenus sont différents. Dans cette étude, les auteurs ont montré qu'il y a une corrélation entre les DF des trois méthodes et les mesures micro architecturales de la structure trabéculaire. Cependant cette remarque n'a pas pu être vérifiée pour toutes les applications. En effet, leur second résultat a montré que les techniques de la variance et du spectre de Fourier présentent des différences entre l'orientation trabéculaire dans les vertèbres et les autres plans, alors que la méthode basée sur des « mesures d'aires » ne discrimine pas ces différents plans. Ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que les algorithmes de la variance et du spectre de Fourier sont basés sur une formulation stochastique, alors que le troisième formalisme est fondé sur une théorie déterministe. Le message important dans cette étude est que différentes techniques de calcul de la DF fournissent différents résultats, ce qui confirme notre précédente conclusion quant à l'intérêt de tester différentes méthodes. Ces mesures pourraient être utilisées conjointement pour extraire une information pertinente sur la structure et la résistance de l'os. Ces dernières années, les recherches, concernant la caractérisation de la trabéculatation osseuse par l'intermédiaire de l'analyse fractale, sont restées très dynamiques (Wilkie et al., 2004; Messent et al., 2005; Papaloucas et al., 2005; Yasar and Akgunlu, 2006). Plusieurs travaux se sont intéressés à l'anisotropie de la trabéculatation osseuse. (Yi et al., 2007) ont cherché à quantifier cette propriété en utilisant des DFs directionnelles (calculées comme une fonction de l'orientation, qui mène à une information fractale reflétant les caractéristiques spatiales dans chaque direction). Ils ont trouvé que l'anisotropie est significativement plus grande dans les régions d'angle de la mandibule que dans les régions incisives. (Jennane et al., 2006) ont estimé le degré anisotropique d'une fractale sur des images scanner de l'os, qui sont connues pour être complexe en termes de leurs non-stationnarités, leurs anisotropies et leurs caractères texturés. Ils ont montré que l'organisation osseuse est plus anisotropique pour des sujets ostéoporotiques que pour ceux dits de contrôles. Ces résultats sont en accord avec les changements naturels des tissus osseux. Les auteurs ont calculé la DF en utilisant la méthode de la variance.

Enfin, toujours concernant la discrimination « sains/pathologiques », (Taleb-Ahmed et al., 2003) ont suggéré une manière de caractériser la texture osseuse sur des images de scanner. Dans d'autres études (Dougherty, 2001; Dougherty and Henebry, 2001), les paramètres de lacunarité ont été combinés avec la signature fractale pour améliorer cette discrimination.

III.7. Conclusion

La géométrie fractale est un outil puissant pour la caractérisation et la segmentation dans diverses applications médicales. L'applicabilité de cette géométrie en analyse d'images vient du fait que les objets imagés sont discontinus, complexes et fragmentés. Sa signification et son avantage comparés à d'autres méthodes classiques en traitement du signal, dépendent de la manière dont les non-régularités sont supposées.

L'analyse fractale est souvent rapportée à l'évaluation de la DF, laquelle permet d'avoir une description globale des hétérogénéités dans le signal ou l'image. Son efficacité a été démontrée dans des applications de classification et de segmentation, où elle a été utilisée comme un attribut supplémentaire apportant une nouvelle information. Elle a aussi été utilisée seule pour la caractérisation de deux états (par exemple, sains versus pathologiques). Le tableau III.3 résume les différentes méthodes et leurs domaines d'applications. Au vue de ce tableau, il apparaît que la méthode de « comptage des boîtes » est la plus largement utilisée, en dépit de ses nombreux inconvénients (binarisation de l'image, construction de boîtes vides, effets du maillage, etc.). Cette généralisation est facilement compréhensible parce que ce formalisme est le plus facile à implémenter. Une autre explication, pour le manque d'intérêt pour les autres algorithmes, est qu'ils ont été définis en dehors du domaine médical. En dehors de ses avantages, la multiplication des algorithmes d'estimations de la DF n'est pas sans inconvénients. En effet, la dimension calculée est dans la majorité des cas fortement dépendante des paramètres d'initialisations et plus encore de la procédure utilisée. De ce fait, il est difficile de savoir si les différences observées dans les DFs sont de vrais résultats interprétables dans la caractérisation des textures de l'image ou si elles sont dues au procédé d'estimation. Pour cette raison, le choix d'une méthode plutôt qu'une autre est une étape importante dans le calcul de la DF. Concernant les applications citées dans ce chapitre, aucune évaluation comparative n'a été réalisée dans le but de déterminer l'algorithme le plus approprié pour des données bien précises. Cette remarque suggère que certains travaux cités pourraient sans doute être améliorés. Un autre inconvénient, que nous avons pu relever, à travers cette étude bibliographique, est que l'analyse fractale permet de décrire des objets avec une unique valeur, alors que pour la plupart des applications citées, les travaux n'affirment pas si les signaux étudiés sont bien de nature fractale.

Ce chapitre a permis d'avoir une vue générale des méthodes d'analyse fractales et de leurs avantages ainsi que leurs inconvénients. En conclusion, la géométrie fractale peut être un outil efficace dans des problèmes d'analyse d'images en générale, et dans le domaine médicale en particulier. Cependant elle est réellement efficace lorsque deux paramètres sont pris en considérations :

- 1- La nature des signaux étudiés (fractale ou non).
- 2- L'algorithme le plus approprié, pour cela il est nécessaire de faire une étude comparative du comportement de chacune des méthodes sur les données.

Par ailleurs, nous avons pu constater que très peu des méthodes décrites dans ce chapitre ont été étendues et utilisées en 3D, alors que cette information est devenue très importante en

imagerie médicale, en raison des avancées technologiques des machines d'acquisitions, durant ces dernières années (Chen et al., 2007; Kovalev et al., 2001). En effet, de plus en plus de travaux s'intéressent à l'utilisation d'attributs de texture 3D pour caractériser des images médicales, cependant ils se limitent très souvent à des outils statistiques du premier et du second ordre

Méthodes	Applications					
Fractal	Segmentation	Caractérisation				Autres
		Signaux EEG/ECG	Images cérébrales	Texture osseuse	Mammographie	
"Comptage de boîtes"	(Keller <i>et al.</i> 1989, Zhuang and Meng 2004)	Anderson <i>et al.</i> 1997, Smrcka <i>et al.</i> 2003, Phothisonot hai and Nakagawa 2007	(Smith <i>et al.</i> 1993, Smith and Behar 1994, Bullmore <i>et al.</i> 1994, Cook <i>et al.</i> 1995, Soltys <i>et al.</i> 2001, Kedzia <i>et al.</i> 2002, Liu <i>et al.</i> 2003, Zhang <i>et al.</i> 2006, Gorski and Skrzat 2006, Kalmanti and Maris 2007)	(Majumdar <i>et al.</i> 1999, Wilkie <i>et al.</i> 2004, Yasar and Akgunlu 2006)	(Byng <i>et al.</i> 1996, Nguyen and Rangayyan 2005, Mavroforakis <i>et al.</i> 2006, Tanki <i>et al.</i> 06, Li <i>et al.</i> 2007)	

“Comptage des boîtes differential”	Chaudhuri1995	Yum and Kim 2002	Zook and Iftekharuddin 2005			
“Comptage des boîtes étendues”						Sandau and Kurz97
Méthode des « triangles »			(Zook and Iftekharuddin 2005)			Oczeleto <i>et al.</i> 2001, Imreand Bogaer
“Variance”			Iftekharuddin <i>et al.</i> 2000	Benhamou <i>et al.</i> 1994, Jennane <i>et al.</i> 2006		
“Spectre de Fourier”				(Caldwell <i>et al.</i> 1998, Ouyang <i>et al.</i> 1998, Lespessailles <i>et al.</i> 1998, Majumdar <i>et al.</i> 1999		
“Isarithmes”			(Free <i>et al.</i> 1996)		(Rangayyan and Nguyen 2005)	

Tableau III.3 : *Les principales méthodes d’analyse fractale et les applications en imagerie médicale*

Ainsi, en vue de notre application qui sera expliquée dans le prochain chapitre concernant la comparaison des groupes de contrôles avec des groupes de patients pour montrer que la DF est une mesure discriminative. On va présenter une analyse fractale de texture des images IRM de l'os. Pour cela on va utiliser, pour calculer la DF la technique dite « comptage de boîte » et on montre si une différence apparaît entre un groupe de patientes ostéoporotiques et un autre de contrôle afin d'évaluer la justesse de cette méthode

**CHAPITRE IV : DIPESTAGE DE L'OSTEOPOROSE
PAR L'ANALYSE FRACTALE DETEXTURE**

IV-1. INTRODUCTION

Ce chapitre porte sur l'analyse fractale de texture, et en particulier l'analyse de la dimension fractale qui est l'un des paramètres les plus importants permettant de quantifier la complexité des images. Pour ce faire, l'approches de comptage de boites (Box counting) qui sert à la subdivision de l'image en boites de carrées égaux puis le calcul de la dimension fractale, cette approche à été appliquées pour quantifier l'irrégularité et la fragmentation des images de textures. Et comme application, nous avons utilisés la base de données d'INSERM U 703 Lille, qui est un ensemble des images IRM de textures ROI (Region Of Interest) des os trabéculaire normales et pathologiques.

IV-2. Rappels sur contexte de l'étude (voir chapitre I)

IV-2 -1. L'os

L'os est un élément dur, rigide et fortement minéralisé (calcifié) entrant naturellement dans la composition du squelette du corps de l'homme. Sa structure est faite de deux types : l'os cortical appelé os compact se trouve à la périphérique de l'os, et l'os trabéculaire formé de tiges et de travées de soutien, et constitue de 20% de la masse osseuse, présente une grande surface et est sensible aux variations métaboliques.

IV-2 -2. L'ostéoporose

L'ostéoporose est caractérisé par une fragilité osseuse du à un aminuement des lamelles osseuse, donnons au tissus osseux un caractère poreux.

IV-3. La base de données

Nous avons utilisées la base de données d'INSERM, U 703 Lille (Medical images of bone trabeculation) qui contient des images texture osseuses trabéculaire IRM en niveau de gris, dont 20 normales et 20 pathologiques où la pathologie est l'ostéoporose. Les images de la base sont des ROI (Region Of Interest) des cas normaux et pathologiques de tailles différentes. Nous avons choisis 5 ROI normales et pathologiques pour les appliqués à notre méthode.

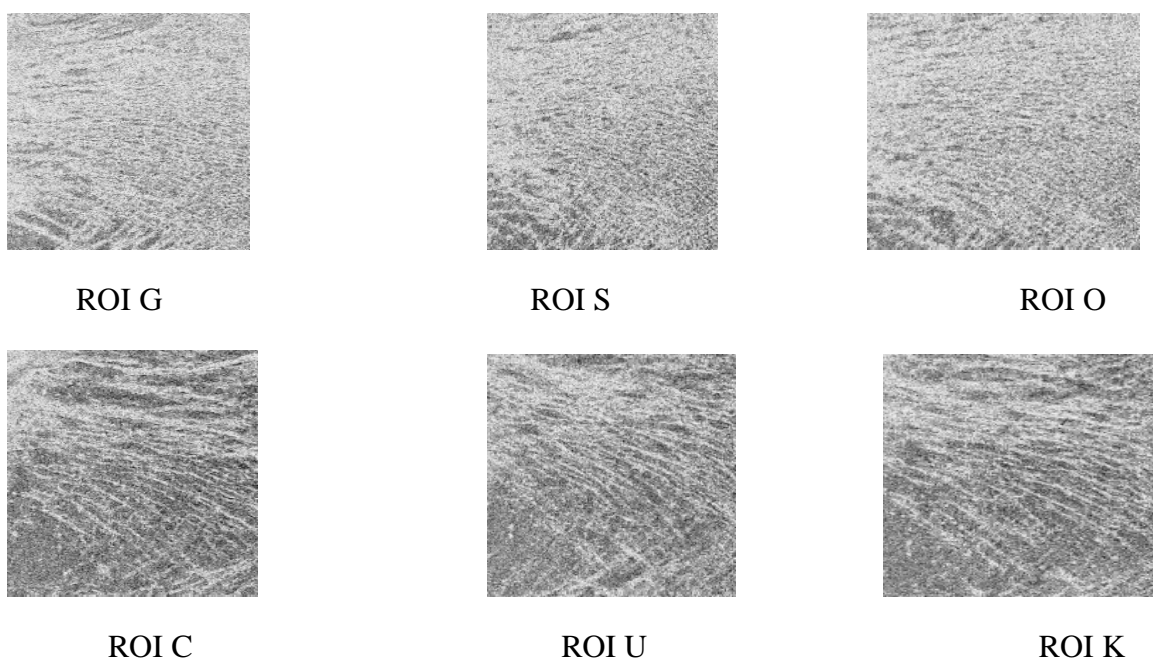


Figure IV-1. Quelques images ROI de la base de données utilisée: les ROI G, S et O Normales, les ROI C, U et K Pathologiques

IV- 4.TECHNIQUES D'ANALYSE

MITHODE 1

Sur une coupe 2D, le périmètre des travées peut occuper plus ou moins la surface de la coupe en fonction de la complexité du réseau trabéculaire, des branchements... La dimension fractale D peut être mesurée par la méthode des "box counting" qui consiste à superposer à l'image des contours trabéculaires des grilles de carrés unitaires de côté ϵ . Le nombre de carrés qui interceptent les contours trabéculaires est mesuré $N(\epsilon)$. On fait alors varier ϵ et on recommence le dénombrement. La dimension fractale est obtenue en déterminant la pente de la droite de régression entre $\log N(\epsilon)$ et $\log \epsilon$ (graphique de Richardson) sur les points qui sont alignés, Voyons le principe de mesure de cette technique

IV- 4. 1. Méthode comptage de boîtes (box-counting)

IV- 4.1.1 La dimension des boîtes.

Elle consiste de recouvrir l'image ou la figure à l'aide des carrés juxtaposés de côté ϵ , et par conséquent de calculer la dimension des boîtes qui est donnée par :

$$\dim_B F = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left[\frac{\log(N(\epsilon))}{-\log(\epsilon)} \right] \quad (\text{IV- 1})$$

Où $N(\epsilon)$ représente le nombre minimum de carrés nécessaires pour faire le recouvrement dont la mesure du côté est ϵ . Cette méthode performe bien pour les fractales ayant une autosimilarité stricte, c'est-à-dire que chaque partie est semblable par une transformation affine au tout.

IV- 4. 1.2. Mise en œuvre de l'algorithme Box -Counting

Cette méthode consiste à déterminer la dimension fractale par superposition de grilles de tailles différentes sur un ensemble fractal.

L'algorithme de Box-counting, détermine la distance de Hausdorff de l'image 2D selon différents pas (ϵ) de segmentations et il est effectué à l'aide d'un simple comptage.

L'algorithme commence par réaliser un pavage uniforme de l'image en carrés d'un pas ϵ fixe, puis il compte simplement le nombre de carrés possédant un ou plusieurs pixels noirs (appartenant à l'objet étudié), comme le montre la figure (IV-2).



Figure IV-2 maillage d'une image

Pour chaque pas de segmentation on calcule $\log(\epsilon)$ et $\log(N)$. ϵ étant le pas de segmentation et N le nombre de boîtes contenant au moins un pixel noir.

L'algorithme de Box Counting réitère ensuite la procédure avec un pas de segmentation plus restreint, et augmente ainsi la définition du pavage (Figure IV-3).

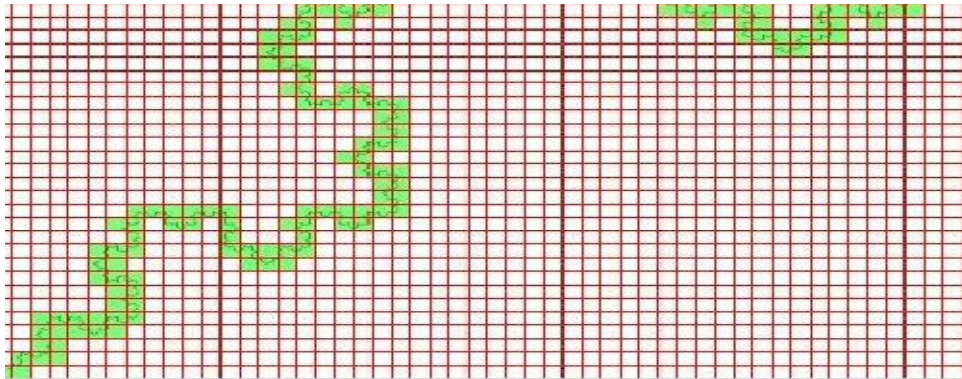


Figure IV-3 réitération du maillage d'une image

En général, pour calculer la dimension fractale d'un objet présent dans une image de 2D, il suffit à chaque fois de segmenter l'image en carrés, avec un pas (ϵ) déterminé, et de compter le nombre de carrés dont au moins un pixel appartient à l'objet.

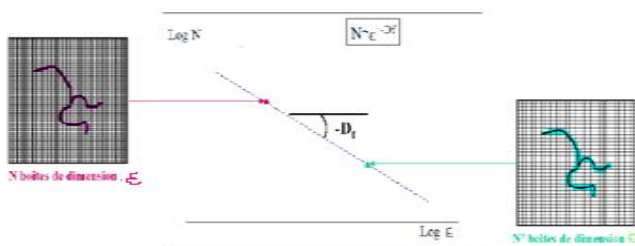


Figure IV-4 principe de calcul de la D_F par la méthode de comptage de boîte

Ce processus est itéré pour des tailles de boîtes variables. N variant avec ϵ selon la relation :

$$N \propto \epsilon^{-df} \quad (IV- 2)$$

La représentation en log-log de N en fonction de ϵ permet de déterminer la dimension fractale par régression linéaire (Figure IV-4).

IV- 4.2. Simulation

Le développement de notre programme s'est fait sous MATLAB(ANNEXE B) afin de profiter de la boîte à outils de traitement d'image Figure (IV-5).

IV- 4.2.1. Exemple de Simulation

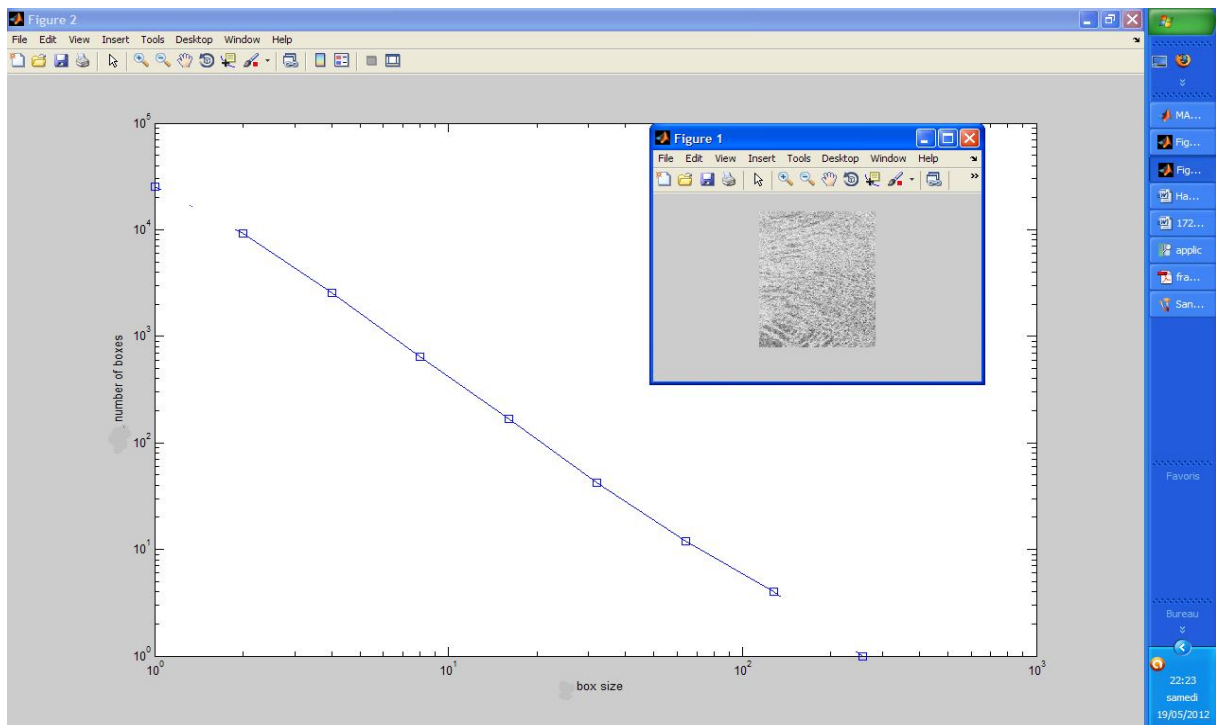


Figure IV-5 : Calcul de la *df* du ROI sain G

IV- 5. Résultats



	$\epsilon = 5 : 40$	$\epsilon = 5 : 35$	$\epsilon = 5 : 30$
ROI	Dimension Fractale Df		
G	2.8630	2.6099	2.2227
C	2.7473	2.4982	2.1211
S	2.7896	2.5384	2.1612
U	2.7005	2.4641	2.0792
O	2.7691	2.5228	2.1390
K	2.6830	2.4370	2.608
B	1.6992	2.4519	2.0747
M	2.7620	2.5127	2.1369
T	2.8294	2.5716	2.1944
E	2.6999	2.4637	2.0800

Tableau IV-1 : Résultats de la méthode BOX CONTING

IV- 5.1. Interprétation graphique des résultats obtenus

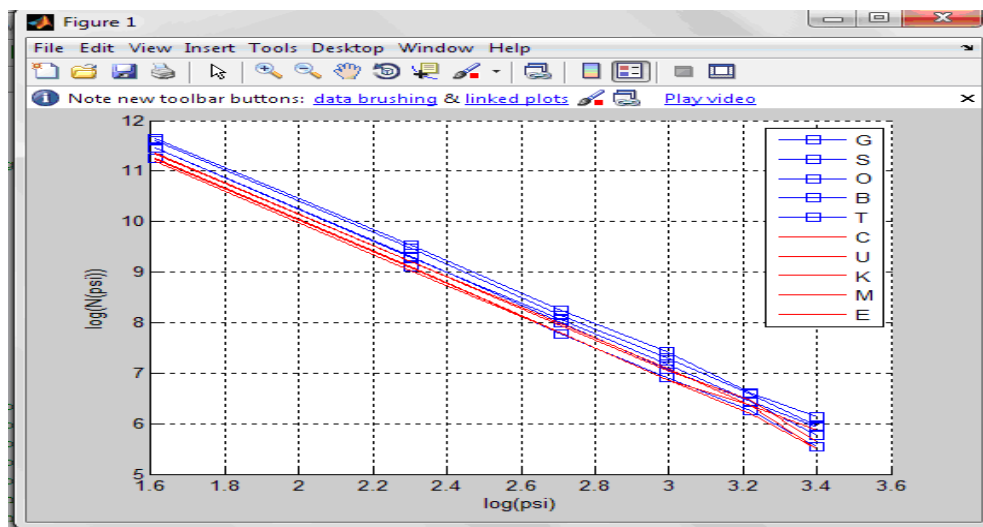


Figure IV-6 . Résultat du comptage de boites pour ϵ de 5 à 30

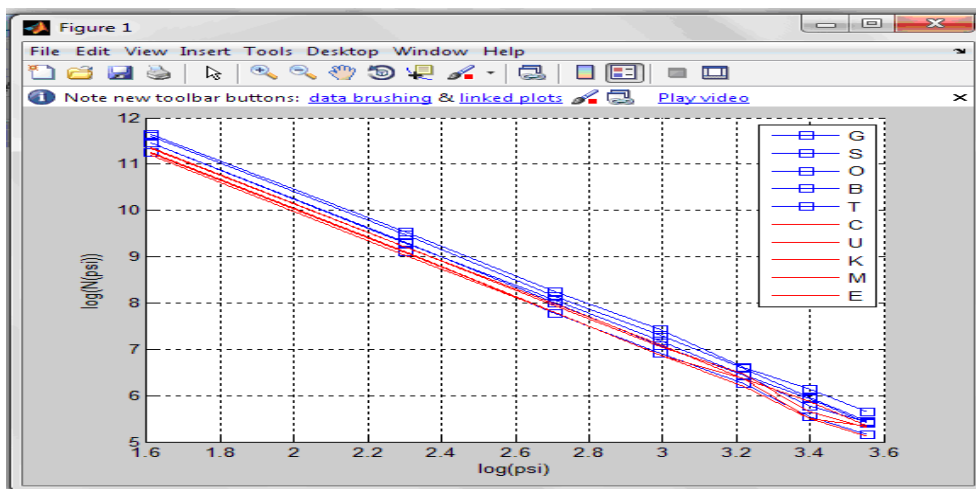


Figure IV-7. Résultat du comptage de boites pour ϵ de 5 à 35

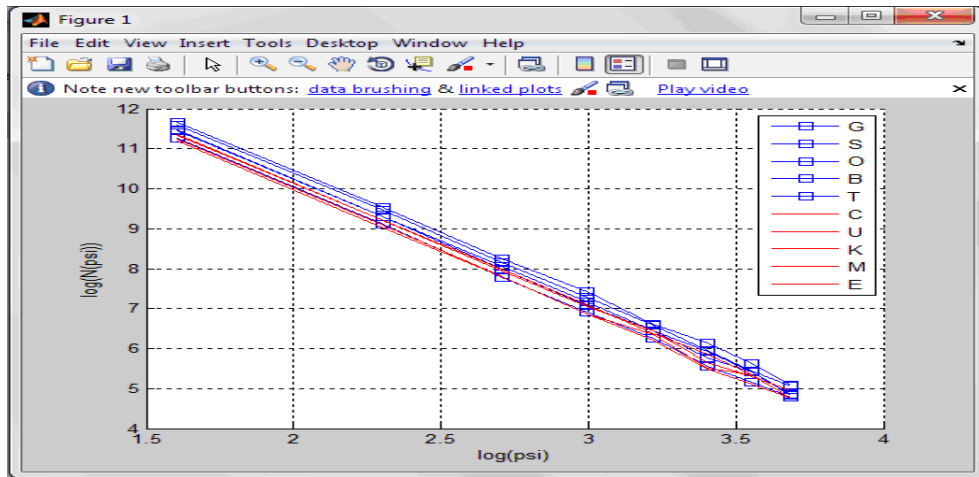


Figure IV-8. Résultat du comptage de boites pour ϵ de 5 à 40

IV- 5.2. Discussion des résultats

Nous avons utilisés la méthode de comptage de boites et les résultats sont motionnés dans **Tableau IV-1**, nous avons varié la taille des boites de façon descendante et pour chaque cas, mentionnés les valeurs de la dimension fractale (Df).

Pour le premier cas ; pour une variation de la taille des boites de 5 à 40 pixels carrées, la Df des images saines varies entre 2.45 jusqu'à 2.60 et pour les images pathologiques varies de 2.68 jusqu'à 2.76.

Pour le deuxième cas ; pour une variation de la taille des boites de 5 à 35 pixels carrées, la Df des images saines varie entre 2.35 jusqu'à 2.50 et pour les images pathologiques entre 2.43 jusqu'à 2.51

. Pour le troisième cas ; pour une variation de la taille des boites de 5 à 40 pixels carrées, et comme résultats, la Df pour les images saines entre 2.07 jusqu'à 2.22 et pour les images pathologiques entre 2.07 jusqu'à 2.60.

IV- 5. 3. Remarque : D'après ces résultats ; nous remarquons qu'il existe un chevauchement entre les valeurs des Df des images saines (les lignes en bleu) et celle pathologiques (lignes en rouge), et par conséquent, nous ne pouvons pas faire une discrimination par la méthode utilisée.

MITHODE 2

IV- 6. Dimension de Hausdorff par comptage de boîte (box counting)

Une analyse quantitative de la rugosité de périmètre est effectuée pour illustrer le degré de rugosité d'images d'entrée. Communément connu sous le nom de la dimension de Hausdorff (HD), l'algorithme montré à la figure (IV-9), donne la rugosité du périmètre global comme une dimension fractale.

La dimension fractale décrit la complexité d'un objet; dans le cas des dispositifs présentés ici, cet algorithme donne la rugosité du périmètre qui implique sites de porosité pour les périmètres extrêmement rugueux.

L'algorithme commence avec une image ROI de texture osseuse transféré au sein de Matlab Figure (IV-9), alors l'algorithme de Canny est utilisé pour trouver le bord intérieur de l'image et superpose une grille de carrés N-dessus le bord, tout en comptant le carrés occupés par le contour.

L'opération est ré effectuer pour un nombre croissant de carrés et la dimension fractale (HD) est proposée par le gradient du logarithme du nombre de carrés de $\log N$, plus le nombre de carrés occupés par le contour $\log N(s)$, comme indiqué par figure (1.1) en bas et l'équation (IV- 3):

$$H.D = \frac{\log N}{\log N(s)} \quad (IV- 3)$$

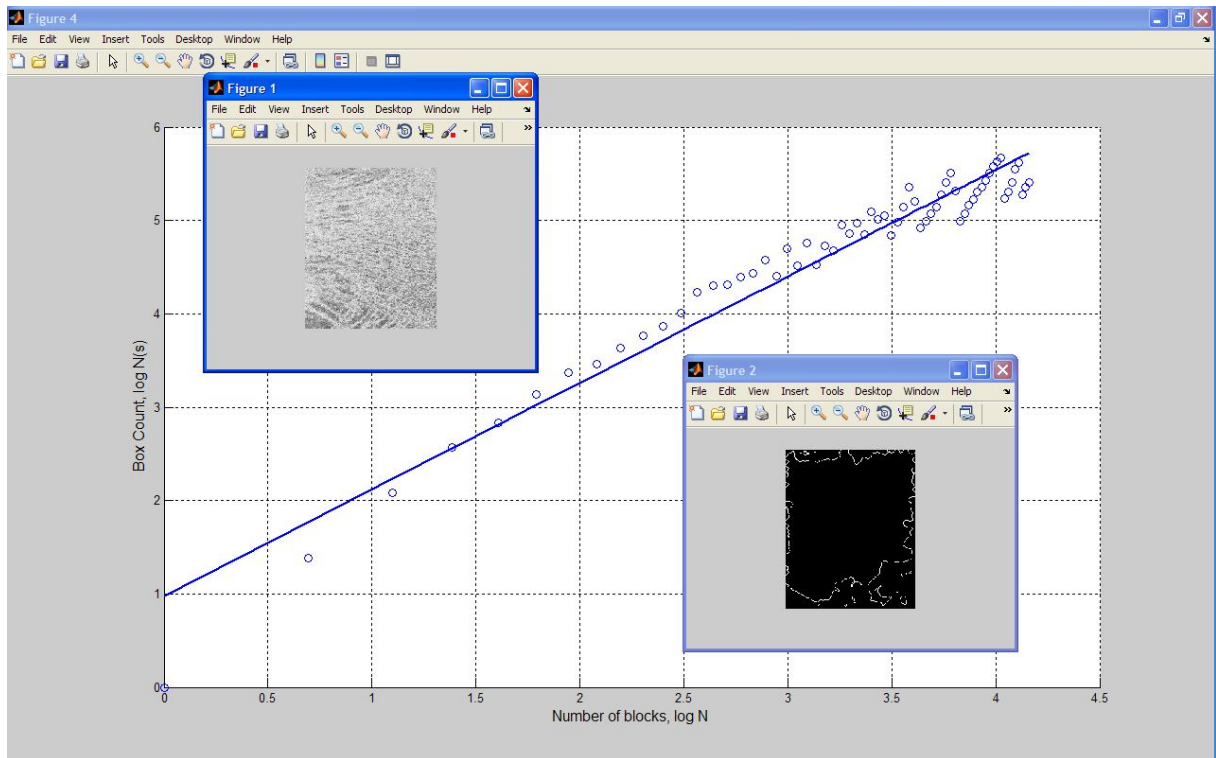


Figure IV-9 : Calcul de la HD du ROI sain G

IV- 6. 1. Résultats de calcul de HD

ROI SAIN
 ROI PATHOLOGIQUE

	$\epsilon = 2 : 32$	$\epsilon = 2 : 64$	$\epsilon = 2 : 128$
ROI	<i>Dimension de haussdorf HD</i>		
G	1.3047	1.1414	0.9507
C	1.3083	1.2515	1.0625
S	1.2916	1.1165	0.8290
U	1.2791	1.2370	0.9798
O	1.2899	1.0971	0.8289
K	1.2823	1.1809	0.9656
B	1.2918	1.1610	0.9044
M	1.2854	1.1819	0.9026
T	1.3018	1.3018	0,9163
E	1.2899	1.3018	1.0315

Tableau IV-2 : Résultats du calcul de HD par méthode BOX CONTING

IV- 6. 2. Comparaison de la mesure de la dimension fractale avec un Logiciel spécialisé

Pour valider la fiabilité de notre application, nous avons voulu comparer les mesures de notre projet avec un logiciel qui mesure aussi la dimension fractale. Les différentes dimensions fractales mesurées sur quelques images de la base des données utilisées (**Tableau IV-2**).

Fractop est un logiciel développé en Java qui permet de calculer la dimension fractale. Ce logiciel utilise plusieurs méthodes de calcul pour mesurer la dimension fractale (au choix de l'utilisateur). Le comparatif se fera avec fractop par la méthode box counting.

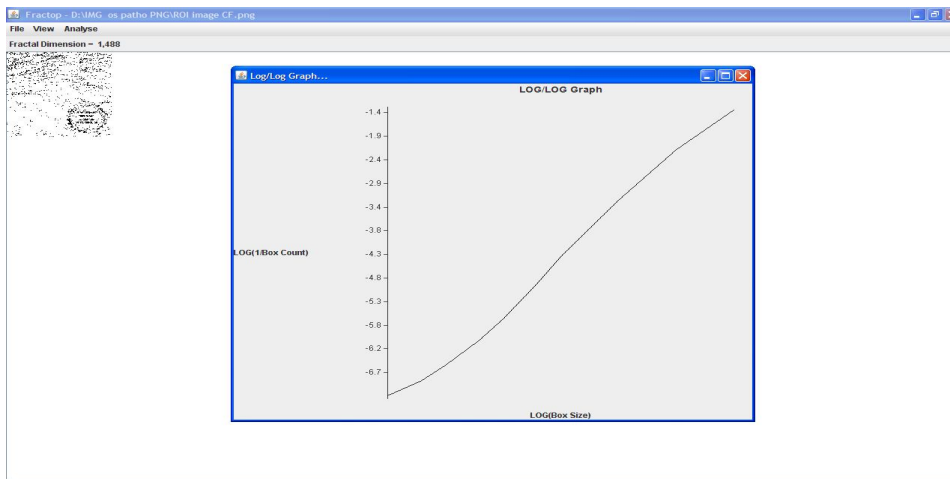


Figure IV-10 : Fractop (Charles Sturt University-Australie)

ROI	G	S	O	U	M	B	T
DF du projet	1.3047	1.2916	1.2899	1.2791	1.2854	1.2918	1.3018
DF par fractop	1.216	1.333	1.193	1.2698	1.2726	1.2873	1.280

Tableau IV-3: Résultats de la comparaison de la méthode BOX CONTING

Dans le TABLEAU ci-dessus, on peut observer que les deux mesures sont proches dans l'ensemble. Sachant que *fractop* utilise la méthode box counting pour calculer la dimension fractale.

Cette remarque nous permet de constater que l'application réalisée en MATLAB est aussi performante que cette application en Java.

IV- 6. 3. Interprétation graphique des résultats obtenus

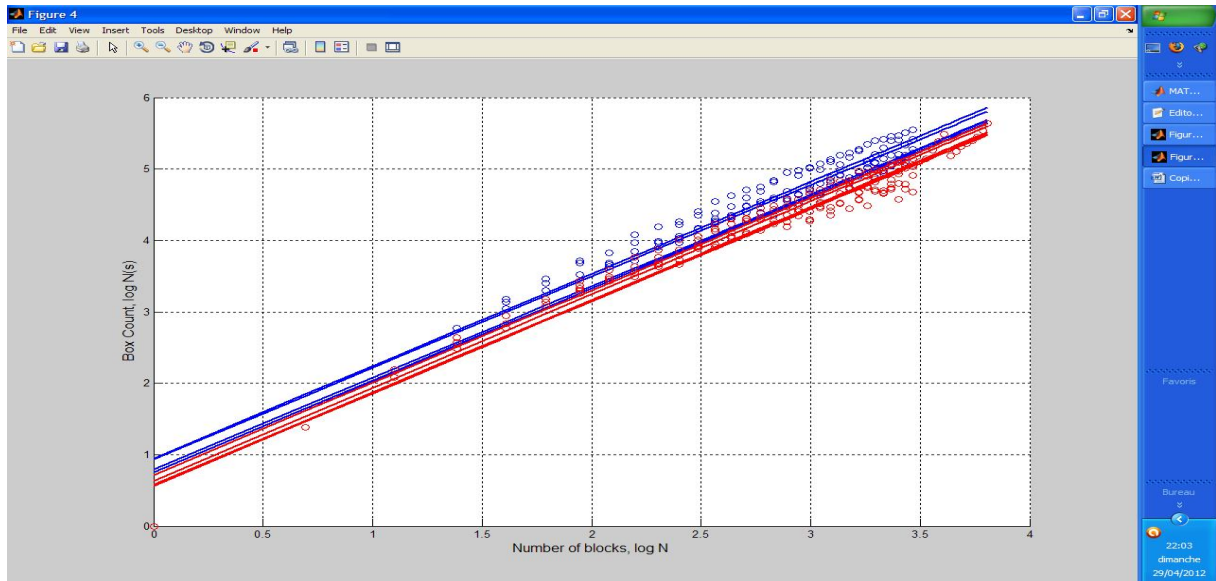


Figure IV-11. Résultat du comptage de boites pour ϵ de 2 à 32

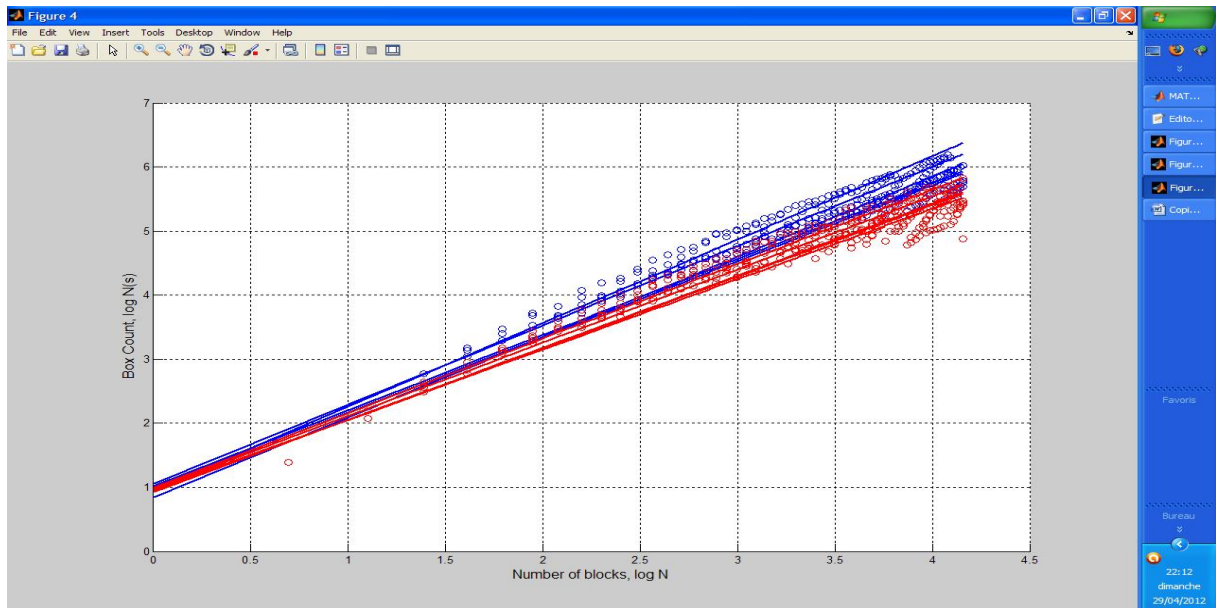


Figure IV-12. Résultat du comptage de boites pour ϵ de 2 à 64

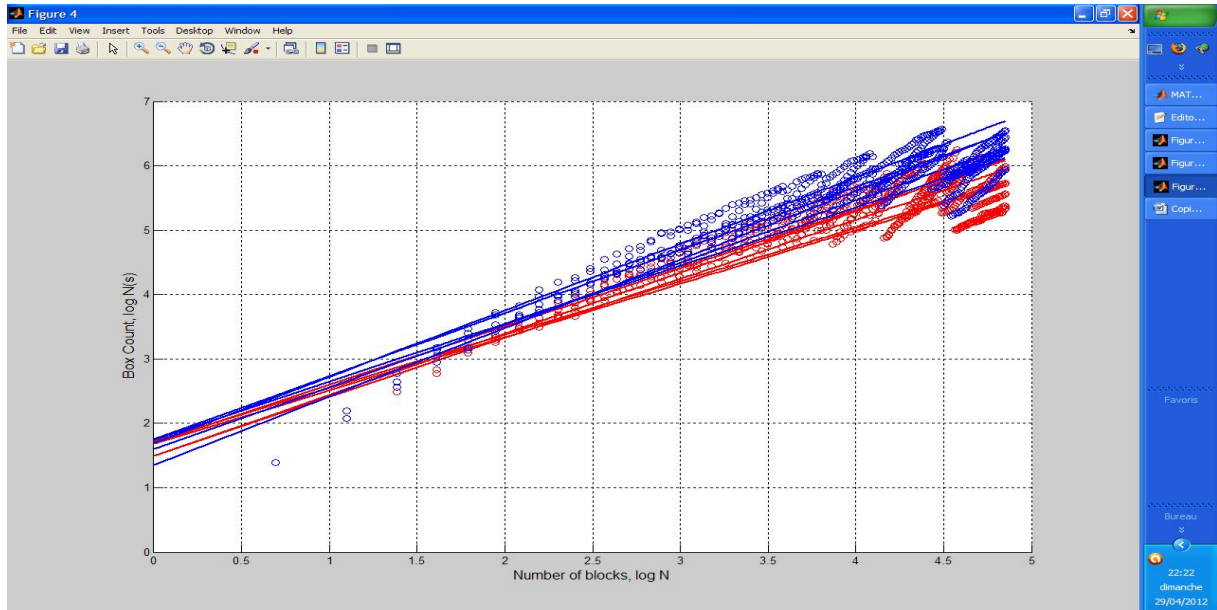


Figure IV-13. Résultat du comptage de boites pour ϵ de 2 à 128

IV- 6. 4. Classification par Comptage de Boite (approche de canny)

On a utilisé l'analyse fractale de la texture trabéculaire par la méthode du comptage de boites, avec en rouge les cas ostéoporotiques, et en bleu les cas sains dans les fig. (IV-11,12 ,13)

L'ajustement par régression linéaire dans un plan bi logarithmique indique une correspondance entre les deux cas, ce qui rend difficile leurs classifications comme indique le Tableau (IV-2).

IV- 7. Conclusion

Ce chapitre donne une initiation à une des principales méthodes d'analyse fractale, celle dite comptage de boîtes, les résultats de classification des IRM trabéculaire ont montré l'insuffisance des deux algorithmes de la méthode box counting dans l'identification des tissus pathologiques

Les résultats ont montré aussi que la dimension fractale ne permet seule de symboliser une discrimination entre des patients et des volontaires, ces résultats ont donc contredit notre hypothèse à cause de la nature des données d'une part (la taille réduite des ROI utilisées, qui ne dépassent pas les 200x200 pixels, mais aussi à l'insuffisance de la résolution actuelle des appareils d'acquisition par rapport à l'épaisseur des travées osseuses, qui sont de l'ordre de quelques centaines de micromètres seulement) et la très faible connaissance *a priori* sur les classes pathologiques, surtout en ce qui concerne la forme et la taille des lésions entre travées, d'autre part.

Une autre raison est que même si les images osseuses reflètent les propriétés fractales, l'os n'est pas un objet fractal proprement dit (Il n'a pas exactement la même structure à différentes échelles)

Aussi, il a été constaté que la technique du comptage de boîte est incapable de caractériser les fonctions composées de parties singulières submergées dans un signal de comportement régulier [Muzy et al, 1993]. Ce qui explique en partie l'insuffisance des résultats obtenus par l'application directe de cette méthode. Comme alternative, on préconise l'utilisation de la transformée en ondelette ou « boîtes oscillantes » au lieu des boîtes conventionnelles, et il serait plus intéressant de considérer les algorithmes de la « variance » et « Blanket ».

Conclusion générale

En imagerie, la « texture » correspond à une zone d'image présentant un aspect homogène pour l'observateur et se distingue ainsi des contours qui caractérisent des transitions brusques. L'analyse de texture vise donc à caractériser les variations spatiales des niveaux de gris d'une image de projection du tissu osseux, l'effet de projection aboutissant à un recouvrement des travées osseuses. Il existe différentes techniques d'analyse de texture qui peuvent répondre à des méthodes statistiques, fractales, morphologiques ou d'anisotropie.

Nous avons centré dans ce travail, notre description sur l'analyse fractale, Cette méthode prometteuse permet une analyse spécifique de la complexité et la rugosité de la structure osseuse

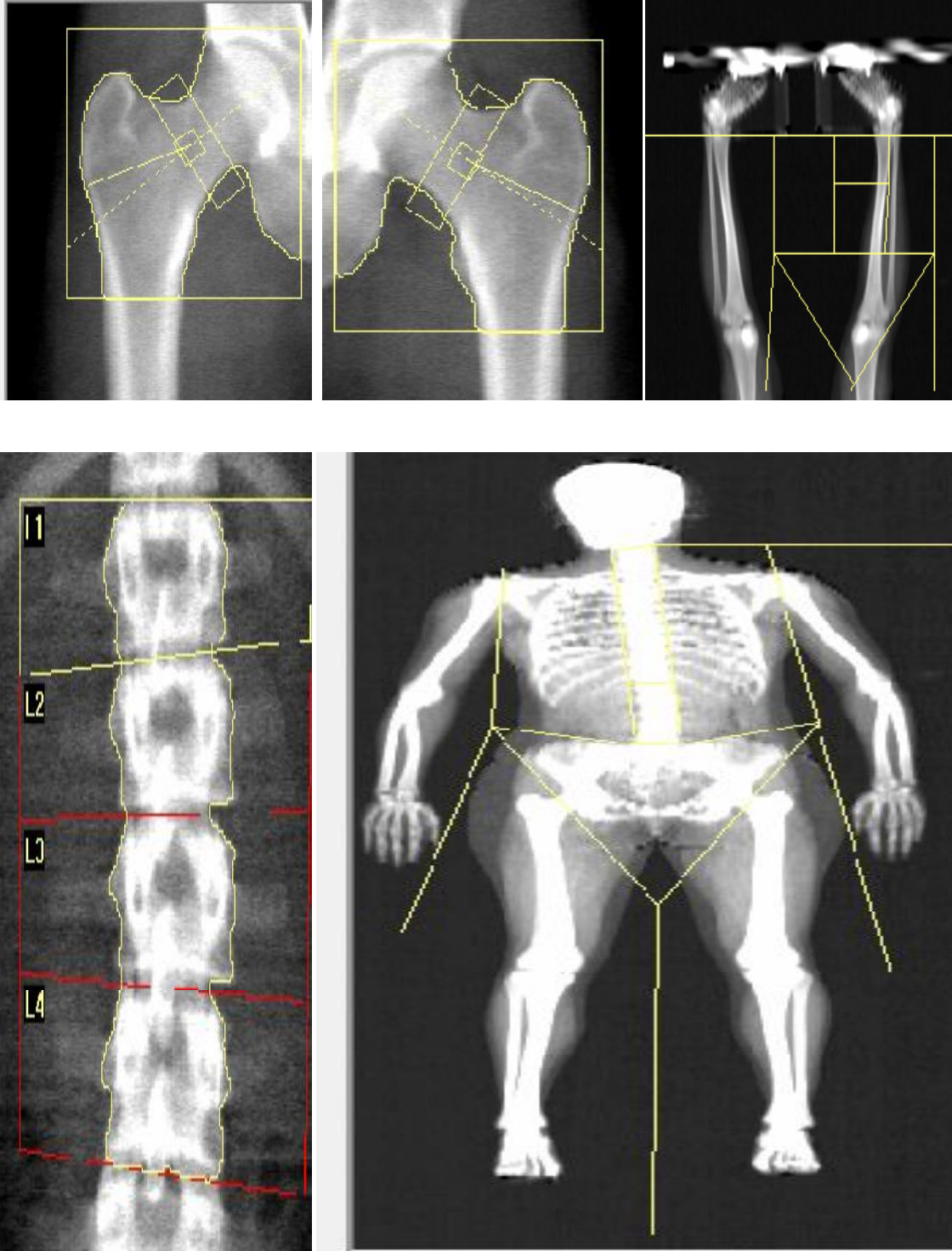
L'analyse de texture n'est pas encore utilisée en routine clinique, et ceci peut s'expliquer pour plusieurs raisons. Il s'agit d'une analyse permettant d'utiliser plusieurs méthodes différentes qui donnent lieu à un nombre de paramètres très vite important, d'où la nécessité de coupler ces méthodes à des méthodes d'analyse des données. Il y a donc une difficulté à choisir la méthode pertinente puis par la suite à interpréter les résultats et à les relier aux données physiologiques. De plus, si l'on veut comparer les résultats de plusieurs études, il faut se placer exactement dans les mêmes conditions d'acquisition ou de traitement, ce qui rend une étude entre centres difficile à mettre en œuvre.

Enfin, et pour revenir à notre préoccupation de départ et Conscients du fait que notre résolution d'analyse est loin d'être optimale pour caractériser nos images d'architecture osseuse, il été intéressant pour nous a travers ce mémoire de définir d'un point de vue théorique, ce que l'analyse fractale de texture radiographique osseuse représente en termes de microarchitecture.

Annexe

Annexe A Exemple de Scans obtenus par absorptiométrie biphotonique à rayons X (DXA)

Les scans présentés ci-dessous ont été obtenus avec l'appareil Delphi QDR® Series (Hologic Inc., Waltham, MA, USA).



ANNEXE B : CODE SOURCE C METHODE « BOX COUNTING »

```
#include"image.h"

#include<math.h>

#include<stdio.h>

#define MAXPIXELEDGE 30000

st_image pgm_read(void);

void pgm_write(st_image);

st_image image_control(st_image,long);

st_image image_cut(st_image,int,int);

st_image image_threshold(st_image,int);

st_image image_edge(st_image,long,int[][],int *);

char prg_name[255];

int comp(pte1,pte2)

int *pte1,*pte2;

{

return(*pte1-*pte2);

}

main(int argc, char *argv[])

{

// Constantes

const int PointStep=50;

const int Seuil=30;

const int ImageSize=500;

const AxisStart=1490;

// Variables

st_image img,imgcuted;

u_char *pixel;

FILE *fid;
```

```

int i,j,s,k,l,Smax;

int nonempty=0;

long nr;

int Part,StartPixel;

int EdgePixels[MAXPIXELEEDGE][2],Length=0;

int nterme=0;

float somx=0,somy=0,somxx=0,somxy=0,d;

strcpy(prg_name,argv[0]);

// Ouverture du fichier de resultats

if ((fid=fopen("boxbim.dat","w+"))==0)

{

    fprintf(stderr,"%s : Erreur à l'ouverture du fichier de sortie",prg_name);

    exit(0);

}

// Lecture de l'image PGM

img=pgm_read();

//Application d'un seuillage;

fprintf(stderr,"Application du du seuillage à %d...\n",Seuil);

img=image_threshold(img,Seuil);

// Initialisation point de depart

StartPixel=71*img.Xsize+1300;

// Ligne blanche servant a elimnier les supports de l'injecteur

pixel=img.image + 70*img.Xsize;

for (i=0;i<img.Xsize;i++)

{

    *pixel=255;
pixel++;
}

// Détection de contours;

fprintf(stderr,"Détection de contours...\n",Seuil);

```

```

img=image_edge(img,StartPixel,EdgePixels,&Length);

// Calcul de la dimension fractale

fprintf(stderr,"Evolution de la dimension fractale pour une boite de %d x %d\n",ImageSize,ImageSize);

for(Part=0;Part<img.Ysize-ImageSize;Part=Part+PointStep)
{
    StartPixel=AxisStart-ImageSize/2+Part*img.Xsize;

    img=image_control(img,StartPixel+ImageSize/2+ImageSize*img.Xsize/2);

// Decoupe de l'image pour etude suivant z

    imgcuted=image_cut(img,(int)ImageSize,StartPixel);

// Initialisation des coefficients de la regression linéaire

    somx=0;

    somy=0;

    somxy=0;

    somxx=0;

// Determination de la taille max de la boite

    if (imgcuted.Xsize<imgcuted.Ysize) Smax=imgcuted.Xsize/2;

    else Smax=imgcuted.Ysize/2;

// Calcul de la dimension Fractale

    for(s=2;s<imgcuted.Xsize/2;s=s+5)
    {
        nr=0;

        for(j=0;j<=imgcuted.Ysize-s;j=j+s)
        {
            for(i=0;i<=imgcuted.Xsize-s;i=i+s)
            {

                pixel=imgcuted.image+i+j*imgcuted.Xsize;

//Determination si il y a un contour dans la boite(i,j)

                nonempty=0;

                for(k=0;k<s;k++)

```

```

        {
            for(l=0;l<s;l++)
            {
                if(*(pixel+l+k*imgcuted.Xsize)==255) nonempty=1;
            }
        }
        if (nonempty) nr++;
    }
}

//Coeffcicient pour la regression linéaire

    somx=somx+log(imgcuted.Xsize/s);

    somy=somy+log(nr);

    somxy=somxy+log(imgcuted.Xsize/s)*log(nr);

    somxx=somxx+log(imgcuted.Xsize/s)*log(imgcuted.Xsize/s);

    nterme++;

}

//Résultat de la regression linéaire

    d=(nterme*somxy-somx*somy)/(nterme*somxx-somx*somx);

    fprintf(stderr,"Dimension fractale en (%d,%d) est %f\n",AxisStart,Part+ImageSize/2,d);

    fprintf(fid,"%d\t%f\n",Part+ImageSize/2,d);

}

fclose(fid);

// Image du contour de jet + centre des boites de taille ImageSize

pgm_write(img);

}

```

PROGRAMME DE BOX CONTING SOUS MATLAB

```
[filename,pathname] = uigetfile('*.bmp');
p = imread(fullfile(pathname,filename),'bmp');
figure(1)
    imshow(p)
Nx = size(p,1);
Ny = size(p,2);

for numBlocks = 2:128

    sizeBlocks_x = floor(Nx./numBlocks);
    sizeBlocks_y = floor(Ny./numBlocks);

    flag = zeros(numBlocks,numBlocks);
    for i = 1:numBlocks
        for j = 1:numBlocks
            xStart = (i-1)*sizeBlocks_x + 1;
            xEnd   = i*sizeBlocks_x;

            yStart = (j-1)*sizeBlocks_y + 1;
            yEnd   = j*sizeBlocks_y;

            block = p(xStart:xEnd, yStart:yEnd);

            flag(i,j) = any(block(:));
        end
    end
    boxCount = nnz(flag);
    table(numBlocks,1) = numBlocks;
    table(numBlocks,2) = boxCount;
end
x = table(:,1);
y = table(:,2);

p = polyfit(x,y,1);
BestFit = polyval(p,x);

figure(3)
hold on
grid on
plot(x,y, 'ko','LineWidth',1)
plot(x,BestFit, 'k-','LineWidth',2)
xlabel(' log N(psi)','FontSize',12)
ylabel(' log (psi)' , 'FontSize',12)

x2 = log(x);
y2 = log(y);
p2 = polyfit(x2,y2,1);
BestFit2 = polyval(p2,x2);
figure(4)
hold on
grid on
plot(x2,y2, 'bo','LineWidth',1)
plot(x2,BestFit2, 'b-','LineWidth',2)
xlabel(' log N(psi)','FontSize',12)
ylabel(' log (psi)' , 'FontSize',12)

fractalDimension = p2(:,1)
```

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Les sites d'internet

<http://www.mathcurve.com/fractals/sierpinski/sierpinski.shtml>

<http://www.mathcurve.com/fractals/peano/peano.shtml>

<http://www.mathcurve.com/fractals/peano/peanogeneralisee.shtml>

<http://books.google.com/books?q=dimension+fractale&btnG=Chercher+des+livres&hl=fr>

<http://membres.lycos.fr/lesfractales/frame.html>

<http://www.essc.psu.edu/~brazier/geo.html>

<http://www.aguilmard.com/index.php?page=fractalspray>

<http://coresa.irisa.fr/Articles/1287.pdf>

<http://www.ees.nmt.edu/~davew/P362/boxcnt.htm>

<http://sipi.usc.edu/database.cgi>

<http://www.bvh.univ-tours.fr/>

Nouveau Larousse medical, librairie Larousse, Canada 1981.

[**Acto, 2001**] Acton, S. T., Mukherjee, D. P., Havlicek, J. P., & Bovik, A. C. (2001). Oriented texture completion by AM–FM reaction–diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10 (6), 885-896.

[**Ala, 98**] Alata, O. (1998). *Caractérisation de textures par coefficients de réflexion 2-D. Application en classification et segmentation*. Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, France.

[**Aljano, 01**] Al-Janobi, A. (2001). Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis. *Pattern Recognition*, 34, 171-180.

[**Ariva, 03**] Arivazhagan, S., & Ganesan, L. (2003). Texture classification using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*, 24 (9-10), 1513 – 1521.

[**Ashlo, 99**] Ashlock, D., & Davidson, J. (1999). Texture synthesis with tandem genetic algorithms using nonparametric partially ordered Markov models. *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation*, 1157–1163, Washington, DC USA, July 6-9, 1999.

[**August, 95**] Augusteijn, M. F., Clemens, L.E., & Shaw, K.A. (1995). Performance evaluation of texture measures for ground cover identification in satellite images by means of a neural-network classifier, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.

[**Anderson, 97**] Anderson, J., Karagounis, L., Stein, K., Moreno, F., Ledingham, R., Hallstrom, A., 1997. Predictive value for future arrhythmic events of fractal dimension, a measure of time clustering of ventricular premature complexes, after myocardial infarction. *Journal American College of Cardiology* 30, 226-232.

[**Badal,02**] Badal, J., Sabadell, J., & Serón, F. J. (2002). Tomographic images of the Mediterranean basin obtained by spatial prediction (kriging). *Revista Real Academia de Ciencias, Zaragoza*, 57, 189–200.

[**Bader, 95**] Bader, D. A., Jaja, J., & Chellapa, R. (1995). Scalable data parallel algorithms for texture synthesis using Gibbs random fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4 (10), 1456-1460.

[**Bari, 03**] Bari, A., Martin, A., Boulouha, B., Gonzalez-Andujar, J. L., Barranco, D., Ayad, G., & Padulosi, S. (2003). Use of fractals and moments to describe olive cultivars. *Journal of Agricultural Science* 141 (1), 63-71.

[**Belhadj, 98**] Belhadj-Aissa, A. (1998). *Contribution au logiciel d'analyse et de traitement d'image satellitaires (L.A.T.I.S). Analyse spatiale d'images satellitaires appliquée à la cartographie thématique*. Thèse doctorat d'état, U.S.T.H.B, Alger

- [Belkacemi, 01]** Belkacemi, M. (2001). *Processus d'analyse de texture d'images par l'approche d'iso-segments . Application aux structures urbaines*. Thèse de Magister, Université de BLIDA.
- [Ben, 98]** Bennet, J., & Khotanzad, A. (1998). Modelling textured images using generalized long correlation models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (12), 1365-1370.
- [Berta, 00]** Bertalmio, M., Sapiro, G., Caselles, V., & Ballester, G. (2000). Image inpainting. *Proceedings of SIGGRAPH 2000, Computer Graphics*, 417-424, New Orleans, Louisiana, USA, 23-28 July 2000.
- [Besa, 74]** Besag, J. (1974). Spatial interaction and statistical analysis of lattice systems. *Journal of the royal statistical society, series B*, 36, 192-326.
- [Besa, 86]** Besag, J. (1986). On the statistical analysis and the dirty pictures. *Journal of the royal statistical society, series B*, 259-302.
- [Bouma, 90]** Bouman, C., & Liu, B. (1990). Unsupervised estimation of image textures using an autoregressive model. *Proceedings IEEE of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2141-2144, Albuquerque New Mexico, April 3-6, 1990.
- [Bouma, 91]** Bouman, C., & Liu, B. (1991). Multiple resolution segmentation of textured images. *IEEE Transactions of pattern analysis and machine intelligence*, 3 (2), 99-113.
- [Brock, 97]** Brockman, F. J., & Murray, C. J. (1997). Subsurface microbiological heterogeneity: current knowledge, descriptive approaches, and applications. *FEMS, Microbiology Reviews*, 20, 231-247.
- [Brodatz, 66]** Brodatz, P. (1966). *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers*. New York:Dover Publications.
- [Benhamou, 94]** Benhamou, C., Lespesailles, E., Jacquet, G., Harba, R., Jennane, R., Loussot, T., Tourliere, D., Ohley, W., 1994. Fractal organization of trabecular bone images on calcaneus radiographs. *Journal of bone and mineral research* 9, 1909-1918.
- [Bull, 94]** Bullmore, E., Brammer, M., Harvey, I., Persaud, R., Murray, R., Ron, M., 1994. Fractal analysis of the boundary between white matter and cerebral cortex in magnetic resonance images: A controlled study of schizophrenic and manic-depressive patients. *Psychol.Med.* 24, 771-781.
- [Burkha, 78]** Burckhardt, C., 1978. Speckle in ultrasound B-mode scans. *Ultrasonics* .
- [Burkha, 80]** Budinger, T.F., 1980. Physical attributes of single-photon tomography. *Journal of Nuclear Medicine* 21, 579-592.
- [Cast, 88]** Castrec, P. & Kernin, J-P. (1988). Textural segmentation of natural sea bottom. *Proceedings of Undersea Defence Technology Conference*, 445-450, Paris.
- [Chaudhu, 95]** Chaudhuri, B., & Sarkar, N. (1995). Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 (1), 72-77.
- [Chella, 93]** Chellappa, R., Kashyap, R. L. & Manjunath, B. S. (1993) *Model-based texture segmentation and classification. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* (C. H. Chen, L. F. Pau, and P. S. P. Wang, eds.), Singapore: World Scientific, 277-310.
- [Chen, 89]** Chen, C. C., Daponte, J. S., & Fox, M. D. (1989). Fractal feature analysis and classification in medical imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 8, 133-142.
- [Chen, 94]** Chen, Y., & Dougherty, E. (1994). Grey-Scale morphological granulometric texture classification. *Optical Engineering*, 33 (8), 2713-2722.
- [Chen, 95]** Chen, Y. Q., Nixon, M. S., & Thomas, D. W. (1995). Statistical geometrical features for texture classification, *Pattern Recognition*, 28 (4), 537-552.
- [Chen, 99]** Chen, C. C., & Chen, C. C. (1999). Filtering methods for texture discrimination, *Pattern Recognition Letters*, 20, 783-790.
- [Chen, 02]** Chen, Y-W., Zeng, X-Y., & Lu, H. (2002). Edge detection and texture segmentation based on independent component analysis. *Proceedings of the 16th*

International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02), 3, Quebec, Canada, August 11-15, 2002.

[Chen, 03] Chen, C-C., & Chen, C-C. (2003). Texture synthesis: A review and experiments. *Journal of Information Science and Engineering* 19, 371-380.

[Cheng, 05] Cheng, T., & Li, P. (2005). Multivariate variogram-based multichannel image texture for image classification. *Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '05*, 3830-3832, Seoul, Korea , 25-29 July, 2005.

[Choe, 91] Choe, Y., & Kashyap, R. L. (1991). 3-D shape from a shaded and textural surface image. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI* 13, 907-919.

[Chou, 99] Chou, W. S. (1999). Classifying image pixels into shaped, smooth, and textured points, *Pattern Recognition*, 32, 1697-1706.

[Cichy, 97] Cichy, P., Materka, A., & Tuliszkiwicz, J. (1997) Computerised Analysis of X-ray Images For Early Detection of Osteoporotic Changes in the Bone. *Proc. Conf. Information Technology in Medicine TIM '97*, 53-61, Jaszowiec, Poland, October 14-18,1997.

[Claude, 97] Claude, I., & Smolarz, A. (1997). A new textured image segmentation algorithm by autoregressive modelling and multiscale block classification. *Proceedings of Sixth IEEE International Conference on Image Processing and its applications*, 586-590, Dublin, Ireland, 14-17 July, 1997.

[Claus, 04] Clausi, D. A., & Yue, B. (2004). Texture segmentation comparison using grey level cooccurrence probabilities and Markov random fields. *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on (ICPR'04) 1*, 584-587, Cambridge, UK, August 23-26, 2004.

[Cobu, 04] Coburn, C. A., & Roberts, A.C. B. (2004). A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (20), 4287-4308.

[Cocq, 95] Cocquerz, J-P., & Philipp, S. (1995): *Analyse d'images: Filtrage et Segmentation*. Paris:Masson.

[Conn, 80] Connors, R.W., & Harlow, C.A. (1980). A theoretical comparison of texture algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-2*,

[Conn, 83] Connors, R. W., McMillin, C. W., Lin, K., & Vasquez-Espinosa, R. E. (1983). Identifying and Locating Surface Defects in Wood: Part of an Automated Lumber Processing System. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-5*, 573-583.

[Cope, 01] Copeland, A. C., Ravichandran, G., & Trivedi, M. M. (2001). Texture synthesis using gray-level co-occurrence models: algorithms, experimental analysis, and psychophysical support. *Optical Engineering*, 40 (11), 2655-2673.

[Cull, 92] Cullinan, V. I., & Thomas, J. M. (1992). A comparison of quantitative methods for examining landscape pattern and scale. *Landscape Ecology*, 7 (3), 211-227.

[Chappa, 01] Chappard, D., Chennebault, A., Moreau, M., Legrand, E., Audran, M., Basle, M.F., 2001. Texture analysis of X-ray radiographs is a more reliable descriptor of bone loss than mineral content in a rat model of localized disuse induced by the clostridium botulinum toxin. *Bone* 28, 72-79.

[Chappa, 97] Chappard, E. Legrand, M. F. Basle et M. Audran. "Measuring trabecular bone architecture by image analysis of histological sections". *European Microscopy and analysis*, pp. 13-15, 1997

[Chung, 03] Chung, H., 2003. Fractal Analysis of Nuclear medicine Images Again: Validity and Interpretation of Results from New Analysis Methods. *The Journal of Nuclear Medicine* 44, 316-317.

[Clark, 95] Clarke, L.P., Velthuizen, R.P., Camacho, M.A., Heine, J.J., Vaidyanathan, M., Hall, L.O., Thatcher, R.W., Silbiger, M.L., 1995. MRI segmentation: methods and applications. *Magnetic Resonance Imaging* 13, 343-368.

- [**Cooper, 93**] Cooper, C., 1993. The epidemiology of fragility fractures: is there a role for bone quality? *Calcif.Tissue Int.* 53, S23-S26
- [**Dai, 04**] Dai, X., & Maeda, J. (2004). Unsupervised texture segmentation applied to natural images containing man-made objects. *Transactions of Information Processing Society of Japan*, 45 (1), 346-349.
- [**Davi, 94**] Davidson, J., Talukder, A., & Cressie, N. (1994). Texture analysis using partially ordered Markov models. *Proceedings IEEE of International Conference on Image Processing*, 402-406, Austin, Texas, November 13-16, 1994.
- [**Derin, 87a**] Derin, H., & Elliott, H. (1987). Modelling and segmentation of noisy and textures images using Gibbs Random Fields. *IEEE Transactions of pattern analysis and machine intelligence, PAMI-9* (1), 39-55.
- [**Dewa, 88**] Dewaele, P., Van Gool, P., & Oosterlinck, A. (1988). Texture Inspection with Self-Adaptive Convolution Filters. *Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition*, 56-60, Rome, Italy, Nov. 14-17.
- [**Dong, 03**] Dong, J. (2003). *Three-dimensional surface texture synthesis*. PhD thesis, University of Heriot Watt, U.K.
- [**DuBuf, 90**] DuBuf, J.M.H., Kardan, M., & Spann, M. (1990). Texture feature performance for image segmentation. *Pattern Recognition*, 23 (3/4), 291-309.
- [**Demp 93**] Dempster, D., Ferguson, P., Mellish, R., Cochran, G., Xie, F., Fey, C., Horbert, W., Parisien, M., Lindsay, R., 1993. Relationships between bone structure in the iliac crest and bone structure and strength in the lumbar spine. *Osteoporosis Int.* 3, 90-96.
- [**Dough, 01**] Dougherty, G., 2001. A comparison of the texture of computed tomography and projection radiography images of vertebral trabecular bone using fractal signature and lacunarity. *Medical Engineering & Physics* 23, 313-321.
- [**Dough 01**] Dougherty, G., Henebry, G., 2001. Fractal signature and lacunarity in the measurement of the texture of trabecular bone in clinical CT images. *Medical Engineering & Physics* 23, 369-380.
- [**Edga, 00**] Edgard, G.A., 1990. *Measures, Topology and Fractal Geometry*, Springer Verlag, Berlin ed.
- [**Espi, 00**] Espinal, F., Chandran, R., 1998. Wavelet-based fractal signature for texture classification. *Proc.SPIE of Wavelet Applications V 3391*, 602-611.
- [**Esek, 00**] Ezekiel, S., 2003. Medical Image Segmentation using multifractal analysis. *Proceedings of the applied informatics* 378.
- [**Franco, 88**] Francos, J. M., & Meiri, A. Z. (1988). A unified structural-stochastic model for texture analysis and synthesis. *Proceeding IEEE of International Conference on Pattern Recognition*, 41-45, Rome, Italy, November 14-17, 1988.
- [**Franco, 89**] Francos, J. M., & Meiri, A. Z. (1989). A 2-D autoregressive, finite support, causal model for texture analysis and synthesis. *Proceeding IEEE of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1552-1555, Scotland, May 23-26, 1989.
- [**Frank, 96**] Franklin, S. E., Wulder, M. A., & Lavigne, M. B. (1996). Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis. *Computers and Geosciences*, 22(6), 665-673.
- [**Free, 96**] Free, S., Sisodiya, S., Cook, M., Fish, D., Shorvon, S., 1996. Three-dimensional fractal analysis of the white matter surface from magnetic resonance images of the human brain. *Cereb.Cortex* 6, 830-836.
- [**Freund, 99**] Freund, Y., Schapire, R., 1999. Experiments with a new boosting algorithm. In *Thirteenth International Conference on Machine Learning*, 148-156.
- [**Frist, 96**] Friston, K.J., Holmes, A., Poline, J.B., Price, C.J., Frith, C.D., 1996. Detecting activations in PET and fMRI: levels of inference and power. *NeuroImage* 40, 223-235.

- [Frist, 1995]** Friston, K.J., Holmes, A., Worsley, K.J., Frith, C.D., Frackowiak, R.S.J., 1995. Statistical parametric maps in functional imaging: a general linear approach. *Human Brain Mapping* 2, 189-210
- [Gagal, 1983]** Gagalowicz, A. (1983). *Vers un modèle de texture*. Thèse de Doctorat d'état. Université de Paris VI.
- [Gallo, 75]** Galloway, M. M. (1975). Texture analysis using gray level run lengths. *Computer graphics and Image processing*, 4, 172-179.
- [Garcia, 03]** Garcia, A. G., & Puig, G. (2003). Pixel classification by divergence-based integration of multiple texture methods and its application to fabric defect detection. *Lecture Notes in Computer Science 2781 of Pattern Recognition, 25th DAGM Symposium*, 132-139..
- [Ghouti, 05]** Ghouti, L., Bouridane, A., & Ibrahim, M. K. (2005). Image compression using texture modelling. *Proceedings IEEE of ISCAS Intenational symposium on Circuits and Systems*, 3, 2313-2316, Kobe, Japan, May 23-26, 2005.
- [Glott, 99]** Glotfelty, J. E. (1999). *Automatic selection of optimal window size and shape for texture analysis*. Master's thesis. West Virginia university. USA
- [Grigo, 03]** Grigorescu, S. E., & Petkov, N. (2003). Texture analysis using Renyi's generalized entropies. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 241-244, Barcelona, Spain, September 14-17, 2003.
- [Guill,03]** Guillemet, H, 1996. Détection et caractérisation des foyers demicrocalcifications en mammographie numérique. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications.
- [Guo, 07]** Guo, Q., Shao, J., Guo, F., Ruiz, V., 2007. Classification of mammographic masses using geometric symmetry and fractal analysis. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 2, 336-338.
- [Hadji, 04]** Hadjidemitriou, E., Grossberg, M. D., & Nayar, S. K. (2004). Multiresolution histograms an their use for recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26 (7), 831-847.
- [Haindl, 01]** Haindl, M., & Havlicek, V. (2001). A simple multispectral multiresolution Markov texture model. *Proceedings of 2nd international workshop on texture analysis and synthesis*, 63-66, Copenhagen.
- [Hara, 73]** Haralick, R.M., Shanmugan, K., & Dinstein, I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-8, 601-621.
- [Hara, 79]** Haralick, R.M. (1979). Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, 67 (5), 786-804.
- [Hara, 86]** Haralick, R.M. (1986). *Statistical image texture analysis, Chapter 11 of Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, 247-279, New York: Academic Press Edition.
- [Harra, 08]** Harrar. et L. Hamami, "The Fractal Dimension correlated to the bone mineral density", *Wseas transactions on signal processing*, Vol. 4, n° 3, pp.110-126, 2008
- [Harra, 09]** K. Harrar et L. Hamami, "Implementation of the boxcounting method in radiographic images" In: N. Mastorakis, J. Sakellaris, ed. 2009. *Advances in Numerical Methods*. Springer Science+Business Media. Chapitre.26, 2009
- [Haide, 97].** Haidekker, R. Andresen, C.J.G. Evertsz, D. Banzer et H-O. Peitgen. "Assessing the degree of osteoporosis in the axial skeleton using the dependence of the fractal dimension on the grey level threshold". *The British journal of radiology*, Vol. 70, N° 834, 586-593, 1997
- [Har, 86]** Harms, H., Gunzer, U., & Aus, H. M. (1986). Combined local color and texture analysis of stained cells. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 33, 364-376.
- [Harw, 95]** Harwood, D., Ojala, T., Pietikäinen, M., Kelman, S., & Davis, L. S. (1995). Texture classification by center-symmetric auto-correlation using Kullback discrimination of distributions. *Pattern Recognition Letters*, 16 (11), 1-10.
- [He, 88]** He, D-C., Wang, L. & Guibert, J. (1988). Texture discrimination based on an optimal utilization of texture features. *Pattern Recognition*, 21 (2), 141-146.

- [He, 1991] He, D-C., & Wang, L. (1991). Texture features based on texture spectrum, *Pattern Recognition*, 5, 391-399.
- [Heeg, 95] Heeger, D. J., & Bergen, J. R. (1995). Pyramid based texture analysis/synthesis. *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ACM SIGGRAPH*, 229-238, Los-Angeles, California, August 6-10, 1995.
- [Hosk, 81] Hosking, .R.M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*, 68, 165-176.
- [Hu, 94] Hu, Y., & Dennis, T. (1994). Textured image segmentation by context enhanced clustering. *IEE Proceedings of Visual Image and Signal Processing*, 141 (6), 413-421.
- [Heij, 07] Heijmink, S.W., Futterer, J.J., Hambroek, T., Takahashi, S., Scheenen, T.W., Huisman, H.J., Hulsbergen, C.A., Knipscheer, B.C., Lambertus, A.L., Kiemeney, M., Witjes, J.A., Barentsz, J.O., 2007. Prostate cancer: body-array versus endorectal coil MR imaging at 3T-comparison of image quality, localization, and staging performance. *Radiology* 244, 184-195.
- [Heurt, 98] Heurteaux, Y., 1998. Estimations de la dimension inférieure et de la dimension supérieure des mesures. *Ann.Inst.H.Poincaré Probab.Statist.* 34, 309-338.
- [Höfer, 92] Höfer, S., Hannachi, H., Pandit, M., Kumaresan, R., 1992. Isotropic two-dimensional fractional Brownian motion and its application in ultrasonic analysis. *IEEE EMBS*, 1267-1269.
- [Holla, 99] Hollander, M., Wolfe, D.A., 1999. *Nonparametric Statistical Methods*, 2nd Ed.
- [Izzawati, 97] Izzawati, L. P., & McMorrow, J. (1997). 3D Model simulation of polarimetric radar backscatter and texture
- [Ida, 97] Ida, T., Sambonsugi, Y., 1998. Image segmentation and contour detection using fractal coding. *IEEE transactions on circuits and systems for video technology* 8, 968-975.
- [Iftkhar, 03] Iftkharuddin, K., Jia, W., Marsh, R., 2003. A fractal analysis of tumor in brain MR images. *Mach. Vis. Appl.* 13, 352-362.
- [Imre, 04] Imre, A.R., Bogaert, J., 2004. The fractal dimension as a measure of the quality of habitats. *Acta Biotheor.* 52, 41-56.
- [Islam, 08] Islam, A., Iftkharuddin, K.M., Ogg, R.J., Laningham, F., Sivakumar, B., 2008. Multifractal modeling, segmentation, prediction and statistical validation of posterior fossa tumors. *Proceedings of SPIE Medical Imaging: Computer-aided diagnosis* 6915, 69153C-1-69153C-11.
- [Jack, 96] Jackway, P. T., & Deriche, M. (1996). Scale-space properties of the multiscale morphological dilatation-erosion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18 (2), 38-51.
- [Jain, 90] Jain, A. K., Farrokhnia, F., & Alman, D. H. (1990). Texture Analysis of Automotive Finishes," *Proceedings of SME Machine Vision Applications Conference*, 1-16, Detroit, MI, Nov 25-30, 1990.
- [Jain, 91] Jain, A.K., & Farrokhnia, F. (1991). Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters. *Pattern Recognition*, 24, 1167-1186.
- [Jung, 01] Jung, M-H. (2001). Contextual modelling and generation of texture observed in single and multi-channel images. *Korean Journal of Remote Sensing*, 17 (4), 335-344.
- [Jenn, 06] Jennane, R., Harba, R., Lemineur, G., Bretteil, S., Estrade, A., Benhamou, J., 2006. Estimation of the 3D self-similarity parameter of trabecular bone from its 2D projection. *Medical Image Analysis* 11, 91-98.
- [Jin, 01] Jin, X., Ong, S., Jayasooriah, 1995. A practical method for estimating fractal dimension. *Pattern Recognition Letters* 16, 457-464.
- [John, 01] John, G., Kohavi, R., Pfleger, K., 1994. Irrelevant features and the subset selection problem. *Proceedings of 11th International Conference on Machine Learning*, 121-129

- [Kash, 82]** Kashyap, R., Chellappa, R., & Khotanzad, A. (1982). Texture classification using features derived from random field models. *Pattern Recognition Letters*, 1 (1), 43-50.
- [Kash, 89]** Kashyap, R. L. & Eom, K-B. (1989). Texture boundary detection based on the long correlation model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI 11, 58-67.
- [Kell, 89]** Keller, J. M., Chen, S., & Crownover, R. M. (1989). Texture description and segmentation through fractal geometry. *Computer Vision, Graphics, and ImageProcessing*, 45, 150- 166.
- [Kemmm, 05]** Kemmouche, A. (2005). *Analyse morphologique et cartographie macrotexturale des objets dans les images satellitaires. Application à l'étude du couvert végétal dans les zones semi-arides et le bâti dans le milieu urbain*. Thèse de Doctorat, U.S.T.H.B., Alger
- [Khot, 87]** Khotanzad, A., & Kashyap, R. L. (1987). Feature selection for texture recognition based on image synthesis. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 17 (11), 1087-1095.
- [Khot, 89]** Khotanzad, A., & Chen, J-Y. (1989). Unsupervised segmentation of textured images by edge detection in multidimensional features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI 11 (4), 414-421.
- [Koeh, 99]** Koehl, P. (1999). Linear prediction spectral analysis of NMR data. *Progress in Nuclear Magnetic Resonance Spectroscopy*, 34, 257-299.
- [Kour, 97b]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (1997). Approche structurale de génération d'images de texture. *International Journal of Remote Sensing*, 18 (17), 3611-3627
- [Kour, 98a]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (1998). Approche statistique de classification texturale d'images satellitaires. *6ème Colloque Maghrébin sur les Modèles Numériques de l'Ingénieur*, (1), 213-217, Tunis, 24-26 Novembre 1998. Edité dans les annales maghrébines de l'Ingénieur.
- [Kour, 98b]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (1998). Approche statistique de segmentation texturale d'images satellitaires. *Proceedings du CNES Statellite-Based : A Tool for the study of the Mediterranean*; Tunis, 23-27 Novembre 1998.
- [Kour, 1999a]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (1999). Textural classification using textural signatures. *Proceedings of the of EARSeL 19th Symposium on Remote Sensing in the 21st Century*, 557-561, Valladolid, Spain, May 31- June 02 1999.
- [Kour, 99b]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (1999). Nouvel algorithme de calcul des paramètres texturaux appliqué à la classification d'images satellitaires. Actes des 8^{me} Journées Scientifiques de Réseau de Télédétection de l'AUF, 109-118, Lausanne, Suisse, 22-25 Nov1999,. Ed. AUPELF-UREF, *Analyse critique et perspectives*. ISBN 2- 920021-92-3
- [Kour, 00]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (2000). Characterizing textural primitives using variography. *Proceedings of IMVIP2000*, 165-175, Ireland, 31 August-02 Sept 2000.
- [Kour,04a]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (2004). Optimizing texture primitives description based on variography and mathematical morphology. *Lecture Notes in Computer Science: Image Analysis and Recognition*, 2, 866-873, Porto, Portugal, September 29-October 1, 2004,
- [Kour, 06]** Kourgli, A., & Belhadj-aissa, A. (2006). *Optimizing texture primitives description, analysis, segmentation and classification using variography*. Chapter 11 of *Advances in Image and Video Segmentation*, 228-249. Zhang, Y-J by Idea Group Inc.
- [Kundu, 93]** Kundu, P., & Chaudhuri, B. B. (1993). Fuzzy geometric feature-based texture classification. *Pattern Recognition Letters*, 14, 825-832.
- [Koval, 01]** Kovalev, V., Kruggel, F., Gertz, H., Cramon, D., 2001. Three-dimensional texture analysis of MRI brain datasets. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20, 424-433

- [**Khosr, 94**] Khosrovi, P., Kahn, A., Genant, H., Majumdar, S., 1994. in American Society for Bone and Mineral Research. edited by L. Raisz (Mary Ann Liebert, Inc., Kansas, USA) ed, p. p. S156.
- [**Kleer, 85**] Kleerekoper, M., Villanueva, A., Stanciu, J., Rao, D., Parfitt, A., 1985. The role of three dimensional trabecular microstructure in the pathogenesis of vertebral compression fractures. *Calcif.Tissue Int.* 37, 594-597.
- [**Kalman, 07**] Kalmanti, E., Maris, T.G., 2007. Fractal dimension as an index of brain cortical changes throughout life. *In Vivo* 21, 641-646.
- [**Kuli, 2006**] Kulish, V., Sourin, A., Sourina, O., 2006. Human electroencephalograms seen as fractal time series: Mathematical analysis and visualization. *Computers in Biology and Medicine* 36, 291-302.
- [**Land, 1978**] Landeweerd, G. H., & Gelsema, and E. S. (1978). The use of nuclear texture parameters in the automatic analysis of leukocytes. *Pattern Recognition*, 10, 57-61.
- [**Lee, 1990**] Lee, J. H., & Philpot, W. D. (1990). A spectral-textural classifier for digital imagery. *Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2005-2008. Washington, DC, May 20-24, 1990.
- [**Lee, 2003**] Lee, S., Stathaki, T., & Harris, F. (2003). Texture characterisation using a novel optimisation formulation for two-dimensional autoregressive modelling and K-means algorithm. *Proceedings of IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems & Computer*, 1605-1609, Pacific Grove, November 9-12, 2003.
- [**Lespes, 08**] E. Lespessailles, C. Gadois, I. Kousignian, J. P. Neveu, P. Fardellone, S. Kolta, C. Roux, J. P. Do-Huu et C. L. Benhamou. "Clinical interest of bone texture analysis in osteoporosis: a case control multicenter study", *Osteoporosis International*, Vol. 19, N° 7, pp. 1019–1028, 2008
- [**Lers, 93**] Lerski, R., Straughan, K., Shad, L., Boyce, D., Bluml, S., & Zuna, I. (1993). MR image texture analysis – An approach to tissue characterisation. *Magnetic Resonance Imaging*, 11, 873-887.
- [**Lopez, 00**] Lopez, P. (2000). *Comportement mécanique d'une fracture en cisaillement : analyse par plan d'expériences des données mécaniques et morphologiques connues sur une fracture*. Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux.
- [**Lopez, 09**] R. Lopes, N. Betrouni. "Fractal and multifractal analysis: A review". *Medical Image Analysis*, Vol. 13, N° 4, pp. 634–649, 2009
- [**Lu, 98**] Lu C-S., & Chung, P. C. (1998). Wold features for unsupervised texture segmentation. *Proceedings IEEE of International Conference on Pattern Recognition ICPR98*, 2, 1689-1693, Brisbane, Australia, August 17-20, 1998.
- [**Lunder, 92**] Lundervold, A. (1992). *Ultrasonic tissue characterization - A pattern recognition approach*. Technical Report, Norwegian Computing Center, Oslo, Norway.
- [**Madir, 94**] Madiraju, S. V. R., & Liu, C-C. (1994). Rotation invariant texture classification using covariance. *Proceedings IEEE of the 1st International Conference on Image Processing*, 1, 655-659, Texas, November 13-16, 1994
- [**Link, 97**] Link, T., Majumdar, S., Konermann, W., Meier, N., Lin, J., Newitt, D., Ouyang, X., Peters, P., Genant, H., 1997. Texture analysis of direct magnification radiographs of vertebral specimens: correlation with bone mineral density and biomechanical properties. *Acad.Radiol.* 4, 167-176.
- [**Liu, 03**] liu, H., Zhang, R., Luan, F., Yao, X., Liu, M., Hu, Z., 2003. Diagnosing breast cancer based on support vector machines. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences* 43, 900-907.
- [**Liu, 03**] Liu, J., Zhang, L., Yue, G., 2003. Fractal dimension in human cerebellum measured by magnetic resonance imaging. *Biophysical Journal* 85, 4041-4046.

- [**Liu, 09**] Liu, X., Langer, D.L., Haider, M.A., Yang, Y., Wermick, M.N., Yetik, I.S., 2009. Prostate cancer segmentation with simultaneous estimation of markov random field parameters and class. *IEEE Transactions on Medical Imaging* In Press.
- [**Mail, 00**] Maillard, P. (2000). *Texture in high resolution digital images of the earth*. Ph.D. Thesis, University of Queensland, Qld, Australia.
- [**Mail, 01**] Maillard, P. (2001). Developing methods of texture analysis in high resolution images of the Earth. *Anais X SBSR, Foz do Iguacu, INPE*, 1309-1319.
- [**Mani, 00**] Manian, V., Vasquez, R., & Katiyar, P. (2000). Texture classification using logical operators, *IEEE Transactions on Image Analysis*, 9 (10), 1693-1703.
- [**Mani, 01**] Manian, V., & Vasquez, R. (2001). Texture synthesis using reaction-diffusion.
- [**Mant, 03**] Manthalkar, R., Biswas, P. K., & Chatterji, B. N. (2003). Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters. *Pattern Recognition Letters*, 24 (12), 2061–2068.
- [**Mara, 02**] Marache, A. (2002). *Comportement mécanique d'une fracture rocheuse sous contraintes normale et tangentielle*. Thèse de Doctorat. Ecole Centrale des Arts et Manufactures, Paris, France.
- [**Mate, 98**] Materka, A., & Strzelecki, M. (1998). *Texture analysis methods- A review*. Technical University of Lodz, COST B11 Report.
- [**Meag, 97**] Meagher, J. P., Homer, J., Paget, R., & Longstaff, D. (1997). Terrain classification via texture modelling of SAR and SAR coherency images. *Proceeding IEEE IGARSS'97, International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2063-2065, Singapore, August 3-8, 1997.
- [**Meer, 97**] Meer, F. V. D. (1997). What does multisensor image fusion add in terms of information content for visual interpretation? *International Journal of Remote Sensing*, 18 (2), 445-452.
- [**Mene, 01**] Menegaz, G. (2001). DWT based non parametric texture modelling. *Proceeding of the International Conference on Image Processing (ICIP'01)*, 173-176, Thessalonica, Greece, October 3-5, 2001.
- [**Mill, 91**] Miller, P., & Astley, S. Classification of breast tissue by texture analysis. *Proceedings of British Machine Vision Conference BMVC91*, Glasgow, September 24-26, 1991.
- [**Mire, 96**] Mirmehdi, M., Marik, R., Petrou, M., & Kittler, J. (1996). Iterative morphology for fault detection in stochastic textures. *Electronic Letters*, 32 (5), 443-444.
- [**Mosq, 92**] Mosquera, A. , Cabello, D., Carreira, M.J., & Penedo, M.G. (1992). A fractal-based approach to segmentation. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing and its Applications*, 450-453, Maastricht, Netherlands, April 7-9, 1992.
- [**Maeda, 98**] Maeda, J., Novianto, S., Miyashita, A., Saga, S., Suzuki, Y., 1998. Fuzzy region-growing segmentation of natural images using local fractal dimension. *Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition 2*, 991.
- [**Madab, 05**] Madabhushi, A., Udupa, J.K., 2005. Interplay between intensity standardization and inhomogeneity correction in MR image processing. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24, 561-576.
- [**Maj, 99**] Majumdar, S., Lin, J., Link, T., Millard, J., Augat, P., Ouyang, X., Newitt, D., Gould, R., Kothari, M., Genant, H., 1999. Fractal analysis of radiographs: Assessment of trabecular bone structure and prediction of elastic modulus and strength. *Medical Physics* 26, 1330-1340.
- [**Mandelbrot, 74**] Mandelbrot, B., 1974. *The Fractal Geometry of Nature*. W.H. Freeman.
- [**Mandelbrot, 75**] Mandelbrot, B., 1975. *Les Objets fractals : forme, hasard et dimension*, Flammarion ed, Paris.
- [**Mandelbrot, 77**] Mandelbrot, B., 1977. *Fractals: Form, Chance and Dimension.*, Freeman ed.

- [**Mandelbrot, 83**] Mandelbrot, B., 1983. *The Fractal Geometry of Nature*. W.H. Freeman.
- [**Mandelbrot, 89**] Mandelbrot, B., 1989. *Fractals and Multifractals: Noise, Turbulence and Galaxies*, Springer Verlag ed, Berlin.
- [**Mandelbrot, 68**] Mandelbrot, B., Van Ness, J., 1968. Fractional brownian motion, fractional noises and applications. *S.I.A.M Review* 10, 422-437.
- [**Mandelbrot, 67**] Mandelbrot, B., 1967. How long is the coast of Britain? Statistical self-similarity and fractional dimension. *Science* 156, 636-638.
- [**Noda, 96**] Noda, H., Shirazi, M. N., & Kawaguchi, E. (1996). An MRF model-based method for unsupervised textured image segmentation. *Proceedings of IEEE 13th International Conference on Pattern Recognition*, 765-769.
- [**Nakib, 08**] A. Nakib. Conception de métaheuristiques de segmentation d'images. Application à des images biomédicales. PhD thesis, Université Val de Marne - Paris 12, 2008.
- [**Nag, 96**] Nagao, M., Murase, K., 2002. Measurement of heterogeneous distribution on Technegas SPECT images by three-dimensional fractal analysis. *Annals of Nuclear Medicine* 16, 369-376.
- [**Norm, 91**] Normant, F., Tricot, C., 1991. Methods for evaluating the fractal dimension of curves using convex hulls. *Phys.Rev.A* 43, 6518-6525.
- [**Nov, 03**] Novianto, S., Suzuki, Y., Maeda, J., 2003. Near optimum estimation of local fractal dimension for image segmentation. *Pattern Recognition Letters* 24, 365-374.
- [**Nyul, 00**] Nyul, L.G., Udupa, J.K., Zhang, X., 2000. New variants of a method of MRI scale standardization. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19, 143-150.
- [**Ohan, 92**] Ohanian, P. P., & Dubes, R. C. (1992). Performance evaluation for four classes of textural features. *Pattern Recognition*, 25 (8), 819-833.
- [**Ojal, 96**] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition*, 29, 51- 59.
- [**Ojal, 02**] Ojala, T., Pietikäinen, M. and Mäenpää, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (7), 971-987.
- [**Ouarz, 07**] Ouarzeddine, M., Souissi, B., & Belhadj-Aissa, A. (2007). *Unsupervised classification using wishart classifier*.
- [**Oczeret, 01**] Oczeretko, E., Juczewska, M., Kasacka, I., 2001. Fractal geometric analysis of lung cancer angiogenic patterns. *Folia Histochem.Cytobiol.* 39 Suppl 2, 75-76.
- [**Oktem, 04**] Oktem, V., Jouny, I., 2004. Automatic detection of malignant tumors in mammography using fractal analysis. *International Congress Series* 1268.Ott, S., 1986. Should women get screening bone mass measurements? *Ann.Int.Med.* 104, 874-876.
- [**Ouyang, 98**] Ouyang, X., Majumdar, S., Link, T., Lu, Y., Augat, P., Lin, J., Newitt, D., Genant, H., 1998. Morphometric texture analysis of spinal trabecular bone structure assessed using orthogonal radiographic projections. *Medical Physics* 25, 2037-2045.
- [**Page, 99**] Paget, R. D. (1999). *Nonparametric Markov random field models for natural texture images*. PhD thesis, University of Queensland.
- [**Page, 00**] Paget, R. D. (2000). Open-ended texture classification for terrain mapping. *IEEE International Conference on Image Processing*, 3, 584-587, Vancouver, Canada, September 10-13, 2000.
- [**Pesa, 99**] Pesaresi, M. (1999). Textural classification of very high-resolution satellite imagery: empirical estimation of the interaction between window size and detection accuracy in urban environment. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 1999*, 114-118, Kobe, Japan, October 25-28, 1999.
- [**Piet, 83**] Pietikäinen, M., Rosenfeld, A., & Davis, L. S. (1983). Experiments with texture classification using averages of local pattern matches. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, 421-426.

- [Port, 99]** Portilla, J. and Simoncelli, E. 1999. A parameter texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients. *International Journal of Computer Vision* 40 (1).
- [Puig, 01]** Puig, D., & Garcia, M. A. (2001). Determining optimal window size for texture feature extraction methods. *IX Spanish Symposium on Pattern Recognition and Image Analysis 2001*. (2), 237-242, Castellon, Spain, May 16-18, 2001.
- [Puig, 03]** Puig, D., & Garcia, M. A. (2003). Pixel-based texture classification by integration of multiple texture feature evaluation window. *Lecture Notes in Computer Science 2652*, Pattern Recognition and Image Analysis, F.J.Perales, A.J.C.Campilho, N.Pérez, A.Sanfeliu (Eds.), Springer-Verlag, 793-801.
- [Papa, 05]** Papaloucas, C., Ward, R., Tonkin, C., Buckland-Wright, C., 2005. Cancellous bone changes in hip osteoarthritis: a short-term longitudinal study using fractal signature analysis. *OsteoArthritis and Cartilage* 13, 998-1003.
- [Pentland, 84]** Pentland, A., 1984. Fractal-based description of natural scenes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 6, 661-674.
- [Pulkki, 08]** Pulkkinen, T. Jämsä, E.-M. Lochmüller, V. Kuhn, M. T. Nieminen et F. Eckstein. "Experimental hip fracture load can be predicted from plain radiography by combined analysis of trabecular bone structure and bone geometry" *Osteoporosis International*, Vol. 19, N° 4, pp. 547–558, 2008
- [Per, 00]** Pereira, D., Zambrano, C., Martin-Landrove, M., 2000. Evaluation of malignancy in tumors of the central nervous system using fractal dimension. *Eng.Med.Biol.Soc., Proc.of the 22nd Annu.Intl.Conference of the IEEE* 3, 1775-1778.
- [Qais, 03]** Qaiser, N., & Hussain, M. (2003). Optimum window-size computation for moment based texture segmentation. *Proceedings IEEE of 7th International Multi Topic Conference*, 25-31, Islamabad, Pakistan, December 8-9, 2003.
- [Qais, 06]** Qian, Z., MEtaxas, D., Axel, L., 2006. Extraction and tracking of MRI tagging sheets using a 3D Gabor filter bank. *Conf.Proc.IEEE Eng Med.Biol.Soc.* 1, 711-714.
- [Qiu, 99]** Qiu, H., Lam, N., Quattochi, D., Gamon, J., 1999. Fractal characterization of hyperspectral imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65, 63-71.
- [Rand, 94]** Randen, T., & Husoy, J. H. (1994). Least squares image texture analysis and synthesis. *Hogskolen i Stavanger*, working paper 197, 1-10.
- [Rand, 99]** Randen, T., & Husoy, J. H. (1999). Filtering for texture classification: a comparative study. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21 (4).
- [Reed, 93]** Reed, T. R., & Du Buf, J. M. H. (1993). A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP (Computer, Vision, Graphics and, Image processing): Image Understanding*, 57 (3), 359-372.
- [Rign, 90]** Rignot, E. & Kwok, R. (1990). Extraction of Textural Features in SAR Images: Statistical Model and Sensitivity. *Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1979-1982, Mayland, May 20-24, 1990.
- [Ruiz, 03]** Ruiz-Azola, J., Suarez, E., Alberola-Lopez, C., Warfield, S. K., & Westin, C. -F. (2003). Geostatistical medical image registration. *Proceedings of the Fifth International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'03)*, 894-901, Montreal, Canada, November 15-18, 2003.
- [Rutt, 92]** Ruttiman, U., Webber, R., Hazelrig, J., 1992. Fractal dimension from radiographs of peridental alveolar bone. *Oral Pathology* 74, 98-110.
- [Ryba, 96]** Rybaczuk, M., Kedzia, A., Blaszczyk, E., 1996. Fractal description of cerebellum surface during fetalperiod. *Folia.Morphol.* 55, 434-436.
- [Sark, 97]** Sarkar, A., Sharma, K. M. S., & Sonak, R.V. (1997). A new approach for subset 2-D AR model identification for describing textures. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6 (3), 407-413.

- [**Schi, 92**] Schistad, A. H., & Jain, A. K. (1992). Texture analysis in the presence of speckle noise. *Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium.*, 884-886, Houston, May 26-29, 1992
- [**Scot, 83**] Scott, D. W., & Thompson, J. R. (1983). Probability density estimation in higher dimensions. *Computer Science and Statistics: Proceedings of the Fifteenth Symposium on the Interface*, 173-179, Houston, March 17-18, 1983.
- [**Serr, 82**] Serra, J.P. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, London.
- [**Seym, 93**] Seymour, L. (1993). *Parameter estimation and model selection in image analysis using Gibbs Markov random fields*. PhD thesis, The University of North Carolina, Chapel Hill.
- [**Sun, 83**] Sun, C. & Wee, W. G. (1983). Neighbouring grey level dependence matrix for texture classification. *Computer Vision and Image processing*, 23, 341-352.
- [**Supe, 91**] Super, B. J., & Bovik, A. C. (1991). Localized measurement of image fractal dimension using Gabor filters. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2, 114-128.
- [**Suth, 95**] Sutherland, K., & Ironside, J. W. (1995) Automatic texture segmentation using morphological filtering on images of the human cerebellum. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing and Its Applications*, 777-780, Edinburgh, UK, July, 3-6, 1995.
- [**Sand, 97**] Sandau, K., Kurz, H., 1997. Measuring fractal dimension and complexity--an alternative approach with an application. *J.Microsc.* 186, 164-176.
- [**Sander, 95**] Sanderson, B., Goulding, A., 1990. The fractal dimension of relative Lagrangian motion. *Tellus* 42A, 550-556.
- [**Sark, 92**] Sarkar, N., Chaudhuri, B., 1992. An efficient approach to estimate fractal dimension of texture image. *Pattern Recognition* 25, 1035-1041.
- [**Tang, 98**] Tang, X. (1998). Texture information in run-length matrices. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7 (11), 1602-1609.
- [**Tann, 96**] Tanner, M.A. (1996). *Tools for statistical inference*. Springer Series in Statistics, Springer- Verlag.
- [**TETA, 2007**] Y. TETART & M. OUAHI. "Caractérisation de motifs de dentelles par la dimension fractale", Master ASE SII, USTL, Février 2007.
- [**Tuce, 98**] Tuceyran, M., & Jain, A.K. (1998). *Texture analysis*. Chapter 2 of Handbook of Pattern Recognition and Computer vision, C.H. Chen, L.F. Pau and P.S.P. Wang (Eds.), World Scientific, Singapore, 235-276.
- [**Tugn, 93**] Tugnait, J. K. (1993). Texture synthesis using asymmetric 2-D noncausal AR models. *IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, 71-75.
- [**Taleb, 03**] Taleb-Ahmed, A., Dubois, P., Duquenoy, E., 2003. Analysis methods of CT-scan images for the characterization of the bone texture: First results. *Pattern Recognition Letters* 24, 1971-1982.
- [**Taleb, 09**] Taled-Ahmed. "Analyse multifractale de la texture par la méthode MMTO2D : Application à l'ostéoporose à partir d'image IRM", CITIC 2009 Sétif, Algérie.
- [**Tani, 07**] Tanimoto, A., Nakashima, J., Kohno, H., Shinmoto, H., Kuribayashi, S., 2007. Prostate cancer screening: The clinical value of diffusion-weighted imaging and dynamic MR imaging in combination with T2-weighted imaging. *Journal of Magnetic Resonance Imaging* 25, 146-152
- [**Tél, 89**] Tél, T., Fulop, A., Vicsek, T., 1989. Determination of fractal dimensions for geometrical multifractals. *Physica A* 159, 155-166.
- [**Unse, 86**] Unser, M. (1986) Sum and difference histogram for texture classification. *IEEE*

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8 (1), 118-125

[Unse, 95] Unser, M., 1995. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. Image Processing* 4, 1549-1560.

[Uite, 87] Uitewaal, P., Lips, P., Netelenbos, J., 1987. An analysis of bone structure in patients with hip fracture. *Bone Miner.* 3, 63-67.

[Valk, 98] Valkealathi, K., & Oja, E. Reduced multidimensional co-occurrence histograms in texture classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,

[VanG, 85] Van Gool, L., Dewaele, P., & Oosterlinck, A. (1985). Survey: Texture analysis anno 1983. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 29, 336-357.

[Verl, 93] Verly, J. G., & Delanoy, R L. (1993). Adaptive mathematical morphology for range imagery. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2 (2), 272-275.

[Voss, 88] Voss, R.F. (1988). *Fractals in nature: from characterisation to simulation. The science of fractal images.* H-O. Peitgen & D. Saupe (eds.), Springer Verlag, 21-70.

[Visw, 08] Viswanath, S., Tiwari, P., Rosen, M., Madabhushi, A., 2008. A meta-classifier for detecting prostate cancer by quantitative integration of in vivo magnetic resonance spectroscopy and magnetic resonance imaging. *Proceedings of the SPIE (The International Society for Optical Engineering)* 6915, D1-D12

[Vill, 08] Villers, A., Puech, P., Mouton, D., Leroy, X., Ballereau, C., Lemaitre, L., 2006. Dynamic contrast enhanced, pelvic phased array magnetic resonance imaging of localized cancer for predicting tumor volume: correlation with radical prostatectomy findings. *Journal of Urology* 176, 2432-2437

[Vic, 89] Vicsek, T., 1989. *Fractal Growth Phenomena*, World Scientific, Singapore ed.

[Vel, 00] Veldkamp, W., Karssemeijer, N., Otten, J., Hendriks, J., 2000. Automated classification of clustered microcalcifications into malignant and benign types. *Medical Physics* 27, 2600-2608.

[Vester, 05] Vesterby, A., "Star volume in bone research a histomorphometric analysis of trabecular bone structure using vertebral sections". *The Anatomical Record*, Vol. 235, N° 2, pp. 325-334. 2005

[Wahl, 82] Wahl, F. M., Wong, K.Y., & Casey, R.G. (1982). Block Segmentation and Text Extraction in Mixed Text/Image Documents. *Computer Graphics and Image Processing*, 20, 375-390.

[Walk, 96] Walker, R. F., & Jackway, P. (1996). Statistical geometric features extension for cytological texture analysis. *The 13th International Conference on Pattern Recognition*, 790-794, Vienne, Austria, August 25-19, 1996.

[Wei, 00] Wei L.Y. and Levoy M. (2000). Fast texture synthesis using tree vector quantization. *Proceedings of International Conference on Computer graphics and interactive techniques ACM SIGGRAPH 00*, 479-488, New Orleans, Louisiana, USA, 23-28 July 2000.

[Wesk, 76] Weszka, J., Deya, C. and A. Rosenfeld, "A Comparative study of texture measures for terrain classification", *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 6, 269-285.

[White, 99] S. C. White, D. J. Rudolph. "Alterations of the trabecular pattern of the jaws in patients with osteoporosis". *Oral Surgery Oral Medicine Oral Pathology Oral Radiology and Endodontology* Vol. 88, N° 5, pp. 628-635, 1999

- [**WILk, 76**] Wilkie, J.R., Giger, M.L., Chinander, M.R., Vokes, T.J., Li, H., Dixon, L., Jaros, V., 2004. Comparison of radiographic texture analysis from computed radiography and bone densitometry systems. *Med.Phys.* 31, 882-891.
- [**Woysh, 76**] Woyshville, M., Calabrese, J., 1994. Quantification of occipital EEG changes in Alzheimer's disease utilizing a new metric; the fractal dimension. *Biol.Psychol.* 291-302.
- [**Witk, 91**] Witkin, A., & Kass, M. (1991) Reaction–diffusion textures. *ComputerGraphics*, 25, 299–308.
- [**XIA, 06**] Xia, Y., Feng, D., Zhao, R., 2006. Morphology-based multifractal estimation for texture segmentation. *IEEE transactions on image processing* 15, 614-624.
- [**Yous, 04**] Youssry, N., Abou-Chadi, F. E. Z., & El-Sayad, A. M. (2004). Early detection of masses in digitized mammograms using texture features and neuro-fuzzy model. *Proceedings of the Twentieth National Radio Science Conference NRSC 2003*, 1-9, Cairo, Egypt, March 18-20, 2003.
- [**Yasar, 06**] Yasar, F., Akgunlu, F., 2006. The differences in panoramic mandibular indices and fractal dimension between patients with and without spinal osteoporosis. *Dentomaxillofac.Radiol.* 35, 1-9.
- [**Yi, 07**] Yi, W.J., Heo, M.S., Lee, S.S., Choi, S.C., Huh, K.H., Lee, S.P., 2007. Direct measurement of trabecular bone anisotropy using directional fractal dimension and principal axes of inertia. *Oral Surg.Oral Med.Oral Pathol.Oral Radiol.Endod.* 104, 110-116.
- [**Ying, 05**] Ying-Dong, Q., Cheng-Song, C., San-Ben, C., Jin-Quan, L., 2005. A fast subpixel edge detection method using Sobel-Zernike moments operator. *Image and Vision Computing* 23, 11-17.
- [**Yosh., 03**] Yoshikawa, T., Murase, K., Oku, N., Kitagawa, K., Imaizumi, M., Takasawa, M., Nishikawa, T., Matsumoto, M., Hatazawa, J., Hori, M., 2003. Statistical Image Analysis of Cerebral Blood Flow in Vascular Dementia with Small-Vessel Disease. *Journal of Nuclear medicine* 44, 505-511.
- [**Zuck, 80**] Zucker, S. W., & Terzopoulos, D. (1980). Finding structure in co occurrence matrices for texture analysis. *Computer Graphics and Image Processing*, 12, 286-308.
- [**Zhang, 06**] Zhang, L., Dean, D., Liu, J., Sahgal, V., Wang, X., Yue, G., 2006. Quantifying degeneration of white matter in normal aging using fractal dimension. *Neurobiology of Aging* 28, 1543-1555.
- [**Zhang, 06**] Zhang, X., Meng, Q., 2004. Local fuzzy fractal dimension and its application in medical image processing. *Artificial Intelligence In Medicine* 32, 29-36.
- [**Zook, 05**] Zook, J., 2005. Statistical analysis of fractal-based brain tumor detection algorithms. *Magnetic Resonance Imaging* 23, 671-678.
- [**Zwig, 04**] Zwiggelaar, R., Zhu, Y., Williams, S., 2004. Towards classification of prostate MRI. *Proceedings of Medical Image Understanding and Analysis*, 204-208.
- [**Zwig, 04**] A. Zaia, R. Eleonori, P. Maponi, "Medical imaging and osteoporosis: Fractal's lacunarity analysis of trabecular bone in MR images" *IEEE symposium on computer-Based Medical systems (CBMS'05)*, pp. 3-8.