

N°d'ordre : 1523

50376  
1995  
143

THESE

présentée à



L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE

pour obtenir le titre de

**DOCTEUR**

en **PRODUCTIQUE : AUTOMATIQUE ET INFORMATIQUE INDUSTRIELLE**

par

**David COLIN**

**ANALYSE ET CARACTERISATION D'IMAGES DE TEXTURE :  
APPLICATION AUX IMAGES RADIOGRAPHIQUES  
D'OS TRABECULAIRES.**

Soutenu le 19 mai 1995 devant la commission d'examen :

<b>MM P. VIDAL</b>	<b>Président</b>
<b>H. EMPTOZ</b>	<b>Rapporteur</b>
<b>A. TOUZANI</b>	<b>Rapporteur</b>
<b>J.G. POSTAIRE</b>	<b>Directeur de Recherche</b>
<b>P. DUBOIS</b>	<b>Examineur</b>
<b>X. MARCHANDISE</b>	<b>Examineur</b>
<b>B. CORTET</b>	<b>Examineur</b>

A mon épouse.

A la mémoire de mon père.

*Le travail présenté dans ce mémoire est le résultat de la collaboration entre le centre d'Automatique de l'Université des Sciences et Technologies de Lille, dirigé par Monsieur le Professeur P. VIDAL, le laboratoire C.L.A.R.C-Biophysique de la Faculté de Médecine de Lille, dirigé par Monsieur le Professeur X. MARCHANDISE et le service de Rhumatologie du Centre Hospitalier Régional de Lille, dirigé par Monsieur le Professeur B. DELCAMBRE.*

*Je tiens à exprimer toute ma gratitude à Monsieur le Professeur P. VIDAL pour m'avoir accueilli dans son laboratoire et de me faire l'honneur de présider ce jury.*

*J'adresse mes plus vifs remerciements à Monsieur le Professeur J.G. POSTAIRE, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies de Lille pour la confiance et le soutien qu'il m'a accordés. Qu'il trouve ici le témoignage de ma gratitude pour son aide et ses conseils à la réalisation de ce travail et à la rédaction de cette thèse.*

*Je remercie profondément Monsieur le Professeur H. EMPTOZ, Professeur à l'I.N.S.A. de Lyon, et Monsieur le Professeur A. TOUZANI, Professeur et directeur du laboratoire de traitement d'images et de télédétection au C.N.C.P.R.S.T. de Rabat d'avoir accepté de juger ce travail et de me faire l'honneur de participer à ce jury.*

*Monsieur P. DUBOIS, Maître de Conférence des Universités et Praticien Hospitalier m'a conseillé et a apporté, tout au long de ces années, ses compétences et une aide précieuse. Qu'il trouve ici mes plus sincères remerciements.*

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Monsieur le Professeur X. MARCHANDISE, Professeur au Laboratoire de Biophysique, et chef de service du Service Centrale de Médecine Nucléaire au C.H.R.U. de Lille qui m'a accueilli et conseillé tout au long de cette étude.*

*Monsieur B. CORTET, Rhumatologue au C.H.R.U. de Lille, s'est toujours montré disponible et m'a aidé dans les aspects cliniques de ce travail. Je l'en remercie vivement.*

*Je remercie également Monsieur J. WEIL, Pédiatre à l'hôpital Calmette, pour sa contribution et l'intérêt porté à ce travail.*

*Je ne saurais oublier de remercier les membres permanents et les stagiaires du C.L.A.R.C. pour l'aide et la sympathie qu'ils m'ont accordées durant ces trois années.*

*Je remercie pour leur collaboration à ce travail tout le personnel du Centre Automatique de Lille, du Laboratoire de Biophysique et du Service Central de Médecine Nucléaire de l'hôpital B de Lille.*

# **TABLE DES MATIERES**

<b>TABLE DES MATIERES.....</b>	<b>1</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE .....</b>	<b>9</b>
<b>CHAPITRE I : L'OS ET LA STRUCTURE OSSEUSE .....</b>	<b>13</b>
<b>I : NOTIONS ELEMENTAIRES SUR L'OS</b>	<b>15</b>
I.A : DESCRIPTION ANATOMIQUE DE L'OS	15
I.B : DIFFERENTES PHASES D'EVOLUTION	16
I.C : RESISTANCE MECANIQUE DE L'OS ET STRUCTURE OSSEUSE	20
<b>II : DIFFERENTES TECHNIQUES DE MESURE DE LA STRUCTURE OSSEUSE</b>	<b>21</b>
II.A : RESISTANCE BIOMECHANIQUE OSSEUSE	21
II.A.1 : Caractérisation mécanique d'un matériau	21
II.A.2 : Evaluation des propriétés biomécaniques du tissu osseux	22
II.B : HISTOMORPHOMETRIE	23
II.B.1 : Les paramètres de PARFITT	23
II.B.2 : Techniques de squelettisation de l'image obtenue à partir de coupes de biopsie	23
II.B.3 : La technique du "star volume"	24
II.B.4 : La technique du "trabecular bone factor "	24
II.B.5 : Apport de la micro-radiographie dans l'analyse de la structure osseuse	25
II.C : MESURES ULTRASONIQUES OSSEUSES	26
II.C.1 : Rappel théorique	26
II.C.2 : Mesures ultrasoniques	26
II.D : ANALYSE D'IMAGES MEDICALES	27
II.D.1 : Images radiographiques standard	27
II.D.2 : Images tomographiques.	29
II.D.3 : Images IRM	31
<b>III : PRESENTATION DE L'ETUDE</b>	<b>32</b>
III.A : CONTEXTE DE L'ETUDE	32
III.B : DIFFERENTS SITES D'ETUDE	33
III.C : SITE CHOISI	34

<b>CHAPITRE 2 : LA RADIOGRAPHIE.....</b>	<b>37</b>
<b>I : PHYSIQUE DES RAYONS X.</b>	<b>39</b>
I.A : INTRODUCTION AUX RAYONS X	39
I.A.1 : La dureté des rayons X	40
I.A.2 : L'intensité des rayons X	40
I.A.3 : Spectre du faisceau de rayons X	40
I.B : INTERACTION DES RAYONS X AVEC LA MATIERE	41
I.C : LA PRODUCTION DES RAYONS X	42
I.C.1 : Le tube radiogène	43
I.C.2 : Production des rayons X	43
I.C.2.a : Rayonnement émis par collision des électrons	44
I.C.2.b : Rayonnement émis par freinage des électrons	44
<b>II : FACTEURS DE DISPERSION DES CLICHES</b>	<b>45</b>
II.A : L'APPAREIL RADIOGRAPHIQUE.	46
II.A.1 : Le tube	46
II.A.2 : Accessoires	47
II.B : FACTEURS LIES A LA MANIPULATION	47
II.B.1 : L'exposition.	48
II.B.2 : La distance foyer-film.	48
II.B.3 : Prise en compte des rayons X secondaires - utilisation d'une grille	48
II.B.4 : Le rôle de la tension.	49
II.C : OBTENTION DE L'IMAGE RADIOGRAPHIQUE.	50
II.C.1 : Le film radiographique.	50
II.C.2 : Développement	51
<b>III : MESURE DE LA DISPERSION</b>	<b>52</b>
III.A : PRESENTATION DE L'ETUDE	52
III.A.1 : Support de la mesure	52
III.A.2 : Série de clichés étudiés	53
III.B : RESULTATS	54
III.B.1 : Etude de la série-1 - Dispersion radiographique intrinsèque	54
III.B.2 : Etude de la série-2 - Dispersion sur une courte durée	55
III.B.3 : Etude de la série-3 - Dispersion sur une longue durée	56
III.C : CONCLUSION	56

**CHAPITRE 3 : ANALYSE STRUCTURELLE DE LA  
TEXTURE..... 58**

<b>I : INTRODUCTION A L'ANALYSE DE TEXTURE</b>	<b>60</b>
I.A : NOTION DE TEXTURE	60
I.B : CATEGORIES DE TEXTURES	61
I.B.1 : Macrotecture	61
I.B.2 : Microtecture	61
I.C : TYPES D'ANALYSE DE TEXTURE	62
I.D : EXEMPLES D'APPLICATIONS	63
<b>II : ANALYSE STRUCTURELLE</b>	<b>64</b>
II.A : METHODOLOGIE GENERALE	64
II.A.1 : Description des formes des primitives	64
II.A.2 : Utilisation de règles et de grammaires	64
II.B : ANALYSE PAR EXTRACTION DU RESEAU TRABECULAIRE	65
II.B.1 : Principe de la méthode	65
II.B.2 : Extraction du réseau	66
II.B.2.a : Détection de contour	66
II.B.2.b : Laplacien de gaussien	68
II.B.2.c : Application du filtre laplacien de gaussien	71
II.B.3 : Extraction des attributs	72
II.B.3.a : Description du réseau à partir de l'image binaire	73
II.B.3.b : Description à partir du squelette.	75
II.B.3.c : Description associant l'image binaire et le squelette	76
II.C : ANALYSE PAR CARACTERISATION DU RELIEF	77
II.C.1 : Principe de la méthode	77
II.C.2 : Outils de la morphologie en niveaux de gris	79
II.C.2.a : Morphologie mathématique en niveaux de gris	79
II.C.2.b : Amincissement et squelettisation en niveaux de gris.	80
II.C.2.b : Ligne de partage des eaux	82
II.C.3 : Application de la squelettisation	82
II.C.4 : Extraction des attributs	82

**CHAPITRE 4 : ANALYSE STATISTIQUE DE LA TEXTURE ..... 85**

<b>I : INTRODUCTION AUX PRINCIPALES METHODES</b>	<b>87</b>
--	-----------

I.A : MATRICE DE COOCCURRENCE	88
I.B : METHODE DE DIFFERENCE D'IMAGES	89
I.C : METHODE DE DENSITE SPECTRALE	90
I.D : METHODES BASEES SUR DES MODELES DE TEXTURES	91
I.E : FONCTION D'AUTOCORRELATION	91
I.F : MASQUES METTANT EN EVIDENCE DES PROPRIETES AD HOC	92
I.G : MESURE D'EXTREMA RELATIFS	92
I.H : CONCLUSION SUR LES METHODES CLASSIQUES	92
<b>II : METHODES RETENUES</b>	<b>93</b>
II.A : METHODE DE MESURE DIFFERENTIELLE DES VARIATIONS LOCALES	93
II.B : METHODE DE LONGUEURS DE PLAGES.	95
<b>III : PREMIERS ESSAIS DE DISCRIMINATION DE LA TEXTURE OSSEUSE</b>	<b>97</b>
III.A : RESULTATS AVEC LA MATRICE DE COOCCURRENCE	98
III.B : RESULTATS AVEC LA METHODE DE MESURE DIFFERENTIELLE DES VARIATIONS LOCALES.	99
<b>CHAPITRE 5 : LES FRACTALES .....</b>	<b>102</b>
<b>I : INTRODUCTION AUX FRACTALES</b>	<b>104</b>
I.A. : INTRODUCTION	104
I.B. : FRACTALES STOCHASTIQUE ET DETERMINISTE	105
I.B.1: Les fractales stochastiques	105
I.B.2: Les fractales déterministes	106
I.C : PROPRIETES CARACTERISTIQUES DES FRACTALES	108
I.C.1 : Auto-similarité	108
I.C.2 : Auto-affinité	109
I.D : DIMENSION FRACTALE	110
I.D.1 : Dimension topologique	110
I.D.2 : Dimension d'homothétie	110
I.D.3 : Dimension de Hausdorff	112
I.D.4 : Dimension de Minkowski	113
I.E : LES MOUVEMENTS BROWNIENS FRACTIONNAIRES (MBF)	113
I.E.1 : Définition d'un MBF	114
I.E.2 : Génération des MBF	115

<b>II : CALCUL DE LA DIMENSION FRACTALE</b>	<b>116</b>
II.A : METHODOLOGIE	117
II.A.1 : Méthode des boîtes	117
II.A.2 : Méthode des boîtes de Voss	118
II.A.3 : Méthode des variations	119
II.A.4 : Méthode des gratte-ciel	120
II.A.5 : Méthode des couvertures morphologiques	121
II.B : TEST DE MESURE DE LA DIMENSION FRACTALE	122
II.B.1 : Paramètres calculés	122
II.B.2 : Dimension mesurée	123
<b>CHAPITRE 6 : MISE EN OEUVRE .....</b>	<b>127</b>
<b>I : MISE EN OEUVRE</b>	<b>129</b>
I.A : ARCHITECTURE DU SYSTEME	129
I.A.1 : Caméra d'acquisition	129
I.A.2 : Imageur	129
I.A.3 : Système de traitement	130
I.B : NUMERISATION DU CLICHE	130
I.B.1 : Eclairage du cliché	130
I.B.2 : Taille de la fenêtre d'étude	131
I.B.3 : Agrandissement	131
I.B.4 : Contrôle de l'orientation du cliché	132
<b>II : PRETRAITEMENTS</b>	<b>133</b>
II.A : LISSAGE	133
II.A.1 : Présentation des méthodes de lissage	134
II.A.1.a : Méthodes globales	134
II.A.1.b : Méthodes adaptatives	135
II.A.1.c : Méthodes optimales	136
II.A.2 : Filtre de Deriche	136
II.B : CORRECTION DE LA DYNAMIQUE	137
II.B.1 : Dispersion initiale	137
II.B.2 : Utilisation de références	137
III.B.2.a : Référence interne au cliché	137
III.B.2.b : Référence externe	138
II.B.3 : Correction par traitement logiciel	138

<b>III : MESURE DE LA REPRODUCTIBILITE DES METHODES PROPOSEES</b>	<b>140</b>
III.A : SUPPORT DE L'ETUDE	140
III.B : RESULTATS	140
III.B.1 : Influence du bruit.	140
III.B.2 : Influence de la numérisation du cliché	141
III.B.2.a : Reproductibilité intrinsèque de la numérisation.	141
III.B.2.b : Influence du réglage de la luminosité	142
III.B.3 : Influence de la réalisation radiographique	143
III.B.3.a : Reproductibilité intrinsèque des clichés radiographiques.	143
III.B.3.b : Reproductibilité dans le temps	143
III.B.3.c : Importance du réglage des paramètres de saisie des clichés radiographiques	144
III.B.3.d : Influence de l'appareil radiographique utilisé.	145
III.B.3.e : Importance de la résolution du film	145
III.B.4 : Influence du positionnement	146
III.B.4.a : Importance de l'orientation	146
III.B.4.b : Influence du positionnement de la fenêtre d'analyse	147
III.C : CONCLUSIONS	148
 <b>CHAPITRE 7 : EVALUATION DES ATTRIBUTS DE TEXTURE.....</b>	 <b>150</b>
 <b>I : PRESENTATION DES GROUPES ETUDIES</b>	 <b>152</b>
 <b>II : SELECTION DES ATTRIBUTS</b>	 <b>155</b>
II.A : METHODOLOGIE	155
II.A.1 : Problème de la sélection des attributs	155
II.A.2 : Méthodologie employée	155
II.B : ETUDE DE LA DISPERSION DES ATTRIBUTS	156
II.B.1 : Méthode d'extraction du réseau	156
II.B.2 : Méthode de caractérisation du relief	157
II.B.3 : Méthode de mesure différentielle des variations locales.	157
II.B.4 : Méthode des longueurs de plages	158
II.B.5 : Méthode de mesure de la dimension fractale	158
II.C : ETUDE DE LA CORRELATION DES ATTRIBUTS	159
II.C.1 : Corrélation des attributs intra - méthodes	159

## Table des matières

---

II.C.1.a : Méthode d'extraction du réseau	159
II.C.1.b : Méthode de caractérisation du relief	161
II.C.1.c : Méthode de mesure différentielle des variations locales.	162
II.C.1.d : Méthode des longueurs de plages	162
II.C.1.e : Méthode de mesure de la dimension fractale	163
II.C.2 : Corrélations des attributs inter-méthodes	163
<b>III : EVALUATION DU POUVOIR DISCRIMINANT DES ATTRIBUTS</b>	<b>164</b>
III.A : PRESENTATION DES OUTILS D'ANALYSE UTILISES	165
III.B : ETUDE DE CLASSIFICATION DES DIFFERENTS GROUPES	165
III.B.1 : Classification NORMAL - JEUNE	165
III.B.2 : Classification NORMAL - AGE	169
III.B.3 : Classification NORMAL - OSTÉOPOROSE	172
<b>IV : CONCLUSION</b>	<b>174</b>
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>176</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>184</b>

# INTRODUCTION

L'exploitation des images numériques constitue actuellement un vaste domaine de recherches et d'applications, allant du contrôle de qualité en secteur industriel à la télédétection satellitaire.

Les techniques de traitement d'images développées depuis les années soixante ont rapidement trouvé des retombées pratiques dans le domaine de l'imagerie médicale. La diminution constante du rapport coût-performance des systèmes de vision permet maintenant d'envisager une diffusion de plus en plus massive d'applications de traitement d'images au sein des milieux médicaux. L'imagerie médicale, notamment la radiographie, se situe dans le cadre des examens cliniques les plus répandus et l'analyse de l'information contenue dans les images est le fait de l'expertise médicale. Il est donc intéressant de disposer de systèmes pouvant compléter cette expertise médicale.

Cette thèse est consacrée à l'analyse non-invasive de la texture d'os trabéculaires en vue d'une caractérisation de la structure osseuse à partir d'images radiographiques conventionnelles telles qu'elles sont couramment utilisées en pratique clinique. L'exploration de la structure osseuse a pour objet d'étudier, grâce à une analyse de texture, les caractéristiques de l'os trabéculaire afin de rendre compte de la résistance mécanique du squelette et d'apporter une aide précieuse pour le diagnostic des pathologies osseuses. Cette caractérisation de la structure est destinée à discriminer les patients présentant ou des patrimoines osseux différents ou des pathologies à répercussion osseuse des patients sains.

La résistance mécanique du squelette dépend très largement de la masse osseuse et de l'organisation architecturale du tissu osseux. La diminution des capacités de résistance mécanique osseuse résulte principalement de la raréfaction de l'os trabéculaire avec diminution à la fois de l'épaisseur et du nombre de travées, ce qui entraîne une baisse de la masse osseuse [Parfitt-83]. Une diminution de la résistance mécanique entraîne alors une augmentation du risque de fractures, telle celle du col du fémur. Or, avec le vieillissement de la population, ces accidents sont de plus en plus fréquents et constituent un réel problème de santé publique.

La structure osseuse peut être définie comme la manière dont les trabéculations sont agencées entre elles, notamment l'espacement des travées, leur épaisseur et leurs interconnexions. Si la diminution de la masse osseuse est un facteur prépondérant de mesure de la fragilité osseuse, des modifications de la structure osseuse apparaissent à présent déterminant dans la pathogénie des fractures [Alexandre-93].

Les paramètres micro-architecturaux issus d'une ponction-biopsie osseuse permettent d'analyser la structure osseuse, mais le caractère traumatique de cette analyse la rend inadaptée à une pratique clinique routinière. Aucune autre technique, en dehors de cette analyse n'a fait jusqu'ici la preuve de son intérêt pour fournir des renseignements d'ordre qualitatif.

Devant l'impossibilité d'effectuer des examens routiniers permettant d'analyser la structure osseuse, il nous a semblé intéressant d'exploiter l'information liée à cette structure contenue dans les radiographies. Depuis longtemps déjà, les radiographies standard ont fourni des renseignements sur l'architecture osseuse [Singh-70]. Par ailleurs les critères économiques et atraumatiques des examens radiographiques sont aussi des raisons qui ont motivé cette étude. La radiographie fait partie des examens non-invasifs les plus répandus. La facilité de réalisation des clichés et la disponibilité des appareils radiographiques procurent une commodité d'examens quasiment inégalable.

Le premier chapitre présente, dans un premier temps, les notions utiles d'anatomie et de résistance mécanique de l'os. Nous passons ensuite en revue différentes techniques de caractérisation de la structure osseuse, puis nous exposons les raisons pour lesquelles nous avons choisi le métacarpe de la main comme site d'analyse de cette structure.

Nous consacrons le deuxième chapitre au processus permettant d'obtenir le support d'analyse de la structure osseuse : c'est-à-dire la radiographie. Après avoir abordé la physique des rayons X, nous analysons les facteurs de dispersion des images radiographiques. Nous terminons ce chapitre en présentant une étude quantitative de la dispersion, basée sur l'analyse de radiographies d'une mire de référence.

Le troisième chapitre expose, dans sa première partie, la notion de texture, les différentes classes de textures et les types d'analyse existants. La deuxième partie traite des méthodes originales que nous avons développées, basées sur une analyse structurale : l'analyse par extraction du réseau trabéculaire et l'analyse par caractérisation du relief tridimensionnel. Nous expliquons, pour chacune des deux méthodes proposées, leur principe, les techniques utilisées, ainsi que les attributs de caractérisation de la texture.

Nous traitons, dans le quatrième chapitre, les méthodes basées sur des calculs de propriétés statistiques de la texture. Après un passage en revue des méthodes statistiques couramment utilisées en traitement d'images, nous expliquons deux méthodes qui se sont avérées discriminantes pour notre application, à savoir la méthode de mesure de variations et la méthode de longueurs de plages. Nous donnons aussi les résultats d'une première étude

montrant la faisabilité d'une caractérisation de la texture osseuse radiographique située au niveau de l'épiphyse du métacarpe.

Nous présentons, dans le cinquième chapitre, une méthode récente introduisant un concept original : les fractales. Nous nous sommes attachés à présenter le monde des fractales dans son ensemble en partant d'exemples permettant d'introduire les propriétés fractales, pour aboutir aux méthodes de calcul de la dimension fractale. Nous étudions différentes méthodes de calcul de cette dimension. Nous exposons ensuite le résultat de l'application de ces méthodes sur des images test générées artificiellement, de dimension fractale connue.

Nous abordons, dans le sixième chapitre, la mise en oeuvre pratique des différentes méthodes proposées. Nous donnons aussi le résultat de tests sur la reproductibilité et la robustesse des attributs proposés en utilisant des radiographies d'une pièce cadavérique coulée dans de la résine sur laquelle on peut faire varier les conditions de saisie et de numérisation des clichés.

Dans le dernier chapitre, nous effectuons une sélection des attributs à partir de leur dispersion et leur corrélation, au sein d'un groupe homogène de personnes saines du même âge, afin de restreindre le nombre d'attributs utilisés pour analyser la structure osseuse. Nous évaluons ensuite le pouvoir discriminant de ces attributs sur plusieurs groupes de personnes saines d'âges différents et atteints de pathologies osseuses.

# **CHAPITRE 1**

## **L'OS ET LA STRUCTURE OSSEUSE**

*L'os a trois fonctions principales. La première est de garantir une résistance mécanique du squelette pour pouvoir supporter le poids de l'être humain et les différentes forces extérieures qu'il subit. Il sert aussi de protecteur à des organes essentiels : citons le cas de la colonne vertébrale ou du thorax. Enfin il joue un rôle hématopoïétique°. C'est à la première fonction que notre travail s'intéresse.*

*Nous présenterons dans la première partie de ce chapitre une description générale de l'os pour introduire la matière sur laquelle nous avons travaillé. Cette partie permettra aussi de se familiariser avec les termes médicaux utilisés tout au long de cette thèse. A cet usage, les noms marqués d'un "°" sont expliqués dans un lexique, présenté en annexe. La première prise de contact avec la matière osseuse s'effectue par une description anatomique. Nous aborderons ensuite les différentes phases de constitution de l'os, ce qui nous permettra en dernier lieu de parler de résistance mécanique et de structure osseuse.*

*La deuxième partie du chapitre traitera des différentes techniques utilisables pour la mesure de la structure osseuse qui constitue actuellement un pôle important et en plein essor de la recherche médicale. Quatre voies d'exploration constituent l'ensemble des investigations de la structure osseuse : les mesures de la biomécanique osseuse; la biopsie osseuse; les ultrasons et l'imagerie médicale qui comprend : la radiographie standard, les coupes scanner et l'IRM.*

*Enfin, dans la dernière partie de ce chapitre nous parlerons du contexte de notre étude et du site choisi pour l'étude de la structure osseuse. Nous présenterons les raisons et avantages du choix retenu.*

## I : NOTIONS ELEMENTAIRES SUR L'OS

### IA : DESCRIPTION ANATOMIQUE DE L'OS

Les os sont des organes constitués de tissus calcifiés d'origine conjonctive°. Un os est principalement formé de tissus spongieux et de tissus compacts, dont la répartition diffère selon qu'il s'agit d'un os long, d'un os court ou d'un os plat. La plupart des os se développent à partir d'un modèle cartilagineux : ils sont dits de formation endochondrale°.

Nous allons tout d'abord détailler les différentes parties des os longs, sur lesquels nous travaillerons. Dans un os long, on distingue trois régions anatomiques : la diaphyse°, les métaphyses° et les épiphyses° (cf figure I.1). La diaphyse° est un cylindre de tissu osseux compact, dont la cavité centrale, remplie de moelle, est la cavité médullaire. Les métaphyses° sont situées entre les épiphyses° et la diaphyse°. Elles sont séparées des épiphyses° par les cartilages de conjugaison pendant toute la période de croissance.

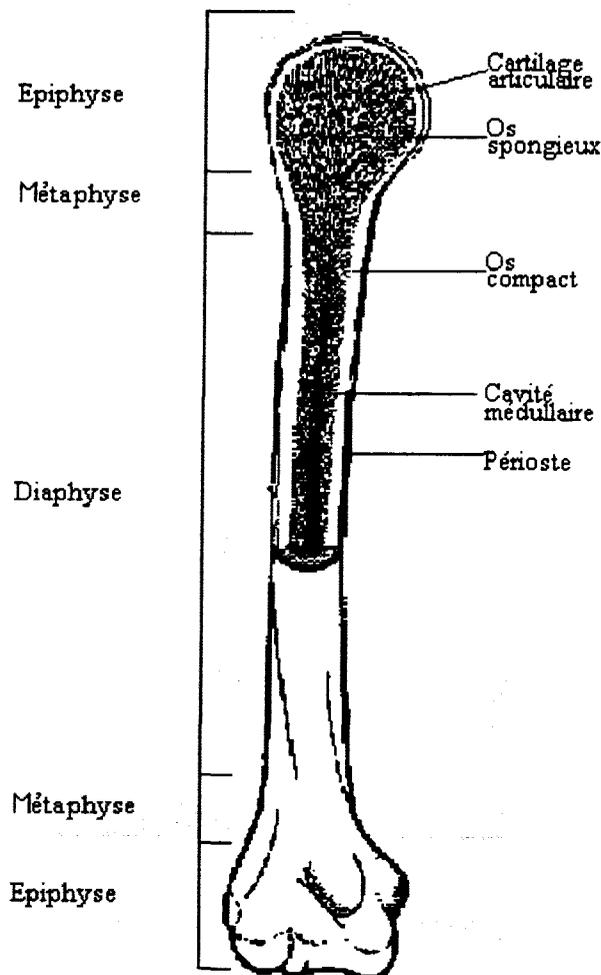


Figure I.1 : Différentes parties d'un os long

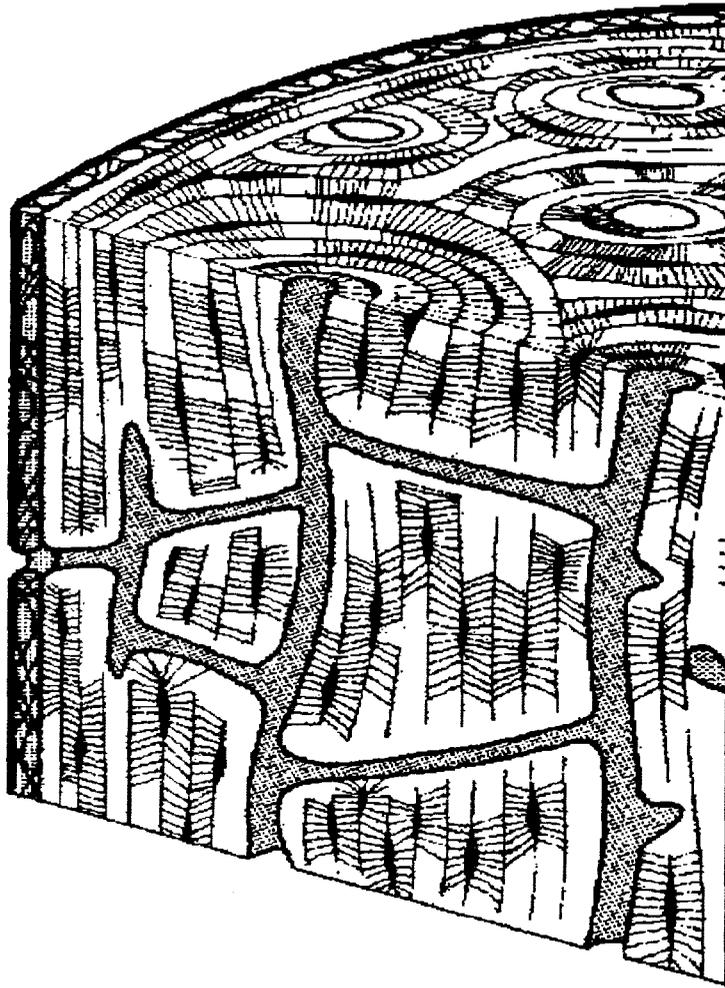


Figure I.2 : Coupe d'un os compact.



Figure I.3 : Coupe d'un os trabéculaire

Les différentes parties de cet os ne présentent pas la même organisation. En effet, le tissu osseux présente des propriétés différentes, selon qu'il est compact ou spongieux. Cependant l'organisation de l'os spongieux et de l'os compact sont sous la dépendance des contraintes mécaniques avec pour objectif essentiel celui de l'économie de poids et du rendement mécanique maximum [Bonnell-93].

L'os compact présente une grande résistance mécanique. Sa structure lamellaire est constituée de cylindres, les ostéons°, centrés sur des canaux, appelés canaux de Havers. Il est le composant des cortex° et des diaphyses des os longs (cf. figure I.2).

L'os spongieux ou trabéculaire° tire son nom du fait qu'il est constitué de travées osseuses. Ces travées sont organisées en un réseau de mailles lâches. Les parties situées entre les travées sont formées par de la moelle osseuse et des vaisseaux. Il constitue les épiphyses des os longs, plats et courts. La structure anatomique macroscopique en nid d'abeille répond à un impératif d'économie de matière et donc de gain de poids (cf. figure I.3).

Le tissu osseux que nous venons de définir est un tissu actif, en perpétuelle évolution. Nous allons, dans le prochain paragraphe, décrire cette activité, caractéristique essentielle de l'os, en analysant les différentes phases de son évolution. L'approche de ces différentes phases nous permettra de mieux aborder l'étude de la structure osseuse et d'apprécier les phénomènes qui la modifient.

### I.B : DIFFERENTES PHASES D'EVOLUTION

Présentons pour débiter les phases initiales de formation et de croissance de l'os

#### *\* Formation endochondrale° des os*

Pendant la période embryonnaire, l'os est d'abord formé de cartilage entouré d'une lame conjonctive°, ou péri-chondre°. Bientôt, dans la couche profonde du péri-chondre°, qui dès lors devient périoste°, apparaît une sorte de collier osseux, de virole osseuse, entourant le milieu de la diaphyse°. Cette virole osseuse croît peu à peu en hauteur et en épaisseur. Puis se développe un foyer d'ossification au centre de la pièce cartilagineuse. L'apparition de ce foyer est précédée par des modifications des chondrocytes° en son sein : ils s'hypertrophient considérablement, acquièrent une activité phosphatasique°, et la matrice qui les sépare se calcifie. Alors se produit une invasion de la région centro-diaphysaire ainsi préparée, par du tissu conjonctivo-vasculaire émanant des couches profondes du périoste°. Ce tissu conjonctivo-vasculaire effondre les capsules des cellules d'ostéoblastes° différenciées en son sein, du tissu osseux se dépose sur les travées calcifiées de la matrice cartilagineuse. Ainsi formé, le noyau d'ossification centro-diaphysaire grandit peu à peu vers les extrémités de la diaphyse°. Quand apparaissent les noyaux d'ossification épiphysaire, ils restent séparés de la diaphyse° par des plaques cartilagineuses, dites cartilages de conjugaison (cf. figure I.4), à la

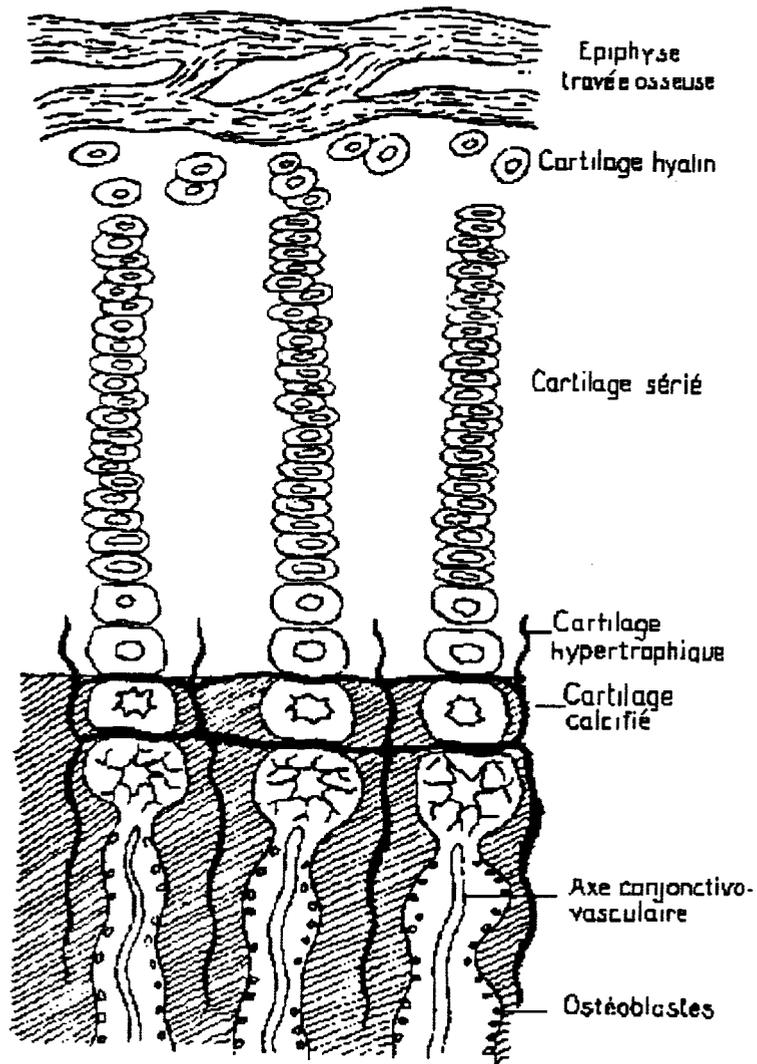


Figure I.4 : Description du cartilage de conjugaison

face diaphysaire desquelles les modifications chondrocytaires<sup>o</sup> préparatoires à l'ossification se poursuivent durant toute la période de croissance.

*\* Croissance des os*

L'accroissement en largeur des os est assuré par l'activité ostéoblastique des couches profondes du périoste<sup>o</sup>. La croissance en longueur est fonction de l'activité proliférante des cellules du cartilage de conjugaison. Examiné au microscope, un cartilage de conjugaison montre plusieurs zones qui sont, en allant de l'épiphyse<sup>o</sup> vers la diaphyse<sup>o</sup> :

- une zone de cartilage hyalin<sup>o</sup> indifférencié
- une zone de cartilage sérié en voie de prolifération, dans laquelle les cellules se multiplient et s'ordonnent en colonnettes parallèles
- une zone de cartilage hypertrophique, dans laquelle les cellules gonflent et se chargent de phosphatase<sup>o</sup> et de glycogène<sup>o</sup>
- une zone de cartilage calcifié, caractérisée par la calcification de la matrice qui sépare les cellules cartilagineuses
- une zone d'ossification proprement dite, où le cartilage calcifié est envahi par des bourgeons conjonctivo-vasculaires.

Ces bourgeons effondrent les capsules des chondrocytes<sup>o</sup> hypertrophiés et pénètrent dans les tunnels ainsi creusés, dont les parois sont formées par le cartilage calcifié qui persiste entre les cellules. Le long de ces parois, du tissu osseux se dépose, édifié par des ostéoblastes<sup>o</sup> différenciés dans le tissu conjonctivo-vasculaire envahisseur.

Physiologiquement, il faut distinguer, dans l'activité du cartilage de conjugaison :

- 1) un processus de prolifération des cellules cartilagineuses.
- 2) un processus de maturation et d'ossification.

Pour que la croissance s'effectue, il faut un équilibre entre ces deux processus. Il est rompu peu après la puberté au profit du processus de maturation et d'ossification, si bien que le cartilage de conjugaison s'ossifie et que la croissance s'arrête. La maturation du squelette et sa croissance doivent être bien distinguées : la croissance des os se manifeste par leur augmentation en longueur et en épaisseur, la maturation du squelette par la transformation en os des pièces cartilagineuses et membraneuses qui le forment initialement.

Regardons, après les phénomènes d'ostéogénèses, la phase de remodelage osseux où le tissu osseux ne s'accroît plus mais est renouvelé en permanence.

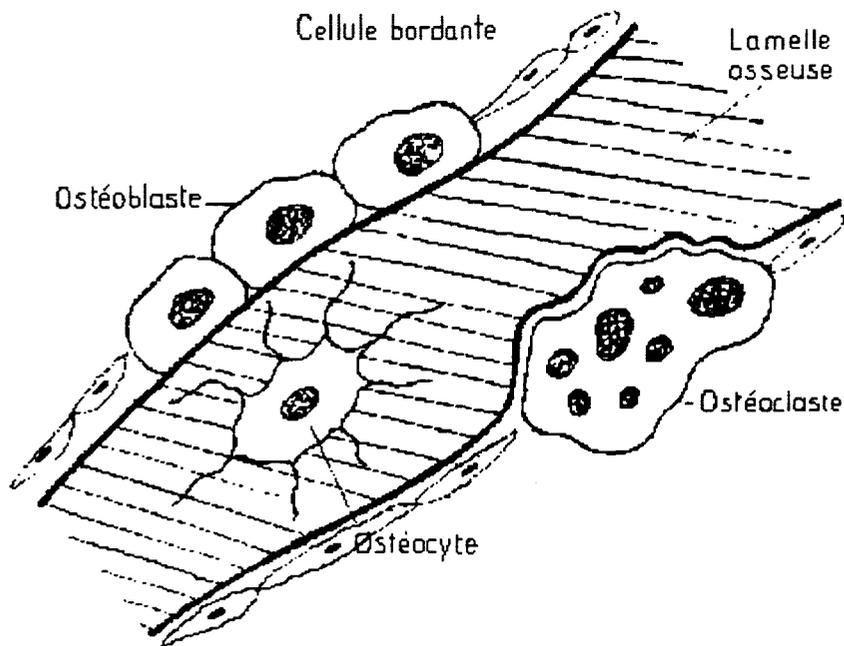


Figure I.5 : Cellule osseuse

**\* Remaniement du tissu osseux**

Le tissu osseux est en perpétuel remaniement : on parle de remodelage osseux, associant construction et résorption :

- l'élaboration du tissu osseux est principalement l'oeuvre des ostéoblastes°, cellules de 20 à 30 microns, dont la fonction principale est de sécréter le collagène°, qui se calcifie secondairement.

- la destruction ou résorption osseuse est le fait des ostéoclastes°, grandes cellules multinuclées (cf. figure I.5).

Le remaniement du tissu osseux est focal et biphasique : il procède par foyers où s'opère une résorption osseuse suivie d'une ostéoformation. Ce remodelage a plusieurs fonctions, en particulier :

- métabolique : équilibre des taux de calcium, phosphore, et acido-basique sanguin,
- réparatrice : remplacement du tissu osseux ancien de solidité amoindrie (microfractures) par du tissu osseux nouveau,
- d'adaptation architecturale de l'os aux forces qu'il subit,
- de croissance.

A l'âge adulte, les processus de formation s'équilibrent avec ceux de résorption. Par contre, à la sénescence, la résorption domine ce qui entraîne une perte progressive de l'architecture et de la masse osseuse.

Pour terminer cette description, il nous semble important de parler aussi des principaux phénomènes influençant ces différentes phases :

**\* Physiologie de la croissance et de la maturation des os**

De multiples facteurs influencent la croissance et la maturation du squelette, perturbent l'équilibre de ces différentes phases et ont pour conséquence une modification de la structure osseuse.

- **Influences génétiques** (ex : *syndrome de Turner*<sup>o</sup>). Ceci est particulièrement vrai pour certaines maladies génotypiques et pour les anomalies chromosomiques : ostéogenèse imparfaite, anomalie de la trame osseuse, fragilité osseuse, nanismes génotypiques.

- **Influence des sécrétions endocrines** (ex : *Hyperparathyroïdie, déficience hormonale en hormone de croissance, insuffisance rénale*). Les hormones agissent sur le tissu osseux d'une part directement (stimulation de la construction et de la résorption osseuse), d'autre part parfois aussi indirectement (par suite de leur effet sur l'absorption intestinale du calcium ou sur l'élimination rénale du calcium et du phosphore). Ces actions hormonales sur le tissu osseux et les métabolismes calcique et phosphoré sont complexes :

\* L'hypophyse<sup>o</sup> sécrète l'hormone somatotrope (hormone de croissance) qui stimule la croissance des os en longueur et en épaisseur pendant la période de croissance.

\* La thyroïde<sup>o</sup> sécrète la thyrocalcitonine qui inhibe l'activité ostéoclastique.

\* Les parathyroïdes<sup>o</sup> sécrètent la parathormone qui stimule les ostéoclastes<sup>o</sup> et augmente la réabsorption rénale calcique.

- **Influences vitaminiques**. Il s'agit essentiellement de la vitamine D, facteur essentiel de l'absorption intestinale du calcium. La vitamine C participe à l'édification des fibres collagènes<sup>o</sup>.

- **Influences circulatoires**. La croissance des os peut encore être influencée par des troubles circulatoires. La création, par ligature veineuse, d'une hypertension veineuse dans un membre peut être suivie d'une augmentation de sa croissance en longueur et en largeur.

- **Influences mécaniques**. L'activité mécanique est nécessaire au maintien du tissu osseux et contribue au façonnage du tissu osseux. Dès 1892, Wolf avait montré que durant la croissance l'os s'adapte et se modifie en fonction des contraintes mécaniques qu'il subit. La suractivité mécanique d'un os suscite son renforcement, probablement par exaltation de l'activité ostéoblastique. L'inactivité mécanique d'un os conduit à l'atrophie de son tissu osseux. On peut prendre comme exemple les problèmes de fragilités osseuses des spationautes après un séjour prolongé dans l'apesanteur. L'activité d'un cartilage de croissance peut être de même influencée par les forces mécaniques qui s'exercent sur lui.

- **Influences minérales** (ex : *rachitisme*). La carence alimentaire en calcium, même sans carence en vitamine D, entraîne expérimentalement un rachitisme.



Figure I.6.a : Visualisation par microscopie électronique d'os trabéculaire sain



Figure I.6.b : Visualisation par microscopie électronique d'os trabéculaire fragilisé

## I.C : RESISTANCE MECANIQUE DE L'OS ET STRUCTURE OSSEUSE

Parmi les trois fonctions de l'os que nous avons citées en introduction de ce chapitre, la plus étudiée est celle liée à la résistance mécanique de l'os. Une diminution de la résistance mécanique entraîne une augmentation du risque de fractures : exemple du col du fémur. Or actuellement avec le vieillissement de la population, ce phénomène est de plus en plus présent et devient un réel problème de santé publique.

La résistance mécanique du tissu osseux dépend très largement de la masse osseuse et de l'organisation architecturale du tissu osseux. La diminution des capacités de résistance mécanique osseuse résulte principalement de la raréfaction de l'os trabéculaire avec diminution à la fois de l'épaisseur et du nombre de travées ce qui entraîne une diminution de la masse osseuse [Parfitt-83] (cf. figures I.6.a et I.6.b).

La structure osseuse peut être définie comme la manière dont les trabéculations sont agencées entre elles. Sa définition est proche de celle de l'architecture osseuse et ces deux notions visent à étudier les caractéristiques du tissu osseux et notamment l'espacement des travées, leur épaisseur et leurs inter-connexions. La structure osseuse est ainsi étroitement liée à la densité minérale osseuse (DMO°) qui mesure une quantité d'éléments minéraux par unité de volume en rapport direct avec la masse osseuse, laquelle rend compte de 70 à 80 % de la solidité du squelette. La DMO° est actuellement mesurée de façon satisfaisante par l'absorptiométrie osseuse à rayons X. Une diminution d'une déviation standard de la DMO° multiplie le risque fracturaire par 2. Il existe ainsi une relation entre la DMO° et la résistance mécanique osseuse, mais celle-ci n'est pas linéaire et le risque fracturaire augmente de façon exponentielle alors que la DMO° diminue [Hui-89, Cummings-90]. Par ailleurs 20 à 40 % de la résistance mécanique osseuse ne sont pas expliqués par la DMO° [Bell-67, McBroom-85, Mosekilde-87]. La masse osseuse n'est donc pas le seul facteur intervenant dans la résistance mécanique du squelette.

Si la diminution de la masse osseuse est un facteur prépondérant de mesure de la fragilité osseuse, des modifications de l'architecture apparaissent à présent déterminant dans la pathogénie des fractures [Alexandre-93, Audran-93]. Les premiers arguments ont été apportés par Parfitt [Parfitt-83], qui a montré que l'architecture trabéculaire est modifiée au cours du vieillissement osseux, faisant place à un réseau de travées moins bien connectées et plus espacées. Ces changements structuraux sont le résultat d'un déficit cellulaire entre les mécanismes de résorption et de formation du tissu osseux.

Après avoir montré l'importance de la structure osseuse trabéculaire, nous allons aborder, dans la deuxième partie de ce chapitre, les différentes techniques de mesure de cette structure.

## II : DIFFERENTES TECHNIQUES DE MESURE DE LA STRUCTURE OSSEUSE

La biomécanique osseuse, par le biais de l'analyse des forces de compression, de traction, de cisaillement et de torsion ainsi que l'étude de la déformation, de l'élasticité et de la plasticité, fournit des renseignements sur la résistance mécanique osseuse. Actuellement, il existe surtout de nombreux paramètres micro-architecturaux microscopiques mesurés à partir d'une ponction-biopsie osseuse permettant d'analyser la structure osseuse. A l'inverse aucune technique, en dehors de l'analyse histologique, n'a fait la preuve de son intérêt pour fournir des renseignements d'ordre qualitatif. Divers arguments laissent cependant penser que l'analyse d'images numérisées obtenues à partir d'une simple radiographie standard, d'une coupe tomodensitométrique ou d'une coupe obtenue à partir d'une étude en imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) pourrait permettre d'appréhender la micro-architecture osseuse au même titre que les mesures ultrasoniques osseuses [Cortet-95].

### II.A : RESISTANCE BIOMECHANIQUE OSSEUSE

Les rapports entre la forme et la fonction constituent un problème général en biologie. Dans le cas du tissu osseux, ils se posent de manière particulièrement aiguë. S'il paraît évident qu'il existe une relation de cause à effet entre la structure du tissu osseux et les fonctions variées qu'il doit remplir, le mécanisme précis de cette relation reste mal connu.

L'analogie entre l'orientation des travées de l'os spongieux et celles des poutrelles de construction métallique a été très tôt remarquée. Dans les deux cas, l'application des lois de la statique conduit à constater une économie maximale de matière pour une résistance donnée.

#### II.A.1 : Caractérisation mécanique d'un matériau

Les propriétés mécaniques d'un matériau sont caractérisées par sa capacité à réagir à des forces de compression, de traction, de cisaillement, de flexion et de torsion. L'étude de ces propriétés est réalisée par deux types d'essais : les essais statiques et les essais dynamiques (ou de fatigue) [Turner-93, Geusens-93].

Les essais statiques analysent le comportement mécanique des matériaux en faisant abstraction de l'influence de la répétition des sollicitations. L'essai le plus pratiqué est l'essai de traction. Il conduit au tracé de la courbe de comportement de la contrainte en fonction de la déformation, c'est-à-dire l'aptitude ou la résistance à la déformation du matériel considéré. On définit ainsi la limite d'élasticité qui correspond à la contrainte maximale pour laquelle le phénomène cesse d'être réversible.

Le phénomène de fatigue intervient dès que la matière est soumise à des contraintes variables au cours du temps. Ces essais sont donc plus difficiles à mettre en oeuvre car ils

nécessitent des machines plus complexes. Si la force  $F$  appliquée est variable de façon alternative (par exemple sinusoïdale), on constate qu'une fissure due à la fatigue se développe au bout d'un certain nombre de cycles, même si la contrainte est constamment inférieure à la limite d'élasticité. La courbe de Woehler (cf. figure I.7) exprime la variation du nombre de "cycles de rupture" en fonction de la contrainte  $\sigma_M$ . On définit comme pour la limite d'élasticité, une limite de fatigue  $\sigma_f$  qui est l'amplitude de la contrainte entraînant la rupture pour un nombre préétabli  $N$  de cycles.

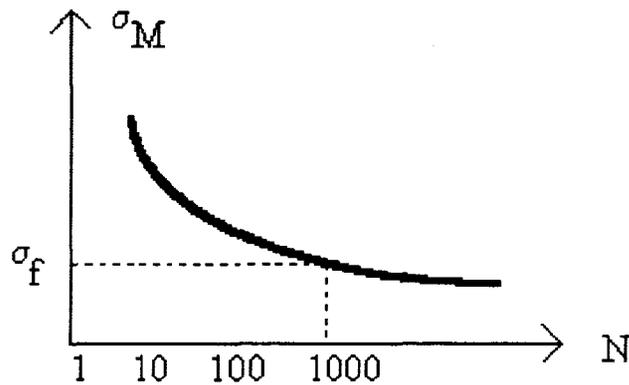


Figure I.7 : Courbe de Woehler

### II.A.2 : Evaluation des propriétés biomécaniques du tissu osseux

Soumis à des contraintes mécaniques croissantes, l'os va se déformer puis se fracturer. L'essai mécanique qui lui est appliqué va permettre, grâce à la courbe de comportement, de mesurer les différents paramètres caractéristiques. Ces mesures peuvent être ou non invasives. Les mesures invasives sont pratiquées sur des pièces osseuses excisées ou sur des spécimens osseux complets (vertèbre étudiée en compression par exemple). Les mesures non invasives font appel à l'analyse fréquentielle d'ondes mécaniques (sonores ou ultrasonores notamment). Un appareillage constitué d'un pot vibrant ou d'un marteau d'impact génère une excitation de la pièce osseuse. Un analyseur de spectre mesure le contenu fréquentiel du signal recueilli par un accéléromètre. L'apparition de fréquences privilégiées permet de caractériser alors certains paramètres physiques du milieu.

Associées à l'expérimentation sur des modèles animaux dans l'évaluation de thérapeutiques à visée osseuse, ces mesures permettent, par l'enregistrement des paramètres élasticité, plasticité et déformation, d'estimer les modifications biomécaniques osseuses. L'apport de la biomécanique osseuse se situe donc essentiellement au niveau de la macrostructure osseuse et ne fournit pas d'examen de routine clinique.

## II.B : HISTOMORPHOMETRIE

Les premiers paramètres histomorphométriques micro-architecturaux ont été déterminés par Parfitt il y a une dizaine d'années [Parfitt-83]. Plus récemment de nouveaux examens ont vu le jour. Ils ont l'avantage de déceler des anomalies minimales mais l'absence complète de validation doit rendre prudent au niveau de l'interprétation des résultats.

### II.B.1 : Les paramètres de PARFITT

La première étape consiste en la réalisation d'une coupe de 7  $\mu\text{m}$  obtenue à partir d'une ponction en biopsie osseuse (PBO) réalisée en crête iliaque, l'os ayant été préalablement décalcifié. On peut ainsi mesurer l'épaisseur moyenne des travées, la densité moyenne des travées osseuses et l'espace moyen séparant les travées. On observe habituellement chez les femmes âgées et chez les sujets ostéoporotiques, une diminution de l'épaisseur moyenne des travées et une augmentation de l'espace moyen les séparant. A l'inverse, chez l'homme, les modifications induites par le vieillissement sont caractérisées par une moindre perforation des travées et donc une meilleure préservation de l'architecture osseuse, ce qui peut constituer une hypothèse pour expliquer la moindre fréquence de l'ostéoporose chez les sujets de sexe masculin [Wakamatsu-69, Parfitt-83, Mellish-89]. La principale critique que l'on peut faire à ces critères tient au fait qu'ils ne permettent de mettre en évidence que des anomalies architecturales notables.

### II.B.2 : Techniques de squelettisation de l'image obtenue à partir de coupes de biopsie

La biopsie est le plus souvent réalisée au niveau de la crête iliaque ou éventuellement au niveau du rachis lombaire. La méthode nécessite l'utilisation d'un analyseur automatique d'images réalisant une squelettisation de la coupe. Le grossissement utilisé est de 9. L'image ainsi obtenue (cf. figure I.8) est caractérisée par la présence de supports correspondant à des travées osseuses, constituées de noeuds reliant les supports et d'extrémités libres ou terminus. Les paramètres mesurés sont les suivants : "FF"=support joignant 2 extrémités libres, "NF"=support joignant un noeud à une extrémité libre, "NN"=support joignant 2 noeuds, "NL" support formant une partie de boucle fermée, "CF"=support joignant une extrémité libre au cortex, "CN"=support joignant un noeud au cortex, "BB"=support joignant le haut et le bas des frontières. Ces paramètres fournissent des renseignements sur l'inter-connexion du réseau et sur le nombre d'éléments structuraux (support). NN, NL, CN mesurent l'inter-connexion entre les travées osseuses alors que FF, NF et CF renseignent sur la perte d'inter-connexion. Ainsi le rapport  $N/F^\circ$  est élevé quand le réseau est bien connecté et réciproquement. Il existe avec l'âge une diminution de S, NF, CF, NN ainsi que du nombre total de noeuds. Chez les

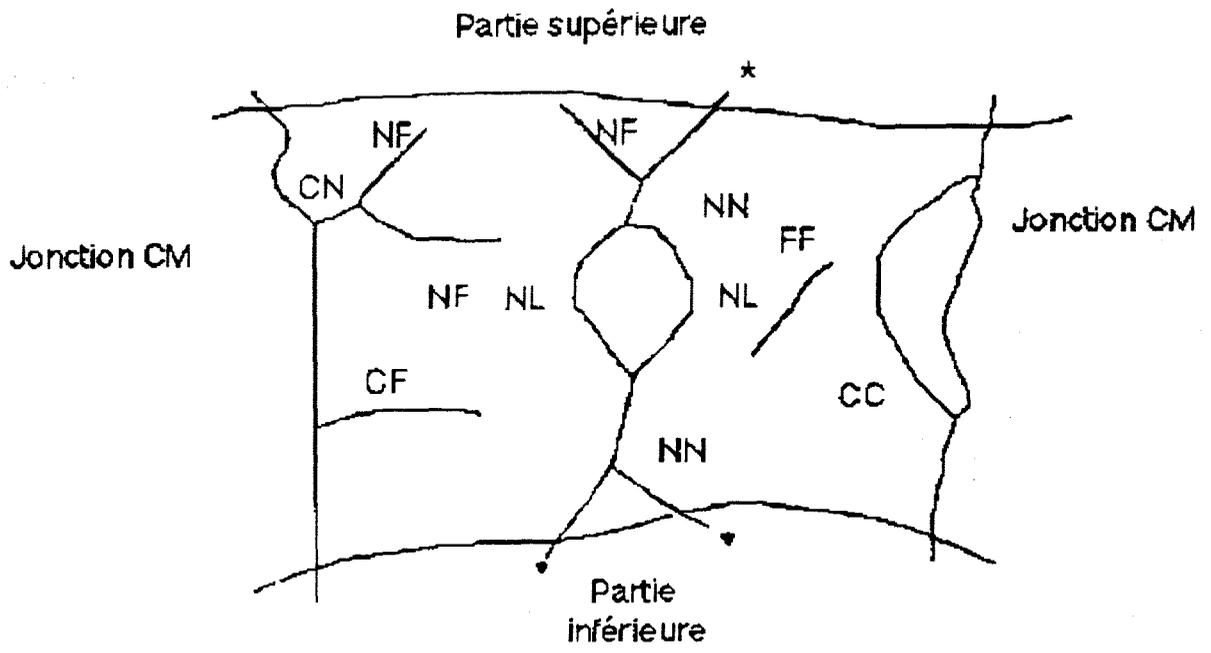


Figure I.8 : Image du squelette d'une coupe histomorphométrique

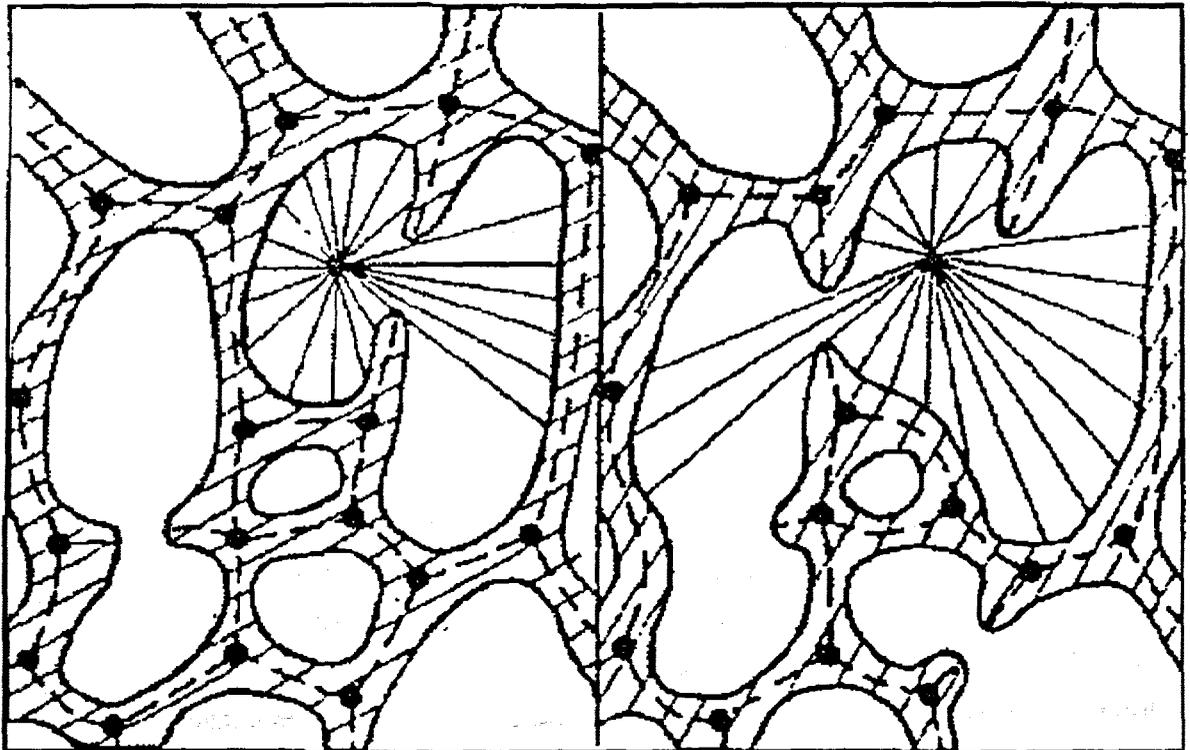


Figure I.9 : Technique du "star volume"

femmes on constate une perte de connexion du réseau trabéculaire plus grande que chez les hommes comme en témoigne la plus importante diminution de NN, de N/F ainsi que du nombre total de noeuds et la plus grande augmentation de FF [Compston-87][Garrahan-86].

### II.B.3 : La technique du "star volume"

Le "Star Volume" (SV) est défini comme le volume osseux moyen (médullaire ou des trabéculations) qui peut être atteint à l'aide de droites continues prenant naissance à partir d'un point pris au hasard. Tout se passe comme si, à partir de ce point, on lançait un sac de billes dans toutes les directions du plan considéré et qu'on les laissait se déplacer jusqu'à ce qu'elles s'arrêtent (cf. figure I.9). La technique est encore dénommée "lancer de rayons". Par ailleurs dans la mesure où le SV est calculé à partir d'une coupe de biopsie osseuse, il ne s'agit pas réellement d'un volume mais plutôt d'une surface. Le SV est ainsi d'autant plus grand que l'inter-connexion du réseau est faible. Vesterby [Vesterby-89, Vesterby-90] a mesuré le SV médullaire et trabéculaire chez 7 femmes et 11 hommes âgés en moyenne de 52 ans à partir d'une biopsie vertébrale et de crête iliaque. Il a constaté une augmentation avec l'âge tant chez les femmes que chez les hommes du SV médullaire quel que soit le siège de la biopsie. L'augmentation était en outre plus importante chez les sujets de sexe féminin.

### II.B.4 : La technique du "trabecular bone factor "

Un analyseur d'images segmente les trabéculations de la moelle. Le grossissement utilisé est de 12,5. On mesure alors, au sein de la surface d'étude, l'aire contenant du tissu osseux (A1) et le périmètre de celle-ci (P1). On procède ensuite à une dilatation de l'image qui consiste en un épaississement des travées de 1 pixel (5 $\mu$ m) et on effectue à nouveau les mesures (A2 et P2). Le "Trabecular Bone Pattern Factor" (TBPF) se définit comme suit:  $(P1 - P2)/(A1 - A2)$ . La dilatation permet d'apporter des informations sur le caractère convexe ou concave de la structure osseuse. Par ailleurs cette technique a tendance à surestimer les surfaces convexes. Du fait de la perte des inter-connexions au sein du réseau, les structures convexes prédominent. Enfin les valeurs du TBPF sont d'autant plus basses que le tissu osseux est correctement anastomosé. A l'inverse du volume trabéculaire osseux (BV/TV) qui décroît avec l'âge quel que soit le sexe, le TBPF n'augmente pas chez les hommes au cours du vieillissement. Il y a donc chez les femmes âgées une diminution de la masse osseuse qui s'associe à des troubles micro-architecturaux caractérisés par une perte de l'inter-connexion du réseau [Hahn-91].

II.B.5 : Apport de la micro-radiographie dans l'analyse de la structure osseuse

L'analyse micro-radiographique nécessite la réalisation d'une coupe de 100  $\mu\text{m}$  obtenue à l'aide d'une scie diamantée (contre 7  $\mu\text{m}$  pour les coupes conventionnelles) avec secondairement enregistrement micro-radiographique. La coupe épaisse, effectuée à partir d'un os non décalcifié, permet une discrimination facile du tissu minéralisé. Cette technique permet de mesurer les paramètres histomorphométriques conventionnels tels qu'ils ont été définis préalablement [Flautre-92, Flautre-94]. Mais des différences d'estimation des paramètres apparaissent. Ces discordances peuvent avoir plusieurs origines:

- la microradiographie ne prend en compte que le tissu minéralisé alors que la réalisation de coupes colorées de 7  $\mu\text{m}$  permet en outre l'étude du tissu ostéoïde.
- la microradiographie, du fait de l'épaisseur de la coupe initiale, implique une moindre rétraction du tissu osseux.
- le seuil de détection du tube de rayonnement est tel qu'il est responsable d'une diminution de visibilité de la structure osseuse.

L'analyse des paramètres micro-architecturaux quelle que soit la technique utilisée permet de mettre en évidence chez les femmes des anomalies osseuses liées au vieillissement, caractérisées par une augmentation de la distance entre les travées et une perte des interconnexions entre celles-ci. Ces anomalies sont d'autant plus marquées qu'il s'agit de patientes ostéoporotiques [Compton-87, Weinstein-87, Parisien-88, Vesterby-89]. A l'inverse, chez l'homme, le vieillissement osseux est marqué par un amincissement des travées associé à des perforations peu nombreuses qui préservent mieux l'architecture osseuse [Wakamatsu-69, Parfitt-83, Aaron-89, Mosekilde-89]. En outre, la rapidité de la perte osseuse pourrait également conditionner l'importance des anomalies observées. Ainsi une perte osseuse rapide témoignant d'une hyper-activité ostéoclastique est caractérisée par une augmentation de la profondeur des lacunes de résorption et une perforation des travées. A l'inverse une perte osseuse lente est volontiers dépendante des ostéoblastes et s'accompagne d'une diminution de l'épaisseur des travées osseuses avec de rares perforations.

Par ailleurs même si l'intérêt des techniques histologiques pour mesurer la micro-architecture osseuse paraît indéniable, leur généralisation en pratique clinique semble difficilement envisageable pour plusieurs raisons. Elles nécessitent en effet la réalisation d'une ponction-biopsie osseuse dont le caractère agressif n'est plus à démontrer et l'utilisation d'un analyseur automatique d'images dont le coût est élevé.

## II.C : MESURES ULTRASONIQUES OSSEUSES

### II.C.1 : Rappel théorique

Les ultrasons sont définis comme des sons dont la fréquence est supérieure à 20 KHz. L'onde ultrasonore est caractérisée par sa fréquence, sa longueur et sa vitesse. D'une façon générale l'onde interagit d'autant mieux avec le milieu considéré que ses dimensions sont comparables à la longueur d'onde. Dans le domaine médical les fréquences utilisées varient entre 0,1 et 10 MHz. Les paramètres étudiés à l'aide des ultrasons sont la vitesse (SOS pour Speed of Sound) et l'atténuation (BUA pour Broadband Ultrasound Attenuation). La vitesse ne peut être mesurée localement, de telle sorte que si le milieu considéré n'est pas homogène, le chiffre obtenu reflète l'ensemble des milieux traversés. La structure complexe de l'os, qu'il soit cortical ou trabéculaire, ainsi que l'épaisseur des tissus mous rendent difficiles la mesure de la vitesse du son dans le tissu osseux. L'atténuation est une grandeur complexe regroupant 2 paramètres différents : la diffusion et l'absorption. Pour des fréquences supérieures à 1 MHz, l'os trabéculaire est un milieu très atténuant alors que l'os cortical est un milieu très diffusant. A l'inverse, pour des basses fréquences, l'os trabéculaire se comporte comme un milieu diffusant. Sur un plan théorique, les mesures ultrasoniques osseuses sont susceptibles d'apporter des informations d'ordre quantitatif mais aussi qualitatif. En effet l'atténuation est fonction du nombre de travées, de leur espacement et de leur orientation. Cependant l'épaisseur des travées osseuses, qui varie entre 10 et 400  $\mu\text{m}$ , est telle que pour obtenir une résolution satisfaisante il y a lieu d'utiliser des fréquences supérieures ou égales à 5 MHz. L'écho ainsi obtenu est alors retardé, amplifié et donc difficilement interprétable.

### II.C.2 : Mesures ultrasoniques

Chez les sujets sains on observe une diminution du BUA de l'ordre de 20 % entre 20 et 90 ans. Cette diminution n'est que de 5 % pour le SOS [Schott-93, Roux-93]. La cinétique de ces 2 paramètres au cours de la vie est différente. Ainsi le BUA reste stable entre 20 et 50 ans pour diminuer rapidement par la suite. A l'inverse, le SOS diminue constamment et progressivement à partir de 20 ans, ce qui permet de penser que ces 2 variables ne reflètent pas les mêmes phénomènes.

Les appareils à ultrasons sont susceptibles de fournir des renseignements d'ordre qualitatif [Gluer-94, Vogel-94, Turner-94, Hans-94], cependant le peu de données dont nous disposons dans ce domaine ne permettent pas actuellement de confirmer ou d'infirmer le bien fondé de cette technique en pratique clinique.

## II.D : ANALYSE D'IMAGES MEDICALES

L'exploration de la structure osseuse à partir de l'imagerie médicale a pour objet d'étudier, grâce à une analyse de texture, les caractéristiques de l'os trabéculaire, c'est-à-dire l'espacement des travées, leur épaisseur ainsi que la connectivité du réseau trabéculaire. La définition de la notion de texture ainsi que l'analyse de texture font l'objet des chapitres III, IV et V. Les modes d'imagerie employés pour étudier la structure osseuse sont la radiographie et l'IRM. Deux types d'images sont utilisés : les images en projection issues de radiographies "standard" et les images de coupes provenant de tomographies.

### II.D.1 : Images radiographiques standard

L'image radiographique standard est une projection de la structure osseuse tridimensionnelle en une texture plane, observable sur des clichés. Elle est expliquée en détail dans le chapitre II. Les textures, reflet de l'état osseux et des changements architecturaux et structurels, sont alors étudiées de manière non-invasive, à partir de l'image projetée. Les clichés utilisés sont des clichés de grandes sensibilités à grain fin.

Geraets et coll. ont employé une analyse structurelle de segmentation des trabéculations sur des clichés du radius distal<sup>o</sup> [Geraets-94]. Une région d'intérêt de 1 cm<sup>2</sup> de surface est délimitée. Après un filtrage médian destiné à réduire le bruit, l'image est seuillée à partir de différences de moyennage local. Cette méthode favorise la détermination de la structure locale mais ne tient pas compte cependant des informations de densités absolues issues des niveaux de gris, qui témoignent de la profondeur moyenne des trabéculations. L'image est alors divisée en deux entités. L'une forme un réseau, et l'autre constitue les mailles du réseau. L'image est ensuite squelettisée. Dix attributs sont alors définis : surface et circonférence du réseau, nombre de régions claires et sombres, longueur, noeuds et points extrêmes du squelette calculés pour les deux entités. 246 femmes volontaires, de 46 à 55 ans, ont été suivies pendant deux ans et radiographiées trois fois. Les auteurs étudient les relations de la texture trabéculaire du radius distal avec la densité minérale osseuse (DMO<sup>o</sup>), leur évolution dans le temps sur trois ans et le statut ménopausique. Certains paramètres, tels que la surface du réseau, le nombre de régions sombres, la longueur du squelette du réseau, le nombre d'extrémités des mailles, sont corrélés à la fois avec la DMO et l'évolution dans le temps. Aucun paramètre n'est cependant corrélé avec le statut ménopausique. Ces résultats démontrent que la texture trabéculaire radiographique contient certaines informations liées à la masse osseuse.

Caliguri et coll. ont examiné des clichés de vertèbres lombaires, tout d'abord à partir d'une analyse statistique de la Transformée De Fourier (TDF) [Caliguri-93], et par la suite avec un calcul de la dimension fractale [Caliguri-94]. Ils déterminent deux paramètres pour qualifier

la distribution locale de la texture qui mesurent l'amplitude et la finesse de la texture. La dimension fractale est estimée à partir d'un calcul de surface volumique  $A(\varepsilon)$  par la méthode dite des "gratte-ciel". L'image est alors considérée comme une surface tridimensionnelle formée par un ensemble de parallélépipèdes de hauteurs égales aux niveaux de gris et de base carrée de côté  $\varepsilon$ . Les surfaces sont calculées pour des valeurs croissantes de la largeur  $\varepsilon$  de la base. 43 patients (37 femmes et 6 hommes) âgés de 24 à 84 ans (âge moyen = 61,6 ans) ayant ou non des fractures lombaires sont examinés. Bien qu'aucune corrélation avec la DMO ne soit trouvée, ces deux méthodes sont plus performantes que la DMO pour discriminer des patients avec ou sans fracture. La forte corrélation des attributs issus de la TDF avec la dimension fractale montre que la dimension fractale peut être considérée comme un outil intéressant pour l'analyse des textures. Cependant l'anisotropie et la forte variabilité régionale de la texture trabéculaire nuisent à une analyse par TDF, ce qui n'est pas le cas pour l'analyse fractale.

Buckland-Wright et coll. ont mesuré la dimension fractale sur des macroradiographies (x4) de lombaires, L1 à L4, par une méthode de calcul de surface issue d'une différence d'opérations morphologiques [Buckland-94]. L'orientation de l'élément structurant plat utilisé détermine la direction, horizontale ou verticale, de l'analyse. Ils démontrent que la forme plate de l'élément structurant rend indépendant le résultat des transformations linéaires de niveaux de gris [Lynch-91]. Une analyse préliminaire sur 10 vertèbres de cadavres montre l'absence d'effet significatif d'une rotation inférieure à 90 degrés. D'autre part, l'étude de 100 clichés de femmes ménopausées a montré des résultats différents suivant les deux directions d'analyse, ce qui témoigne d'une anisotropie des propriétés de la structure trabéculaire, conforme aux résultats de Mosekilde [Mosekilde-87]. Seule l'analyse de la structure verticale trabéculaire fine est corrélée avec la DMO.

Benhamou et coll. travaillent sur des radiographies de calcaneums°. La dimension fractale calculée sur cette région est issue d'une analyse multidirectionnelle par l'estimateur du maximum de vraisemblance [Benhamou-94]. L'étude de la reproductibilité a montré une bonne robustesse de cette méthode par rapport aux réglages de gain et d'offset de la caméra de numérisation du cliché et à un petit déplacement de la localisation de l'étude (coefficient de variation < 0.72 %). Il apparaît cependant une nécessité de standardiser le film radiographique utilisé. La méthode permet par ailleurs de séparer une population d'ostéoporotique (N=17, âge moyen = 74±12 ans) d'une population témoin (N=12, âge moyen = 72±14 ans).

D'autres recherches se sont aussi portées sur l'étude de la structure osseuse radiographique, mais présentent un aspect applicatif plus restrictif. Ruttiman et coll. ont montré que la dimension fractale, calculée à partir de la TDF sur des clichés de l'os alvéolaire périodontal est plus élevée pour des personnes ménopausées que chez les personnes pré-ménopausées [Ruttiman-92]. La corrélation de ces résultats pour l'os trabéculaire reste cependant encore à étudier. Gough et coll. ont effectué une analyse statistique de variogrammes pour étudier la texture trabéculaire de la deuxième vertèbre lombaire à partir de

pièces anatomiques d'épaisseur 2,5 mm [Gough-94]. Ils dénotent des variations de l'architecture trabéculaire liées à l'âge.

### II.D.2 : Images tomographiques.

La tomographie qualitative par ordinateur fournit des images obtenues à partir de coupes d'os (vertèbres lombaires, radius distal et tibia distal) d'épaisseur 1,5 mm, destinées à étudier les travées osseuses pour qualifier l'architecture trabéculaire. Elle diffère ainsi de la tomographie quantitative, qui a pour objectif de mesurer la minéralisation du tissu spongieux. La résolution, qui est de l'ordre de 0.5 mm, permet d'obtenir une image approchée de la structure réelle du réseau trabéculaire, mais ne permet pas de repérer avec exactitude la totalité des trabécules. Cette technique ne met pas en évidence les liaisons les plus fines entre trabécules très rapprochées. La taille des trabécules varie en effet de 10 à 400  $\mu\text{m}$ . La nature de l'information extraite se rapporte à la caractérisation du réseau trabéculaire par des paramètres tels que surface, circonférence nombre de trabécules et de croisements, largeur des trabécules ou à une qualification globale du réseau trabéculaire, par exemple avec la dimension fractale. C'est en partant d'une analyse de type structurelle que sont extraites les informations architecturales. L'objet de cette analyse est d'individualiser le réseau trabéculaire du reste de l'image, puis de le caractériser. La première étape, qui segmente le réseau trabéculaire des tissus mous, est commune à toutes les études réalisées. L'information contenue dans l'image est alors réduite par binarisation : le seuillage permet d'uniformiser l'ensemble des travées et l'ensemble des tissus mous. Les techniques de seuillage sont alors primordiales et déterminantes dans l'exactitude de la caractérisation qui a pour objectif de produire des attributs qualifiant l'état structural. Plusieurs approches ont été explorées, à savoir :

- exploitation directe de l'image seuillée par une description topologique selon des techniques morphologiques ou par la méthode de longueurs de plages [Galloway-75].
- caractérisation de l'organisation du réseau trabéculaire par squelettisation et ensuite caractérisation de l'ossature trabéculaire.
- analyse fractale.

Les méthodes utilisées sont sensiblement les mêmes que lors de l'analyse de clichés radiographiques en projection, mais l'approche structurelle est privilégiée. Par ailleurs, la texture est caractérisée à partir d'une image binarisée, c'est à dire en excluant l'information de profondeur de la travée donnée par la valeur du niveau de gris, ce qui n'est pas le cas pour l'analyse radiographique d'images en projection.

E.P. Durand et coll. ont effectué une description topologique de la structure osseuse. Un seuillage global, défini en fonction du bruit dans l'image, puis un filtre médian pour corriger le bruit sont utilisés [Durand-91]. Les auteurs calculent, grâce à la méthode des longueurs de plages, 4 paramètres exprimés selon la nomenclature internationale des études

histomorphométriques [Parfitt-87], c'est à dire en normalisant les valeurs par rapport au volume total de l'échantillon analysé. Ils déterminent pour deux directions d'analyse (horizontale et verticale) définies à l'intérieur d'un même plan de coupe, le volume trabéculaire osseux, la surface osseuse, l'épaisseur trabéculaire, le degré de séparation trabéculaire. La texture trabéculaire du tibia et du radius distal est étudiée à partir de 2 populations extrêmes : un groupe d'hommes jeunes sains de 25 à 35 ans (N=13) et un groupe de femmes ostéoporotiques de 50 à 70 ans (N=25). Les paramètres définis ont une reproductibilité de l'ordre de 5%. Les auteurs, par cette étude, mettent en évidence une anisotropie de la structure trabéculaire qui diffère suivant les deux directions et aussi suivant la localisation précise de la zone étudiée sur chaque site. Pour les deux groupes étudiés, des relations opposées de densité minérale osseuse avec le paramètre de surface osseuse sont apparues. Le volume trabéculaire osseux n'est pas aussi discriminant que la DMO° pour classer les deux populations extrêmes étudiées.

C. Bergot et coll. ont caractérisé la structure osseuse par une description topologique [Bergot-89]. L'image binaire est obtenue à partir d'un seuillage déduit de l'image gradient. Ils déterminent deux paramètres directement déduits de l'image seuillée : la surface trabéculaire totale et un indice de forme : périmètre trabéculaire / surface trabéculaire ( $P/A^\circ$ ). Un troisième paramètre, caractérisant l'épaisseur moyenne des trabéculations est calculé par granulométrie en utilisant une succession d'ouvertures avec des éléments de taille croissante [Serra-82]. Ces paramètres possèdent une reproductibilité de l'ordre de 6%. L'étude de coupes réalisées dans des plans d'orientations différentes, à savoir horizontales et verticales, de la vertèbre lombaire (L3) de 61 pièces d'autopsie pour 30 hommes et 31 femmes âgés de 33 à 89 ans, a permis de montrer que la perte osseuse liée à l'âge de l'os trabéculaire vertébral diffère suivant le sexe et l'orientation des plans de coupe. La surface trabéculaire totale diminue aux alentours de 50 ans brutalement chez la femme et progressivement chez l'homme. L'épaisseur moyenne des trabéculations est plus petite dans le plan horizontal que vertical.

A.M. Laval Jeantet et coll. ont décrit l'organisation du réseau trabéculaire [Laval-93]. Les auteurs utilisent un seuillage adaptatif à partir d'un moyennage local. Après squelettisation de l'image binaire, ils déterminent la longueur du squelette obtenu, le nombre de discontinuités et l'indice de fragmentation trabéculaire défini comme le rapport entre le nombre de discontinuités et la longueur du squelette. La mesure de ces attributs sur 5 images tests fait l'état d'une variation moyenne égale à 2,2 % avec un écart maximum entre les valeurs obtenues de l'ordre de 4 %. Sur une population de 165 sujets âgés de 50 à 69 ans, il a été montré que l'indice de fragmentation trabéculaire augmente dans les cas d'ostéoporoses avérées et permet de séparer significativement les patientes normales des ostéoporotiques. Il est peu corrélé avec la DMO vertébrale quand l'âge augmente.

R.P. Prasad et coll. [Prasad-91] ont déterminé la dimension fractale de la texture binarisée par la méthode dite "des boîtes" et comparent leurs résultats avec des mesures de

densitométrie osseuse et de coupes histomorphométriques. Il est intéressant de souligner que la dimension fractale d'image de coupe transversale est plus grande que celle issue d'une image en projection. On peut supposer que la projection lisse les contours trabéculaires, ce qui provoque une diminution de la dimension fractale. La dimension fractale calculée n'est pas corrélée avec la densitométrie, et les corrélations avec la dimension fractale sont plus fortes avec le nombre de trabéculations et le rapport de forme  $P/A^\circ$  qu'avec la surface d'os trabéculaire et l'épaisseur moyenne trabéculaire.

### II.D.3 : Images IRM

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique basée sur une étude spectroscopique des propriétés magnétiques qu'ont certains noyaux d'atomes, notamment le proton, de pouvoir absorber sélectivement de l'énergie. Les deux intérêts essentiels de la qualification de la structure osseuse par l'IRM sont, d'une part l'absence de caractère irradiant, d'autre part la possibilité de procéder à une analyse tridimensionnelle.

L'os cortical ne donne pas de signal en Imagerie par Résonance Magnétique Nucléaire; ceci s'explique par la faible quantité de noyaux d'hydrogène dans l'os cortical et par un temps de relaxation très court en raison des liaisons unissant les atomes. En revanche, le signal d'origine médullaire<sup>o</sup> est important, ne serait-ce qu'en raison de l'abondance à ce niveau de noyaux d'hydrogène.

Des dispositifs de haute résolution, dits de microscopie par résonance magnétique, donnent en une heure, sur des volumes d'environ 1 centimètre cube, des images de coupes d'épaisseur de l'ordre de 200  $\mu\text{m}$ . Sur ces images, où un pixel représente environ 250  $\mu\text{m}^2$  de matière osseuse, le contraste entre les travées osseuses et la moelle est élevé [Wehrli-93]. Les documents obtenus en IRM peuvent donner accès à une analyse de structure selon les méthodes présentées précédemment [Berry-93]. Ces techniques sont essentiellement appliquées *in vitro* avec des champs magnétiques très importants, 5 fois plus élevés que ceux des imageurs classiques dits à hauts champs. Cependant, sur des doigts parfaitement immobilisés, l'emploi d'antennes de surface a permis d'obtenir des coupes *in vivo* [Jara-93]. Mais il a été établi que des méthodes comme l'analyse fractale pouvaient être en défaut lorsque la résolution des images est insuffisante [Chung-94].

Notons qu'à côté des études en haute résolution spatiale qui permettent de voir en négatif les travées osseuses, d'autres méthodes analysent ces travées à partir du temps de relaxation transversale apparent  $T2^*$  de la moelle osseuse [Wherli-91, Wherli-94, Selby-94]. La portée pratique de l'ensemble de ces données est encore incertaine. Enfin, une estimation de la masse osseuse par spectroscopie de résonance magnétique nucléaire du phosphore a été proposée [Brown-87]. Cependant la précision de cette mesure est discutable, en raison des incertitudes sur le volume analysé peu compatibles avec la précision sur les densités

cliniquement requises à l'heure actuelle. D'autre part, en utilisant les conditions de la spectroscopie RMN du solide [Marchandise-92], la spectroscopie RMN du phosphore pourrait mettre en évidence des paramètres relatifs à la mobilité des noyaux de phosphore, et utiles en matière d'ostéoporose.

### **III : PRESENTATION DE L'ETUDE**

#### **III.A : CONTEXTE DE L'ETUDE**

La connaissance de la structure osseuse constitue une aide précieuse pour le diagnostic des pathologies osseuses. C'est l'une des raisons qui a motivé cette étude. La diversité des méthodes auxquelles il est fait appel pour caractériser la qualité de l'os met en évidence l'incertitude dans laquelle nous laisse la seule détermination quantitative de la masse minérale osseuse telle que l'apporte l'absorptiométrie.

L'ostéoporose, qui se traduit par une fragilité accrue du squelette, est la cause de 55000 fractures/an du col fémoral entraînant un décès dans 25 % des cas et pour les autres une baisse importante de la qualité de vie. Ces chiffres ne cesseront de croître dans les années à venir en raison de l'augmentation de la durée de vie de nos concitoyens. L'ostéoporose n'est pas par ailleurs la seule pathologie liée à une modification de la structure osseuse. L'intérêt de caractériser la structure osseuse concerne aussi l'étude d'autres pathologies osseuses telles que l'insuffisance rénale, l'hyperparathyroïdie ou le syndrome de Turner.

D'autres raisons importantes nous ont aussi conduits à étudier la structure osseuse à partir de clichés radiographiques. Si les paramètres micro-architecturaux expliquent en grande partie les raisons de l'affaiblissement de la résistance mécanique du squelette, ils ne peuvent pas fournir de données cliniques routinières en raison du caractère traumatique de leur analyse. Les coupes tomographiques scanner ou IRM ont pour leur part le défaut d'être difficilement exploitable à grande échelle en raison du coût élevé de l'examen et du peu de disponibilité actuelle de ces appareils. Devant l'absence d'examen routiniers capables de qualifier la structure osseuse il nous a semblé intéressant d'exploiter l'information liée à la structure osseuse contenue dans les radiographies. En effet, depuis longtemps déjà, les radiographies standard ont fourni des renseignements sur l'architecture osseuse [Singh-70, Ryan-94]. Il revenait à l'observateur dans ces cas d'extraire les informations structurelles du cliché radiographique par une étude visuelle. La technologie actuelle permet de procéder à des analyses de texture par ordinateur, qui rendent le résultat plus indépendant de l'opérateur. Les critères économiques et atraumatiques sont aussi des raisons de notre choix. En effet le faible coût du cliché radiographique et le très grand nombre d'installations radiographiques sont des atouts non négligeables. Les faibles quantités de radiations reçues par le patient ne lui sont pas

nuisibles : la radiographie fait partie des examens atraumatiques non-invasifs les plus répandus. La facilité de réalisation des clichés et la disponibilité de l'accès aux appareils radiographiques procurent une commodité d'examens quasiment inégalable. Pour préserver ces avantages, il a été décidé de ne pas joindre de référence externe pour étalonner les différents clichés lors de la réalisation de la radiographie. En effet l'utilisation d'une référence externe implique des contraintes supplémentaires qui vont à l'encontre de la notion de commodité de l'examen radiographique. Cette utilisation restreint la réalisation des radiographies aux seuls sites en possession de la référence externe et conditionne l'analyse de la structure osseuse aux clichés réalisés avec cette référence, ce qui limite le recrutement des personnes étudiées. De plus, l'utilisation de la référence nécessite une mise en oeuvre rigoureuse du positionnement de la référence qui rendrait l'examen plus long et plus difficile à réaliser, sous peine de ne pouvoir analyser le cliché radiographique.

En conclusion, même si la radiographie standard présente des désavantages notoires, à savoir des images en projection produisant une superposition de l'architecture osseuse et une importante dispersion de la qualité des radios, l'étude de la structure osseuse à partir de clichés radiographiques présente un intérêt certain, médical et économique, ce qui nous a poussés à cette étude.

### III.B : DIFFERENTS SITES D'ETUDE

L'ensemble des sites ayant fait l'objet de travaux sur la structure osseuse témoigne d'une grande diversité de localisation et de structures anatomiques différentes : crête iliaque, rachis lombaire pour l'étude histomorphométrique; radius distal, cubitus distal, os périodontal, calcaneum et vertèbres lombaires pour l'imagerie médicale; calcaneum pour les mesures ultrasoniques (cf. figure I.10). Cette importante variété des localisations utilisées révèle que l'intérêt de l'étude de la structure osseuse n'est pas limité aux seuls sites de manifestations privilégiées de la fragilisation osseuse du squelette qui sont principalement les vertèbres et le col fémoral.

Des considérations physiques d'obtention des images liées à la région d'analyse et à son environnement jouent aussi un rôle important dans le choix du site à étudier. Il existe un compromis entre le choix du site et la qualité de la structure osseuse de l'image obtenue. Ainsi pour des clichés de radiographies standard l'information structurelle n'est pas la même suivant la zone étudiée. Cette information varie suivant :

- l'épaisseur de tissus à traverser pour parvenir à la zone choisie.
- la composition de ces tissus environnants.
- l'épaisseur même de tissus osseux traversés, qui peut être illustrée par la différence de tissus entre un calcaneum et une vertèbre lombaire.

- les différences anatomiques possibles entre les patients. Citons notamment la différence de l'épaisseur de tissus traversés pour une radio de vertèbres suivant l'obésité ou la minceur des patients.

De plus, la variabilité ou l'instabilité du positionnement de la zone étudiée lors de la réalisation de la radio peut produire une orientation différente de l'os par rapport au tube radiogène. L'image de la structure osseuse peut alors sensiblement varier suivant le degré de cette orientation.

Il existe donc un ensemble de considérations physiques associé à un intérêt médical qui interviennent dans le choix du site de l'étude de la structure osseuse. La diversité des sites d'étude de la structure osseuse témoigne de la prise en compte à des degrés différents de ces considérations physiques.

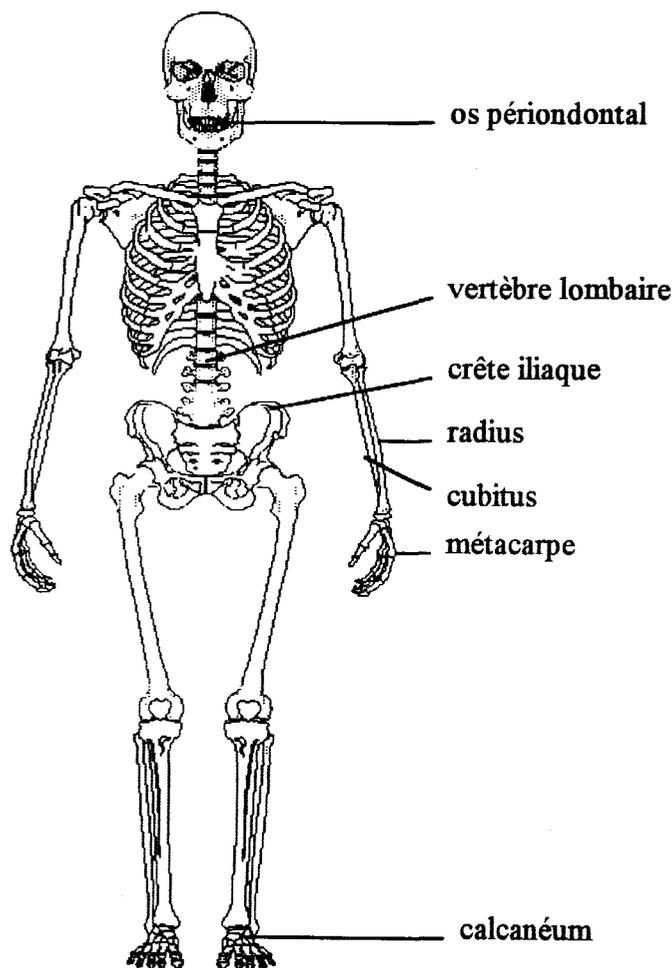


Figure I.10 : Localisation des différents sites d'étude de la structure osseuse.

### III.C : SITE CHOISI

Nous avons choisi d'étudier, à partir de clichés radiographiques conventionnels, en fonction des raisons citées dans le paragraphe précédent, la texture trabéculaire sur un site

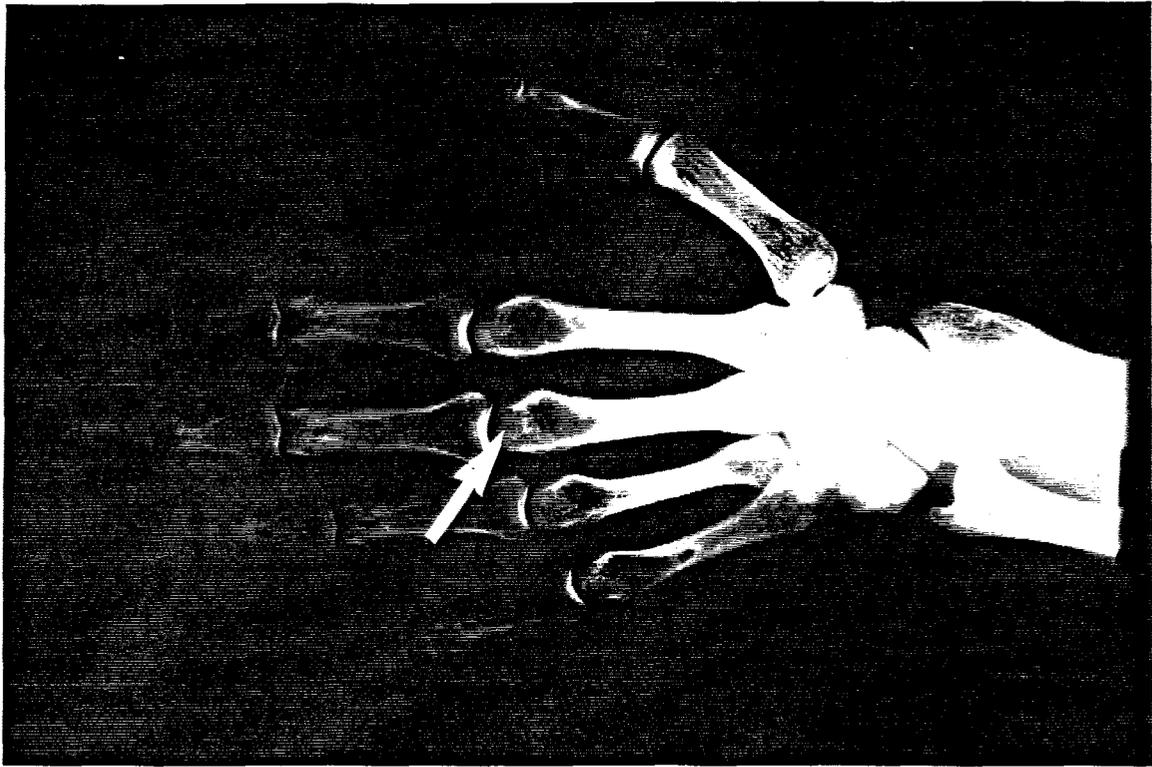


Figure I.12 : Structure osseuse de l'épiphyse du métacarpe

original : l'épiphyse du troisième métacarpien de la main gauche (cf figure I.11) et plus précisément le centre d'ossification secondaire (cf figure I.12). Cette région est délimitée, d'une part, entre des cartilages de conjugaison, zone très dense à la radiographie, et d'autre part, par les bords de l'épiphyse, zone présentant un aspect moins homogène en raison de l'épaisseur décroissante du tissu osseux traversée par les rayons X (cf figure I.13). Cette zone est en perpétuelle évolution jusqu'à la fin de la croissance de l'enfance.

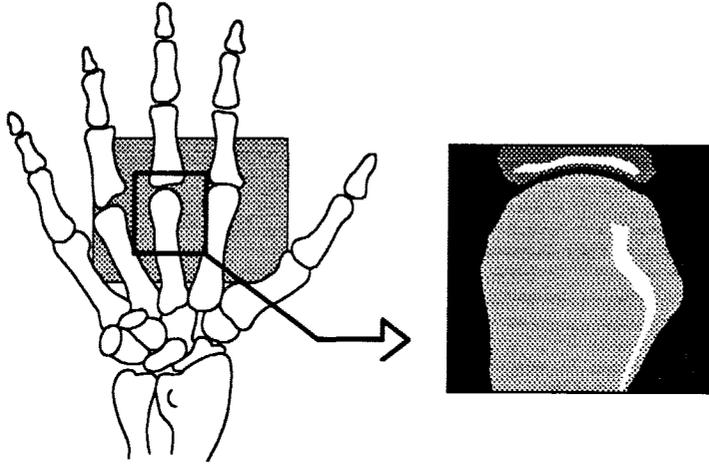


Figure I.11 : Localisation de l'épiphyse du métacarpe

En raison de sa position centrale, ce site subit peu de remodelages locaux et peu d'influences mécaniques de la part des muscles et tendons. Il offre une région riche en trabéculations. Cette région présente un intérêt potentiel en pathologie par la rapidité du remodelage osseux et par la sensibilité aux facteurs génétiques humoraux.

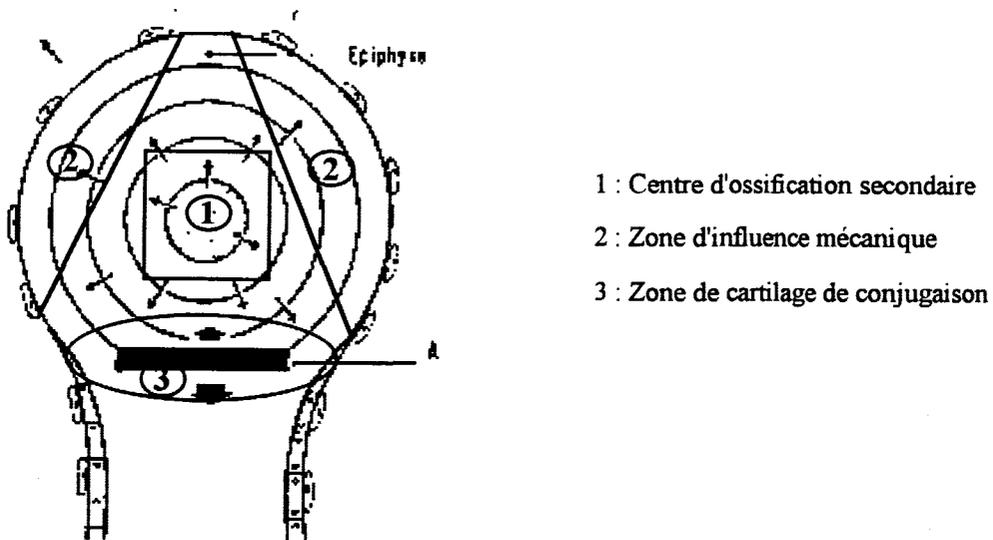


Figure I.13 : Schéma des différentes régions du métacarpe

Le métacarpe n'est recouvert que d'une faible épaisseur de tissus se superposant à la zone d'intérêt. De plus, l'épaisseur de cet os est relativement faible. Ces deux raisons expliquent la qualité de l'image de la structure osseuse même si elle est obtenue en projection.

Cette localisation se justifie enfin par la commodité et la reproductibilité de réalisation des clichés qui correspond à l'attente des médecins qui veulent des examens simples et facilement réalisables. En effet, la main placée sur la table radiographique offre l'avantage de rester stable, immobile et dans une orientation constante par rapport au tube radiogène.

## **CHAPITRE 2**

# **LA RADIOGRAPHIE**

*Nous consacrons ce chapitre au processus permettant d'obtenir le support d'analyse de la structure osseuse : c'est-à-dire la radiographie.*

*Nous abordons dans la première partie de ce chapitre la physique des rayons X, afin d'expliquer les différents processus amenant la formation de l'image radiographique. Nous débutons cette partie par une introduction aux rayons X en définissant les principales propriétés ainsi que l'interaction des rayons avec la matière. Nous montrons ensuite comment ces rayons sont produits, ce qui permettra de comprendre l'importance de certains paramètres de réglage du système d'acquisition du cliché radiographique.*

*La deuxième partie traite de la dispersion des images radiographiques pour montrer la diversité de qualité des clichés radiographiques ainsi que la complexité de l'analyse des images qui s'ensuit. Nous analysons, dans un premier temps, les facteurs de dispersion liés à l'appareil radiographique, puis ceux liés à l'ajustement des paramètres de réglage lors de la saisie du cliché radiographique. Nous étudions, par la suite, les facteurs influençant la partie photographique de l'obtention de l'image radiographique.*

*Nous terminons ce chapitre en présentant une étude quantitative particulière de la dispersion, basée sur l'analyse de radiographies d'une mire de référence en plexiglas.*

**I : PHYSIQUE DES RAYONS X.**

Les rayons X prennent naissance quand un faisceau d'électrons en mouvement rapide, c'est-à-dire possédant une grande énergie cinétique, rencontre un obstacle. Par exemple, lors des décharges atmosphériques qui mettent en jeu des tensions de plusieurs millions de volts, les nuages orageux sont le lieu de brèves productions de rayons X. De même, les étincelles que fournit la décharge d'un condensateur sous de hautes tensions s'accompagnent d'une émission de rayons X [Stephany-67, Taveras-85, Bushberg-94].

**IA : INTRODUCTION AUX RAYONS X**

Les rayons X appartiennent à la famille des rayonnements électromagnétiques au même titre que les rayons  $\gamma$ , les rayons ultraviolets, les rayons infrarouges, etc... La différence entre tous ces rayonnements est leur longueur d'onde respective (cf. figure II.1). Le rayonnement consiste à la fois en une onde électromagnétique et en une émission d'énergie sous forme de "grains" successifs appelés photons. Par définition, un photon est une quantité élémentaire (quantum) d'énergie rayonnante, pour chaque longueur d'onde considérée. Son énergie est proportionnelle à la fréquence  $\nu$  de l'onde :

$$E = h \cdot \nu = h \cdot c / \lambda$$

où  $h$  est la constante de Planck et  $c$  la vitesse de la lumière.

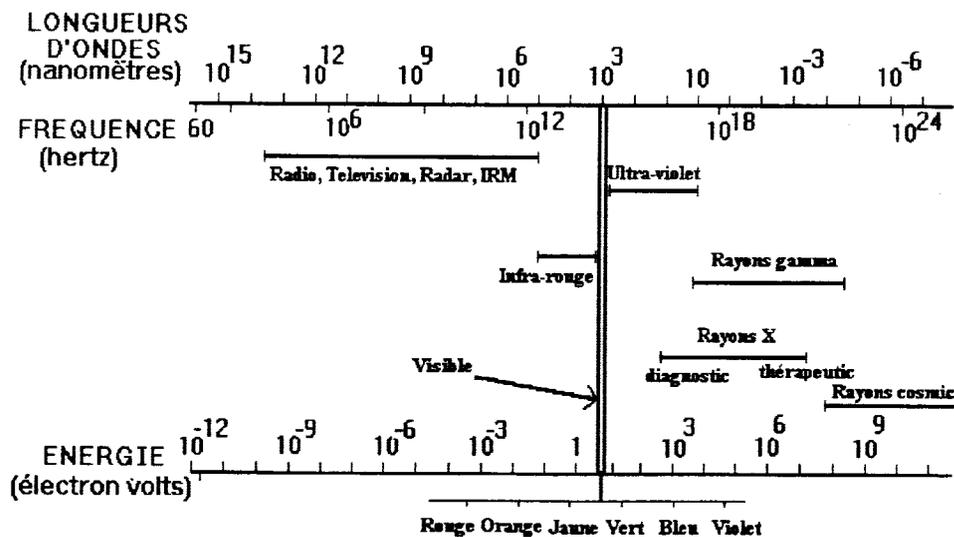


Figure II.1 : Spectre électromagnétique

Précisons maintenant les caractéristiques principales des rayons X.

### I.A.1 : La dureté des rayons X

La longueur d'onde  $\lambda$  des rayons X est comprise entre 0,06 et 1 Angström. Cet ordre de grandeur nous permet de dire que les rayons X peuvent traverser des épaisseurs considérables de corps opaques à la lumière ordinaire, car la longueur d'onde des rayons X est 10 000 fois plus courte que la longueur d'onde de la lumière.

De ce fait, on définit la dureté comme le pouvoir de pénétration des rayons X. Cette dureté dépend donc de la longueur d'onde, qui dépend elle-même de la tension appliquée au tube radiogène. Pour résumer cette notion, nous dirons simplement que plus un rayon est dur, plus il est pénétrant.

### I.A.2 : L'intensité des rayons X

L'intensité "I" des rayons X est définie comme l'énergie traversant, par unité de temps, une unité de surface perpendiculaire au rayonnement.

"I" est proportionnelle :

- au carré de la tension appliquée au tube.
- à l'intensité du courant.
- à l'inverse du carré de la distance à la source.
- au nombre atomique "Z" du métal dont est constituée l'anode du tube.

### I.A.3 : Spectre du faisceau de rayons X

Regardons la composition d'un faisceau de rayons X (cf. figure II.2). Il est effectivement intéressant de voir que, pour une tension fixée d'alimentation du tube radiogène, celui-ci n'émet pas un rayonnement monochromatique, mais un faisceau hétérogène de rayons X composé de différentes longueurs d'onde.

L'étude spectrale du rayonnement X émis montre que ce dernier est formé de la superposition d'un spectre continu et d'un spectre de raies apparaissant sous la forme de pics très aigus sur la figure II.2. Ces deux composantes correspondent à deux mécanismes d'émission bien distincts que nous étudierons dans le prochain paragraphe :

- interaction des électrons avec les noyaux de la cible (spectre continu).
- ionisation des couches profondes des atomes de la cible (spectre de raies).

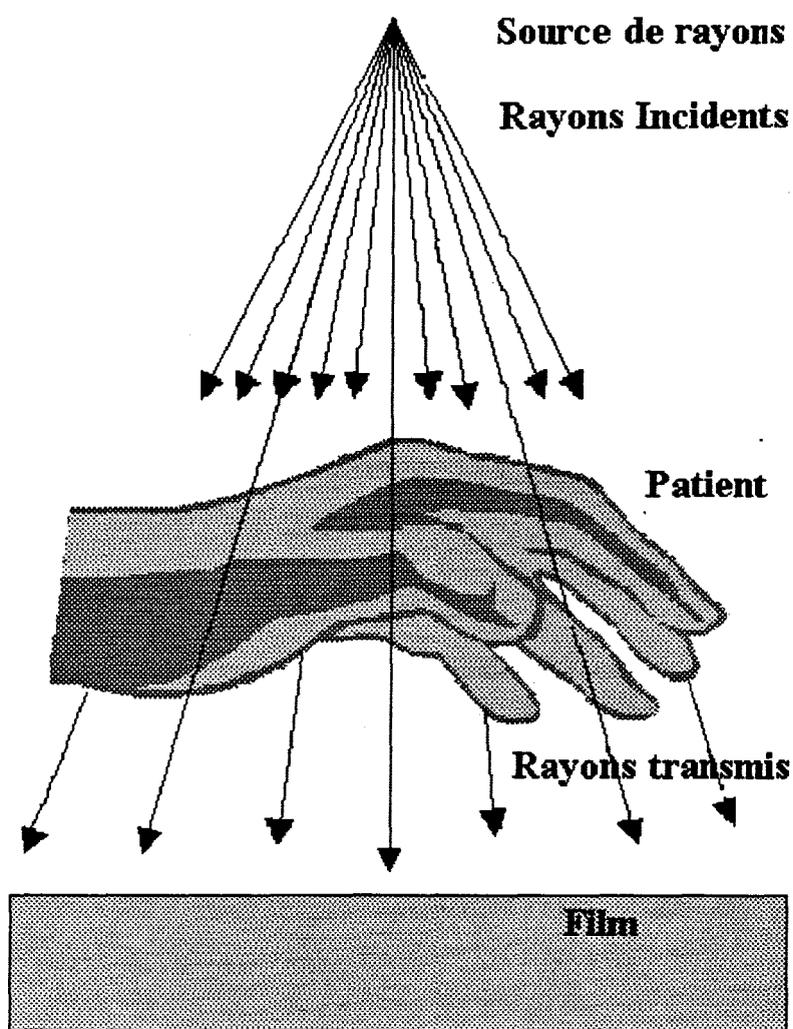


Figure II.3 : Schéma de la réalisation radiographique

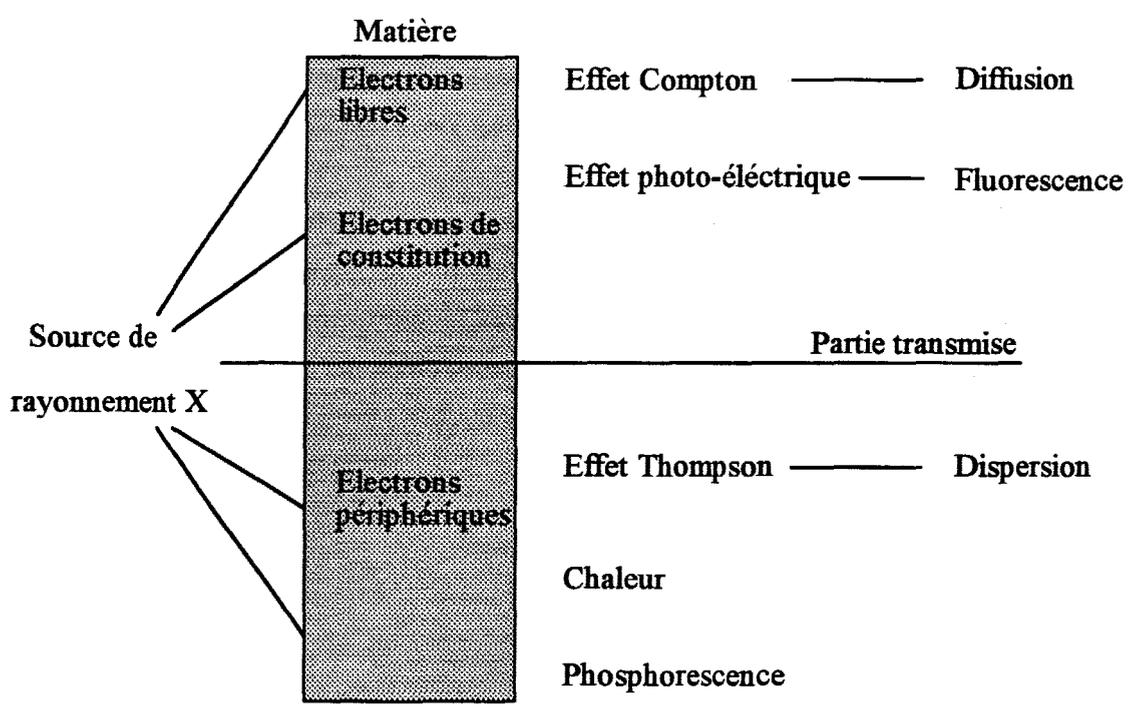


Figure II.4 : Différentes émissions

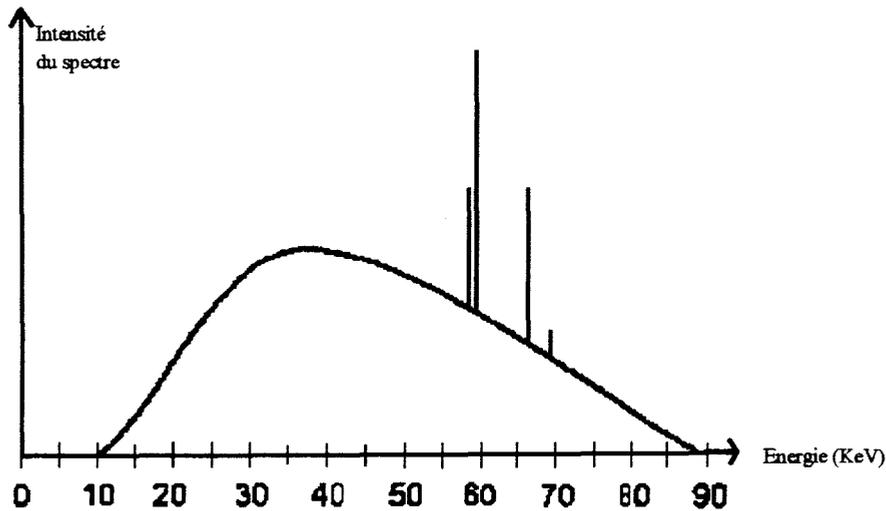


Figure II.2 : Spectre de rayons X

Il faut noter que seul le spectre continu est intéressant en radiologie. Quant au spectre de raies, il s'agit en fait d'un spectre de fluorescence : les longueurs d'onde des raies ne dépendent que de la nature des atomes rencontrés. Ces raies constituent en fait, par leurs positions, le spectre caractéristique de l'anode du tube radiogène.

### I.B : INTERACTION DES RAYONS X AVEC LA MATIERE

La totalité du faisceau incident de rayons X ne traverse pas la matière irradiée (cf. figure II.3). Une partie du faisceau est atténuée, une autre est diffusée. Seule la fraction qui traverse la matière sans être modifiée constitue la partie intéressante en radiographie (cf. figure II.4).

Lors de l'impact des rayons incidents avec la matière, il y a émission de rayons X secondaires, ou diffusion. La diffusion se présente sous la forme de rayons émis dans toutes les directions avec des longueurs d'onde parfois différentes. Trois phénomènes principaux interviennent, qui sont fonction des énergies du photon incident et de l'atome cible. Ainsi des rayons X de plus grande longueur d'onde sont dus à deux phénomènes inhérents à l'effet Compton et à l'effet photo-électrique. Il existe aussi un rayonnement diffusé de même longueur d'onde : c'est la diffusion Thompson ou dispersion.

L'absorption des rayons X qui traversent la matière dépend de leur longueur d'onde. L'affaiblissement est d'autant plus important que les rayons sont mous, c'est-à-dire qu'ils possèdent une grande longueur d'onde. Cet affaiblissement est aussi fonction de l'épaisseur et de la densité de la matière traversée. Il dépend des nombres atomiques  $Z$  des atomes constituant la matière. L'atténuation suit une loi de décroissance exponentielle du type :

$$N = N_0 \exp(-\mu x) :$$

- où
- $N$  est le nombre de photons transmis à travers la matière considérée.
  - $N_0$  est le nombre de photons incidents.
  - $\mu$  est le coefficient linéique d'atténuation.

$\mu$  peut-être interprété par la probabilité d'absorption des photons par rapport à l'épaisseur traversée, c'est-à-dire la probabilité qu'un photon soit absorbé par centimètre de matière.

L'absorption varie également selon la valeur de la tension  $E$  appliquée au tube puisque de celle-ci dépend la longueur d'onde du rayonnement (cf. figure II.5).

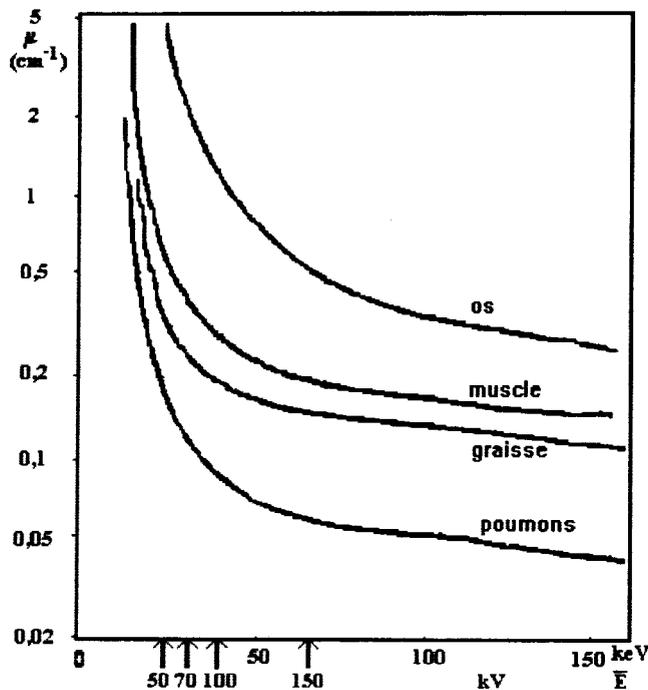


Figure II.5 : Variation du coefficient d'absorption suivant la tension  $E$

### 1.C : LA PRODUCTION DES RAYONS X

Maintenant que nous avons présenté les propriétés générales d'un faisceau de rayons X et de son interaction avec la matière, nous allons voir comment ces rayons X sont produits.

Tout générateur de rayons X comprend une source d'électrons, une électrode cible et une source d'énergie externe pour accélérer les électrons. La source usuelle des rayons X est le tube radiogène.

I.C.1 : Le tube radiogène

Le tube radiogène est un tube à vide, en verre dur, peu sensible aux différences de températures et peu opaque aux rayons X. Le tube radiogène est alimenté par une très importante tension continue. Il est composé principalement de deux électrodes appelées anode et cathode, d'un filament cathodique émetteur d'électrons, d'une cible en tungstène sur l'anode et d'un foyer émetteur de rayons X (cf. figure II.6).

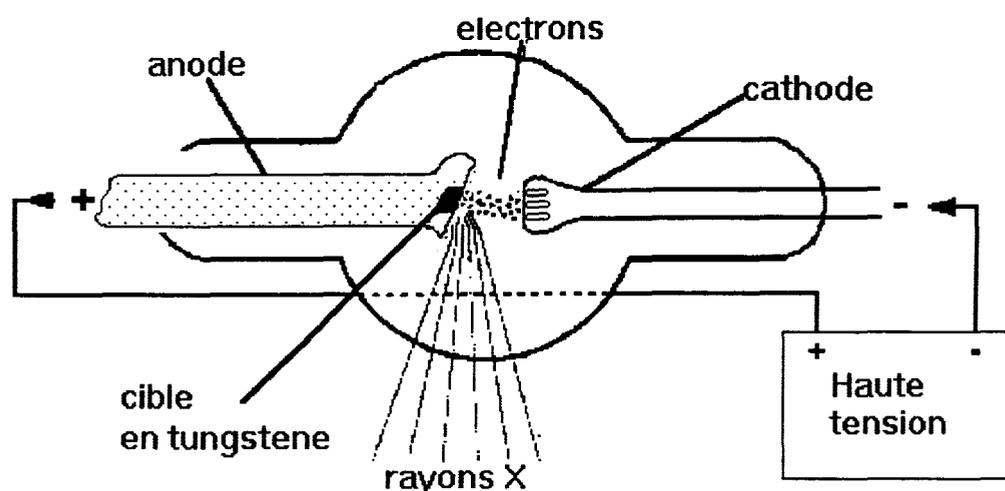


Figure II.6 : Schéma du tube radiogène

L'émission d'électrons à la cathode, par effet thermo-électronique, résulte du chauffage du filament cathodique par passage de courant électrique. En élevant la température l'agitation des atomes s'accroît, les chocs qui s'en suivent provoquent l'arrachement des électrons. Les électrons libres émis par la cathode négative sont alors accélérés par le champ électrique, et vont bombarder l'anode positive : ces électrons constituent le rayonnement cathodique. Remarquons que les électrons ne peuvent subsister à l'état libre et acquérir une vitesse suffisante que s'ils ne rencontrent pas sur leur trajet un trop grand nombre de molécules. C'est à cet effet que l'on fait régner un vide poussé à l'intérieur du tube. Finalement, les rayons cathodiques, composés d'électrons subsistant à l'état libre provoquent, lors de l'impact sur l'anode, l'émission de rayons X.

Examinons à présent les phénomènes agissant à l'anode qui génèrent une émission de rayons X.

I.C.2 : Production des rayons X

L'émission des rayons X se fait simultanément selon deux processus distincts : par collision des électrons incidents avec les électrons périphériques de l'anode ou par freinage dû aux noyaux des atomes de l'anode.

*I.C.2.a : Rayonnement émis par collision des électrons*

Considérons les atomes de l'anode. Les électrons d'un atome sont situés en fonction de leur énergie sur des orbites plus ou moins éloignées du noyau. Plus les électrons gravitent près du noyau, plus leur énergie est élevée et plus ils sont rapides. Pour extraire ces électrons de l'atome, il faut leur fournir de l'énergie. C'est le rôle des rayons cathodiques qui provoquent une extraction d'électrons secondaires. Pour cela, l'énergie cinétique des électrons incidents doit être supérieure à celle des électrons atomiques considérés.

Ainsi, avec une tension élevée, les électrons ont une vitesse suffisante pour extraire les électrons des couches périphériques, sinon des couches intérieures. Comme il y a extraction d'électrons, des atomes deviennent des ions positifs. Ces ions positifs "tendent" à capter un électron pour revenir à l'état neutre. Les électrons capturés proviennent soit d'une couche externe, soit de l'extérieur (des rayons cathodiques par exemple). En rejoignant une orbite plus proche du noyau, ces électrons produisent un rayonnement électromagnétique (cf. figure II.7.a).

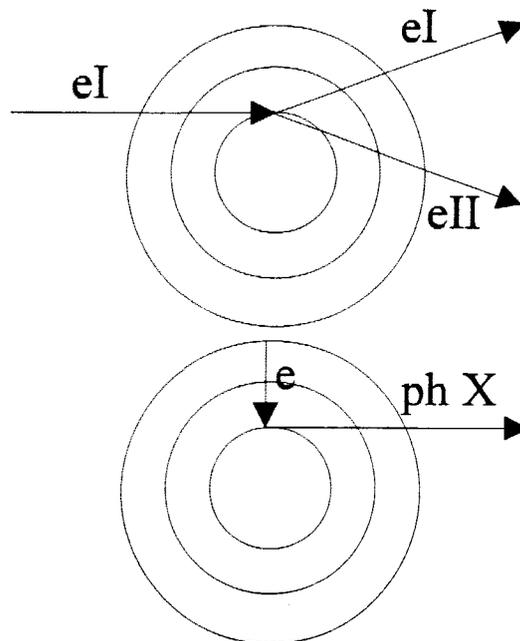


Figure II.7.a : Production des rayons X par effet de collision.

*I.C.2.b : Rayonnement émis par freinage des électrons*

Lorsqu'un électron incident parvient au voisinage du noyau d'un atome de l'anode, il est soumis à une force d'attraction électrostatique et subit une violente accélération. Or toute particule violemment accélérée émet de l'énergie sous forme d'un rayonnement

électromagnétique. Ce rayonnement se situe dans le domaine des rayons X en raison de la valeur de l'énergie cinétique des électrons incidents. L'énergie du rayonnement émis est prélevée sur l'énergie cinétique totale de l'électron incident. Ce dernier continue alors sa trajectoire dans une direction différente avec une énergie cinétique plus faible. C'est la raison pour laquelle ce rayonnement émis est appelé rayonnement de freinage ou "Bremsstrahlung" (cf. figure II.7.b).

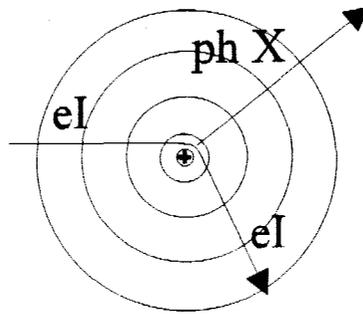


Figure II.7.b : Production des rayons X par effet de freinage.

En conclusion, le pouvoir de pénétration, c'est-à-dire la dureté des rayons X, dépend de l'énergie des rayons cathodiques, donc de la tension accélératrice appliquée au tube radiogène.

Nous pouvons aussi expliquer pourquoi, pour une tension donnée, le rayonnement émis n'est pas monochromatique. Les raies du spectre, qui proviennent de l'effet de collision, sont dues à l'hétérogénéité du faisceau incident et aux différences d'énergies acquises par les électrons lors des changements d'orbites qui induisent des vitesses différentes d'impact des électrons. D'autre part, les rayons X émis par le rayonnement de freinage sont d'autant plus énergétiques que la trajectoire de l'électron incident passe près du noyau, ce qui se traduit par un spectre étalé et continu.

Pour terminer cette description, il convient de souligner que les rayons X sont émis dans toutes les directions. Or, en radiographie, on n'utilise que les rayons émis dans la direction de l'objet à radiographier. Le faisceau se présente sous la forme d'un faisceau divergent de  $10^\circ$  à  $20^\circ$  selon la géométrie du foyer. Ce faisceau est limité par une fenêtre aménagée dans la gaine du tube qui arrête le reste du rayonnement pour des raisons évidentes de protection.

## **II : FACTEURS DE DISPERSION DES CLICHES**

Dans ce paragraphe, nous analysons les paramètres agissant directement ou indirectement sur la formation de l'image radiographique et sur le développement du film.

Tout d'abord, il est nécessaire de souligner que le principe de la radiographie est basé sur les différences de transmission (ou d'absorption) des rayons X suivant les tissus traversés.

On peut aussi noter que l'image obtenue est un négatif : aux régions de l'objet les plus transparentes aux rayons X correspondent les images les plus noires, tandis qu'aux régions les plus opaques correspondent les images les plus claires. Quant à l'impression radiographique, elle se juge avec les deux paramètres que sont le contraste, également appelé "qualité", et la densité que l'on appelle aussi "quantité".

De nombreux paramètres interviennent dans la saisie d'un cliché radiographique. Ainsi, pour obtenir une image, il faut tenir compte de paramètres liés au type d'appareil radiographique utilisé, à la qualité du tube radiogène, aux dimensions du foyer. La tension, la distance entre le foyer et le film, l'utilisation d'accessoires annexes à l'appareil influencent également la qualité de l'image obtenue. La liste de ces paramètres pouvant être très longue, nous avons décidé de ne présenter que ceux qui nous semblent les plus importants.

### II.A : L'APPAREIL RADIOGRAPHIQUE.

Tout d'abord, nous allons traiter le problème du "coefficient propre à l'installation", c'est à dire la qualité du tube et de ses accessoires, ainsi que les réglages électriques de l'appareil radiographique qui constituent autant de paramètres qui peuvent varier d'un appareil à l'autre.

La fiabilité des réglages électriques internes, comme ceux générant la tension d'accélération, est considérée comme paramètre interne de l'installation. On peut estimer cependant que les réglages électriques de la machine sont suffisamment précis pour ne pas perturber la qualité et la quantité du rayonnement X émis.

#### II.A.1 : Le tube

La qualité du tube est, par contre, un paramètre dont il faut tenir compte. En effet, si le vide à l'intérieur du tube radiogène n'est pas assez poussé, la totalité des électrons n'atteignent pas une vitesse suffisante, et de ce fait ils possèdent une trop faible énergie pour permettre l'émission de rayons X à l'anode. La qualité du vide influence la quantité de rayonnement émis. Cependant, le vide est une constante de l'appareil liée à sa fabrication. Aucun réglage ne pourra être effectué pour le modifier. Il faut donc classer ce paramètre dans la catégorie des paramètres constants qui auront toujours le même effet.

L'orientation de l'anode et la taille du foyer émetteur de rayons X influencent aussi le faisceau des rayons X mais sont fixes pour un appareil donné. Ils entrent donc dans la même catégorie de paramètres que la qualité du tube.

Un autre paramètre directement lié au tube radiogène est l'usure de l'anode. Au bout d'un certain temps, le bombardement cathodique de l'anode entraîne une dilatation de sa couche superficielle au point d'impact. Là où se forme le foyer, le métal devient peu à peu

rugueux. Les rugosités formées vont donc absorber une partie des rayons X produits, ce qui provoque une diminution de la quantité de rayonnement par rapport à une anode neuve et en bon état. Une usure excessive de l'anode peut faire baisser le rendement jusqu'à 50% de sa valeur à l'état neuf [Stephany-67]. L'usure de l'anode est un paramètre qui dépend de la durée d'utilisation du tube radiogène et a une influence sur la quantité de rayonnement émis, donc sur la densité de l'impression radiographique.

### II.A.2 : Accessoires

Nous allons étudier maintenant les influences des accessoires annexes au tube radiogène sur le rayonnement.

L'utilisation d'un diaphragme permet de réduire ou d'agrandir l'ouverture du faisceau de rayons X sortant du tube. Ce réglage du faisceau permet de couvrir aussi exactement que possible le champ examiné pour diminuer au maximum l'irradiation infligée au patient tout en supprimant les rayons diffusés provenant des tissus voisins.

On utilise aussi des filtres à la sortie du tube. En effet, le rayonnement émis est, comme nous l'avons déjà vu, hétérogène. Le faisceau est constitué de rayons de différentes longueurs d'onde. Ces filtres interceptent les radiations les plus "molles" afin de durcir le rayonnement en ne conservant que les rayons les plus durs, ce qui produit une amélioration du contraste des images. Ainsi le contraste obtenu dépendra également de l'utilisation de ces filtres.

### II.B : FACTEURS LIÉS A LA MANIPULATION

Regardons maintenant les paramètres de réglage de l'appareil radiographique ajustables par le manipulateur radio.

L'image radiographique ne peut en aucun cas être aussi nette qu'une image photographique, étant donné que la source émissive n'est pas punctiforme et que les rayons X ne se traitent pas optiquement. Le flou de l'image se traduit par le fait que pour un objet opaque à arrêtes vives, l'image ne présente pas une limite nette, mais un bord plus ou moins étalé. De plus pour des éléments de petite taille, le chevauchement des flous des bords opposés diminue le contraste et tend pratiquement à les faire disparaître de l'image.

Généralement le flou a trois causes principales que l'on décompose en trois flous distincts qui se superposent :

- le flou cinétique qui a pour origine le fait que le patient radiographié ne peut rester parfaitement immobile pendant la durée de l'exposition.
- le flou géométrique ou flou de foyer.
- le flou de détecteur qui est dû au rayonnement secondaire.

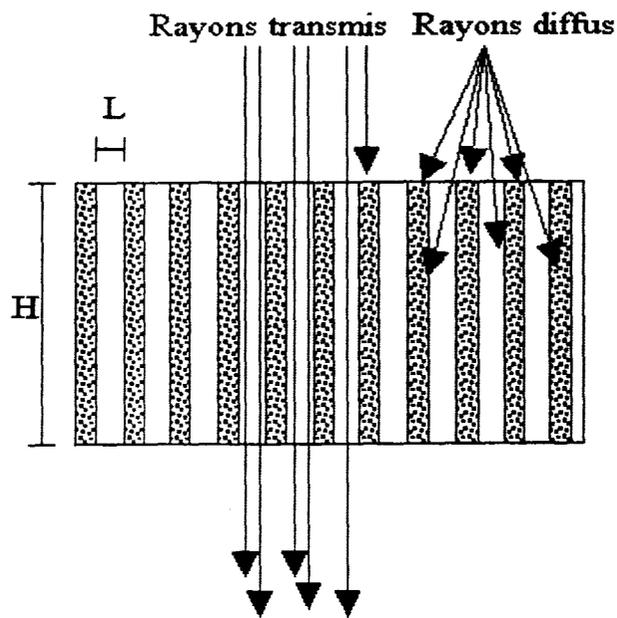
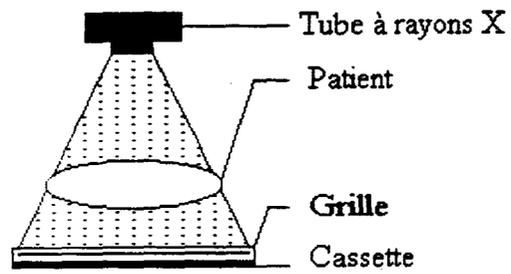


Figure II.8: Grille anti-diffusante

II.B.1 : L'exposition.

L'exposition est le produit de l'intensité des rayons X par le temps de pose utilisé pour radiographier l'objet. Le temps de pose doit être suffisamment court pour obtenir une image nette malgré les mouvements du patient.

De légères variations de la valeur de l'exposition n'ont que de minimes répercussions sur le résultat photographique : seule une variation de l'ordre de 25% produira un effet sensible [Stephany-67]. Les manipulateurs se réfèrent à des tables pour déterminer le temps de pose de la radiographie de telle sorte que des variations supérieures à 25 % sont peu envisageables. Nous pouvons en conclure que toutes les images sont obtenues avec des valeurs correctes d'exposition.

II.B.2 : La distance foyer-film.

Un paramètre important dans la prise de radiographie est la distance entre le foyer émetteur de rayons X et le film radiographique. Ce paramètre intervient surtout au niveau de la netteté de l'image, notamment au niveau de la finesse des détails, et contribue à l'apparition du flou géométrique.

Pour réduire ce flou, il faut augmenter la distance tube-film. En pratique, cette distance est égale au moins à cinq fois l'épaisseur de l'objet à radiographier. De plus, on aurait tout intérêt à rendre cette distance aussi grande que possible afin de rendre le faisceau de rayons X aussi parallèle que possible pour améliorer la quantité de ce rayonnement.

II.B.3 : Prise en compte des rayons X secondaires - utilisation d'une grille

Le rayonnement diffusé, appelé aussi rayonnement secondaire, est émis par tous les corps traversés par les rayons X. Émis dans toutes les directions, le rayonnement secondaire ne contribue pas à la formation de l'image radiographique, mais produit un voile qui se superpose à l'image en diminuant ainsi son contraste.

Une grille anti-diffusante, composée d'une série de très petites barres parallèles de matière hautement absorbante comme le plomb, peut-être utilisée pour diminuer ce rayonnement [Wagner-80] (cf. figure II.8). Les rayons diffus étant émis dans toutes les directions rencontrent obliquement les lames de la grille et sont absorbés. La grille est caractérisée par son rapport entre la hauteur des lames et la largeur des intervalles qui les séparent. Quand ce rapport augmente, la possibilité des rayons diffus de passer à travers la grille diminue et l'effet de collimation de la grille augmente.

II.B.4 : Le rôle de la tension.

Nous l'avons déjà vu, la tension détermine la dureté des rayons X. Elle détermine donc directement le contraste de l'impression radiographique.

Le coefficient d'atténuation d'un objet est aussi fonction de la tension car nous savons bien que la radiographie est basée sur la différence d'absorption des rayons X suivant les tissus traversés (cf figures II.5 et II.9).

En comparant certains clichés où il n'a fait varier que la tension d'alimentation du tube, Stephany a pu observer que [Stephany-67] :

- Un film exposé avec des rayons trop mous (faible tension) donne des images où les parties très peu opaques sont de bonne qualité, mais où les parties opaques sont dépourvues de détails. De plus, une faible tension entraîne une sous-exposition car la tension joue un rôle sur l'intensité dont est fonction l'exposition.

- Un film exposé avec des rayons trop durs (forte tension) présente un contraste insuffisant entre les os et les tissus mous. Le film paraît uniformément gris, voilé, même s'il n'est pas trop sombre. Ce voile est dû à l'augmentation des rayons diffusés.

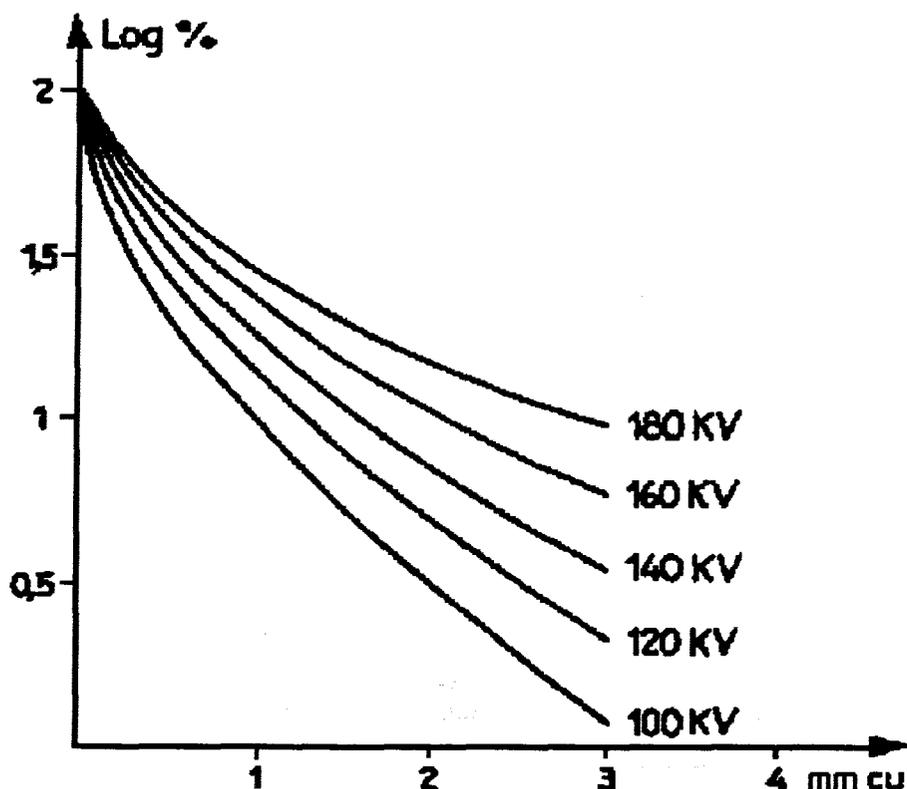


Figure II.9 : Variations du coefficient d'absorption en fonction de la tension et de l'épaisseur traversée de cuivre.

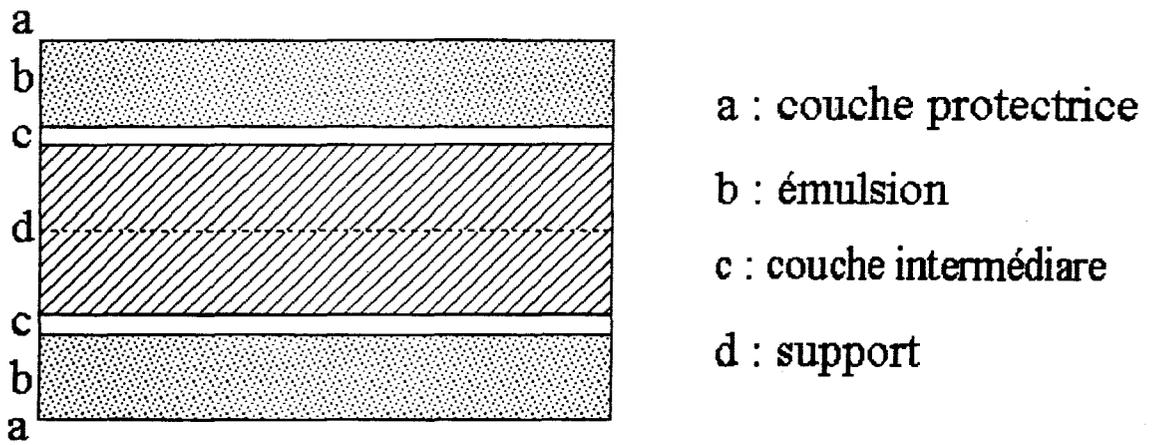


Figure II.10 : Coupe d'un film radiographique

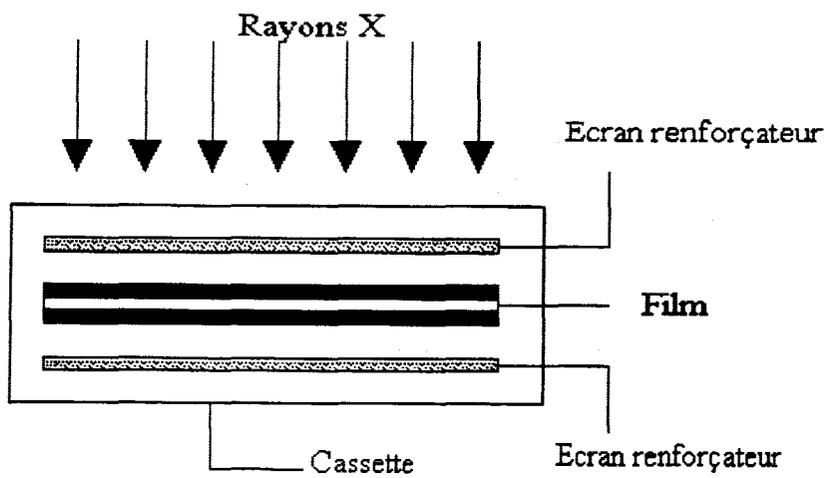
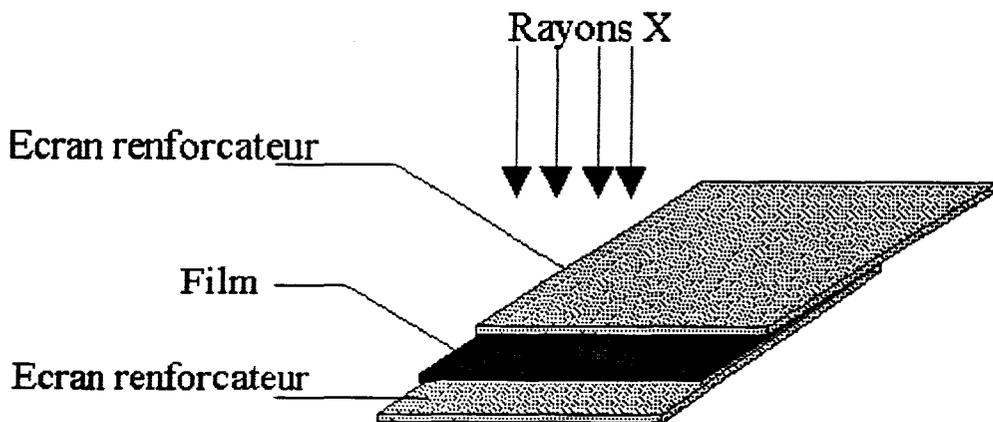


Figure II.11 : Ecran renforceur

Ces remarques indiquent bien que la tension influe sur certains des paramètres étudiés auparavant qui, eux mêmes, agissent sur la qualité et la densité de l'image obtenue.

### II.C : OBTENTION DE L'IMAGE RADIOGRAPHIQUE.

#### II.C.1 : Le film radiographique.

Le film est constitué d'un support en polyester sur lequel est déposée l'émulsion, formée de cristaux de bromure d'argent, dont le diamètre est d'environ un  $\mu\text{m}$  (cf. figure II.10). Le film est conservé à l'abri de la lumière à l'intérieur d'une cassette. Des écrans "renforçateurs" peuvent être juxtaposés sur les deux faces de cette cassette. Le rôle de ces écrans est d'augmenter la sensibilité aux rayons X (cf. figure II.11). Moins de rayons sont alors nécessaires pour une même qualité d'image puisque la sensibilité est accrue.

L'émulsion est impressionnée par :

- les rayons X, dans une faible proportion, puisque le film n'absorbe que 1% de l'énergie du faisceau de rayons X. Mais leur action se manifeste dans toute l'épaisseur de l'émulsion, en vertu de leur pouvoir de pénétration.

- la lumière des écrans renforçateurs. Celle ci est entièrement absorbée dans les couches superficielles de l'émulsion.

Les rayonnements agissent par ionisation. Ils réduisent le bromure d'argent  $\text{AgBr}$  en séparant ses constituants  $\text{Br}^-$  et  $\text{Ag}^+$ . Les photons de lumière visible ou les rayons X extraient un électron de l'ion  $\text{Br}^-$ , qui se sépare de l'ion  $\text{Ag}^+$  et devient un atome de brome libre. L'électron indépendant est instable dans le cristal de bromure d'argent, et décharge un ion  $\text{Ag}^+$  en le transformant en un atome d'argent. Les atomes d'argent libèrent en outre des électrons par effet photo-électrique, lesquels, possédant une grande énergie cinétique, reproduisent le processus de libération d'atomes d'argent, non seulement dans le même cristal, mais aussi dans les cristaux avoisinants. Les grains d'argent ainsi formés constituent ce que l'on appelle l'image latente, c'est-à-dire qu'elle demeure invisible tant que le film n'est pas développé.

Les caractéristiques d'un film radiographique sont données par une courbe sensitométrique de noircissement (ou densité du film) en fonction de l'énergie reçue (ou exposition). L'exposition optimale est obtenue dans la portion rectiligne de la courbe où la pente est maximum, ce qui correspond au maximum de contraste (cf. figure II.12) [Taveras-85].

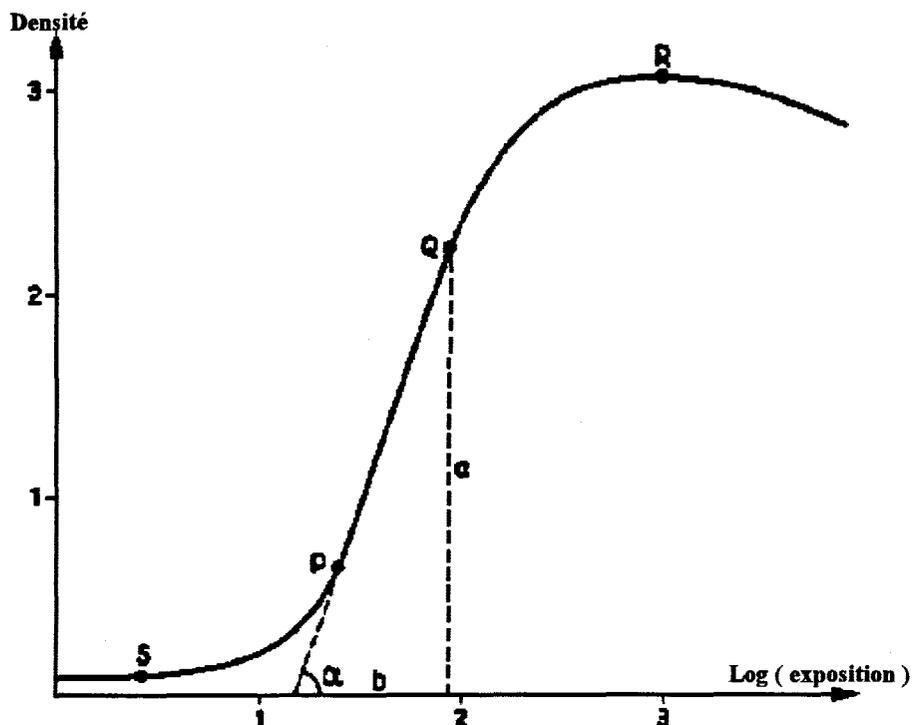


Figure II.12 : Courbe sensitométrique

Il existe sur le marché de nombreux types de films dont les propriétés et les caractéristiques sont différentes. Ces films ont des rapidités différentes d'émulsion et offrent des résolutions plus ou moins bonnes. Il faut avant tout noter que l'utilisation ou non d'écrans renforçateurs peut permettre de changer les valeurs de certaines caractéristiques du film. En général, la résolution d'un film est liée à la dimension des grains de bromure d'argent de l'émulsion. Un film à grains fins a une meilleure résolution qu'un film à gros grains. Par contre, la sensibilité, ou rapidité du film, varie en raison inverse de la finesse des grains de bromure d'argent. Le choix du film dépendra donc de l'objet à radiographier et de l'utilisation de la radiographie.

Le traitement d'images à partir de clichés radiographiques, notamment pour l'étude de la structure osseuse nécessite des images riches en détail et bien contrastées. Il nous faudra donc choisir un film ayant une résolution élevée et permettant d'obtenir des contrastes suffisants. Ces films possèdent une simple émulsion et utilisent des cassettes avec un seul écran renforçateur.

### II.C.2 : Développement

Le développement d'un film radiographique est similaire à celui d'un film photographique. Le film est plongé successivement dans différents bains : le révélateur, le liquide de rinçage et le fixateur. Le film est ensuite égoutté, puis séché pour donner le résultat final.

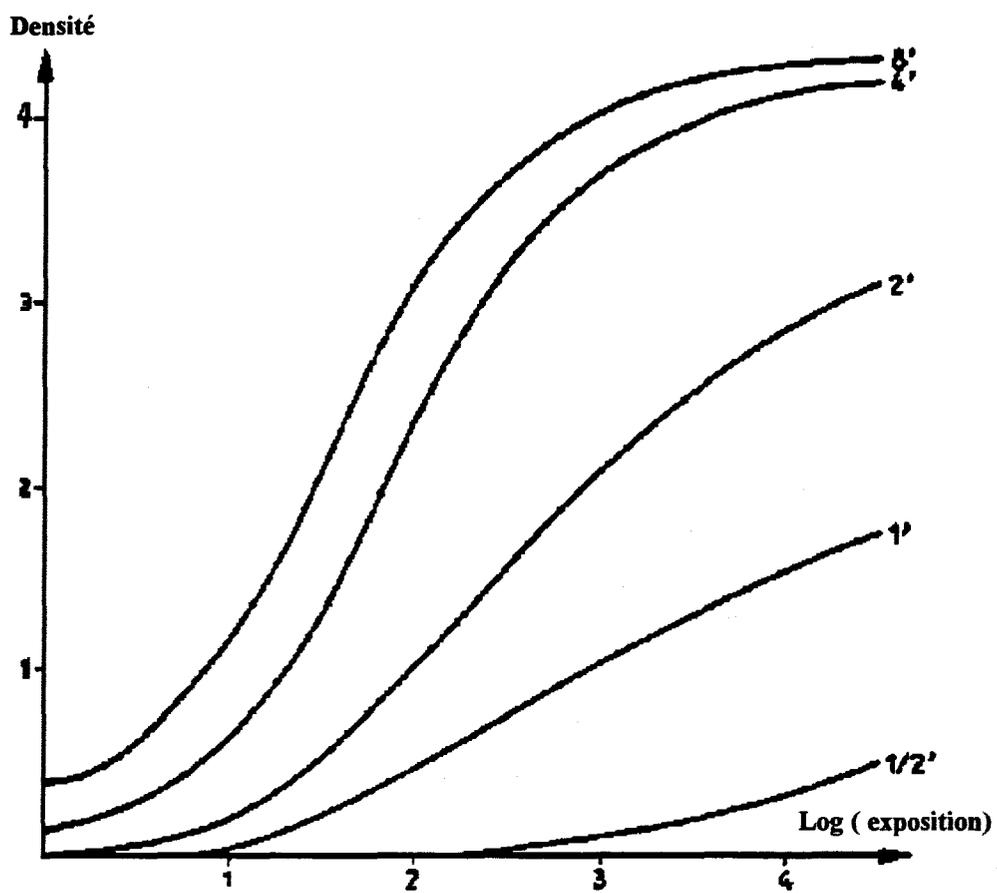


Figure II.13 : Influence de la durée de développement.

Le développement automatique permet de réaliser ces opérations à l'intérieur d'un seul appareil. Mais les "coefficients propres" de ces appareils, à savoir le degré d'utilisation des différents bains (révélateur et fixateur), le réglage du temps de développement et la stabilité du thermostat de régulation de la température de séchage, jouent sur la qualité du développement.

Il est intéressant de noter que les courbes sensitométriques d'un même film dépendent du temps de développement (cf. figure II.13). Comme le maximum de contraste est atteint lorsque la pente de la courbe est maximale, on peut déduire de ces courbes le temps optimum de développement.

Après avoir détaillé les principaux paramètres et réglages contribuant à la formation de l'image radiographique, nous avons voulu donner un aperçu de l'influence de certains paramètres sur la dispersion radiographique et souligner certaines difficultés de l'étude d'images radiographiques qui s'ensuit.

### **III : MESURE DE LA DISPERSION**

L'objectif de ce paragraphe n'est pas de détailler l'influence de chacun des paramètres décrits précédemment, ni de préciser leur degré d'importance. Il se place dans un cadre de mesure de la dispersion radiographique pour un ensemble de clichés réalisés à des périodes différentes. Nous nous trouvons ainsi dans une situation analogue à celle de l'étude de la structure osseuse : les clichés sont réalisés à des moments différents dans des conditions prédéterminées, correspondant à celles d'une radiographie de la main avec un film haute définition. Nous étudions ainsi l'effet cumulé de plusieurs facteurs, à savoir la dispersion dans le temps des coefficients propres à l'installation radiographique et au développeur, et la reproductibilité des ajustements des paramètres d'acquisition aux conditions fixées par le manipulateur radio.

#### **III.A : PRESENTATION DE L'ETUDE**

##### **III.A.1 : Support de la mesure**

La dispersion radiographique est étudiée grâce à une mire en plexiglas (cf. figure II.14). Cette matière a été choisie en raison de la valeur de son coefficient d'absorption proche de celui du tissu osseux. Il se situe entre celui de l'os compact et celui des tissus mous. Les différentes épaisseurs des paliers fournissent une étendue de valeurs d'atténuation identique à celle des tissus de la main. Les paramètres de saisie de l'image radiographique sont ainsi proches de ceux utilisés pour la radiographie de la main. Le plexiglas a aussi été choisi pour

des commodités d'usinage. Les différentes épaisseurs nécessaires sont calculées à partir du coefficient d'absorption de cette matière.

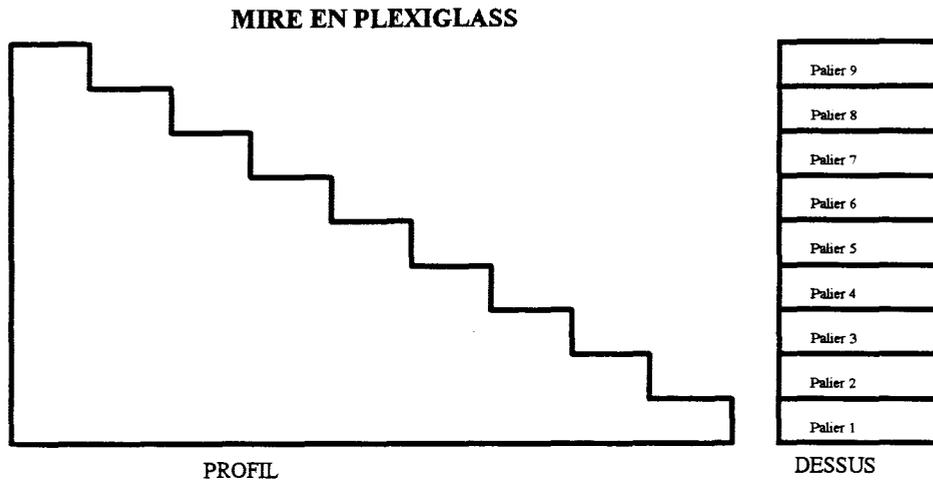


Figure II.14 : Mire radiographique

Le cliché radiographique est ensuite numérisé (voir l'explication de la mise en oeuvre dans le chapitre VI). C'est à partir de l'image numérisée que nous quantifions la dispersion. Nous proposons de mesurer une valeur moyenne des niveaux de gris, c'est-à-dire une valeur de luminosité moyenne des paliers de la mire. Pour calculer ces valeurs, nous avons travaillé sur une surface rectangulaire de 6000 pixels située au centre de chaque palier. Nous avons ensuite calculé la moyenne des niveaux de gris des pixels considérés. Les mesures sont réalisées automatiquement grâce à une détection de la position de la mire, puis des différents paliers. L'étendue des valeurs s'étend de 0 à 255, c'est-à-dire la dynamique maximale autorisée par le codage des niveaux de gris sur 8 bits.

Nous avons choisi d'étudier, parmi l'ensemble des valeurs de luminosité, deux d'entre elles, notées Luminosité1 et Luminosité2, correspondant aux paliers non adjacents référencés palier 7 et 5 sur la figure II.14. Nous avons calculé également deux valeurs de contraste, notées Contraste1 et Contraste2, à partir des différences de luminosité entre des paliers adjacents, à savoir les paliers 7-6 et les paliers 5-4 sur la figure II.14. Ces valeurs permettent de comparer les clichés afin de mesurer la dispersion radiographique.

### III.A.2 : Série de clichés étudiés

Nous avons réalisé trois séries de radiographies, comprenant respectivement 10, 22 et 10 clichés. Les radiographies ont été prises sur le même poste radiographique avec une tension d'alimentation de 40 keV et une exposition de 16 mAs. Nous utilisons les mêmes films radiographiques pour chaque cliché. Les conditions de numérisation des clichés par la caméra CCD ont été rigoureusement identiques : même ouverture du diaphragme de la caméra, mêmes

valeurs du gain et de l'offset de la carte d'acquisition. Nous mesurons ainsi, à travers les paliers de la mire, des valeurs absolues de luminosité et de contraste.

La série-1 comprend 10 clichés réalisés à la suite dans des conditions strictement identiques. L'étude de cette série permet de contrôler les dispersions intrinsèques de l'appareil radiographique comprenant à la fois les processus d'acquisition et de développement du cliché.

La série-2 a été réalisée en 3 séances étalées sur une semaine. L'analyse de cette série nous renseigne sur la dispersion liée aux "coefficients propres" de l'appareil radiographique et du développeur sur une courte durée. Les valeurs de la tension et de l'exposition doivent être réajustées aux conditions prédéterminées lors de chaque séance de radios. La distance foyer-film a été repérée lors de la première séance et peut-être considérée comme invariante pour cette série. Les paramètres de développement ne sont pas strictement identiques sur une semaine. Les bains entre autres vieillissent et sont souvent renouvelés.

La série-3 a été réalisée sur le même poste radiographique six mois plus tard en une seule séance. Entre temps, le développeur automatique avait été en partie renouvelé (changement des cartes électroniques de régulation de la température et de minuterie). L'étude de cette série nous informe sur la dispersion des "coefficients propres" sur une longue durée.

### III.B : RESULTATS

Nous avons choisi d'illustrer la dispersion radiographique en étudiant les variations des paramètres de luminosité, Luminosité<sub>1</sub> et Luminosité<sub>2</sub>, et de contraste, Contrast<sub>1</sub> et Contrast<sub>2</sub>, pour l'ensemble des clichés de chaque série. Cette dispersion est alors caractérisée à partir de la mesure de l'étendue des valeurs et du calcul de l'écart type et du coefficient de variation.

#### III.B.1 : Etude de la série-1 - Dispersion radiographique intrinsèque

Les valeurs des paramètres obtenus pour la première série sont données par la figure II.15.a. Nous dressons un tableau donnant la moyenne et les valeurs extrêmes prises par les 4 paramètres ainsi que leur dispersion évaluée par l'écart-type et le coefficient de variation :

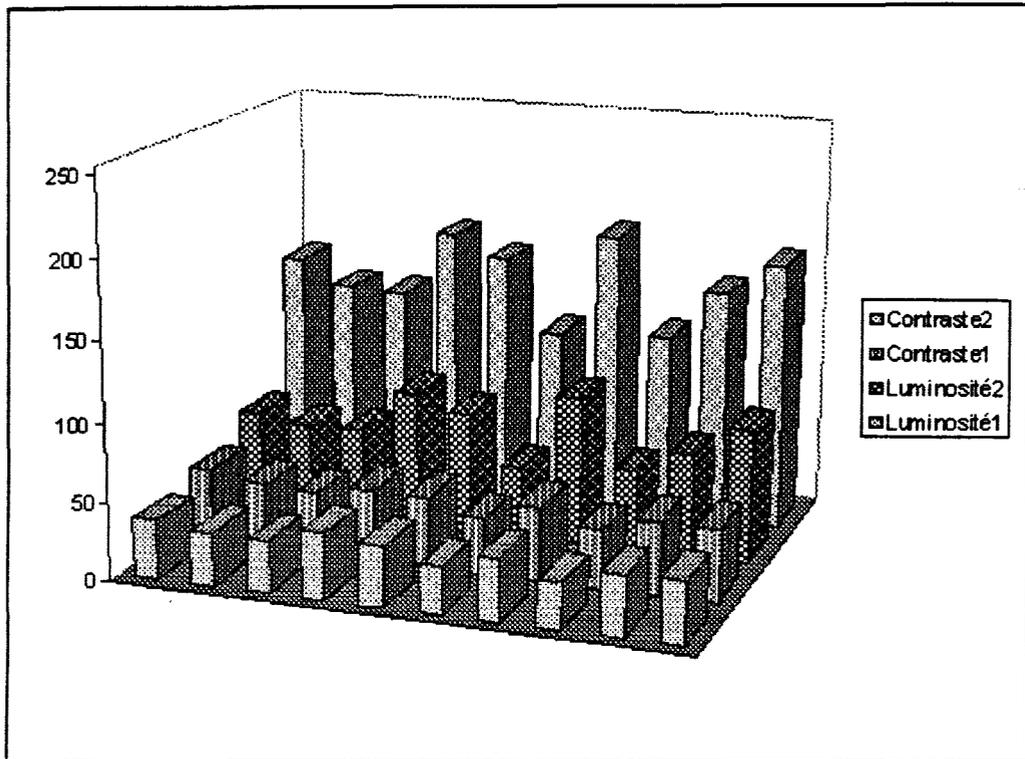


Figure II.15.a : Valeurs des paramètres (Luminosité1, Luminosité2, Contraste1, Contraste2) de la série-1

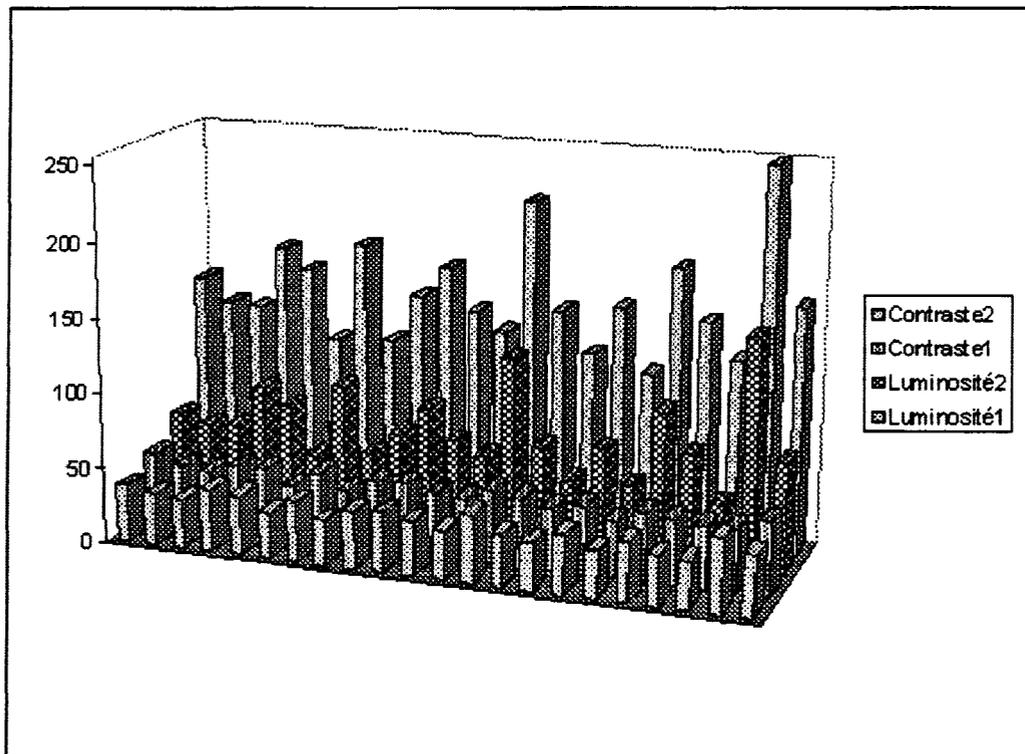


Figure II.15.b : Valeurs des paramètres (Luminosité1, Luminosité2, Contraste1, Contraste2) de la série-2

Série-1				
	Luminosité1	Luminosité2	Contraste1	Contraste2
Moyenne (ndg)	149,3	69,3	43,3	36,4
Maximum (ndg)	182	95	48	42
Minimum (ndg)	115	46	36	30
Ecart-type	23,7	16,4	4,3	4,3
Coefficient de variation (%)	15,86	23,72	9,92	11,88

Les résultats de l'étude de la série-1 montrent une importante dispersion des valeurs de luminosité (coefficients de variation très élevés) et de contraste, mais dans une proportion moindre pour ce dernier. Ils témoignent de la dispersion radiographique intrinsèque. On peut déjà noter que cette dispersion n'est pas négligeable.

### *III.B.2 : Etude de la série-2 - Dispersion sur une courte durée*

Les valeurs des paramètres obtenus pour la série-2 sont données par la figure II.15.b. La moyenne et les valeurs extrêmes prises par les 4 paramètres ainsi que leur dispersion sont données par le tableau suivant :

Série-2				
	Luminosité1	Luminosité2	Contraste1	Contraste2
Moyenne (ndg)	154,4	73,5	43,4	36,7
Maximum (ndg)	253	153	49	49
Minimum (ndg)	111	42	36	30
Ecart-type	34,3	26,7	3,8	5,0
Coefficient de variation (%)	22,21	36,28	8,76	13,73

Les coefficients de variation pour les clichés de la série-2 présentent des valeurs plus élevées que ceux relatifs aux clichés obtenus dans des conditions strictement identiques. Cette plus grande dispersion est le résultat du mauvais réajustement des réglages aux valeurs prédéterminées et des modifications de certains coefficients propres au processus radiographique parmi lesquels l'usure des bains de développement est un facteur prépondérant.

### III.B.3 : Etude de la série-3 - Dispersion sur une longue durée

L'exploitation des valeurs de la troisième série, réalisée six mois plus tard, était impossible en raison de la trop grande différence de luminosité des clichés de cette série par rapport à ceux de la précédente. En conservant des conditions de numérisation strictement identiques, les différents paliers étaient indécélables car ils présentaient une luminosité trop faible. Seule une modification du réglage du diaphragme de la caméra CCD a rendu possible l'exploitation de cette série, mais ce nouveau réglage modifie le caractère absolu de la mesure de la luminosité. L'impossibilité de mesurer les luminosités des paliers de la mire en restant dans le cadre de mesures de valeurs absolues révèle une très importante dispersion des clichés. Cette dispersion est due en grande partie aux modifications des appareillages sur une longue période, c'est-à-dire aux variations des coefficients propres à l'appareil radio et au développeur.

Après modification du diaphragme, l'étude de cette série donne des coefficients de variation des 4 paramètres étudiés pratiquement identiques à ceux obtenus pour les 10 clichés de la première série. La dispersion intrinsèque de cet appareil est donc restée sensiblement identique malgré le remplacement de certaines pièces dans le cadre d'opérations de maintenance.

### III.C : CONCLUSION

Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que les images radiographiques présentent des dispersions importantes en termes de luminosité et de contraste.

L'analyse automatique d'images radiographiques se montre beaucoup plus sensible à cette dispersion que le système visuel humain. En effet, les paliers de la mire pouvaient être détectés pour l'ensemble des clichés étudiés par une simple analyse visuelle alors que l'analyse automatique était en défaut pour l'une des séries.

Cette dispersion importante des propriétés photométriques des clichés est une caractéristique de l'imagerie radiographique. Il est intéressant de noter que la conséquence de la dispersion sur l'image radiographique est double. Elle se situe au niveau des :

- variations importantes de luminosité absolue.
- variations de la dynamique des images, comme le montrent les coefficients de variation de contraste.

En raison de l'importance de cette dispersion, il est impossible de travailler directement sur les valeurs absolues de luminosité de l'image radiographique numérisée. La prise en compte

de cette dispersion est nécessaire pour toute exploitation d'images numériques provenant de clichés radiographiques numérisés et nécessite des prétraitements pour la corriger. Ceux-ci seront présentés dans le chapitre VI.

## **CHAPITRE 3**

# **ANALYSE STRUCTURELLE DE LA TEXTURE**

*L'application directe de notre travail concerne l'analyse de texture afin de caractériser la structure osseuse. Nous lui consacrons les trois prochains chapitres de cette thèse.*

*Ce troisième chapitre présente la texture telle qu'elle est abordée en traitement d'images. Nous introduisons ainsi la notion de texture, les différentes classes de textures et les types d'analyse existants.*

*La deuxième partie traite des méthodes que nous avons définies, basées sur une analyse structurelle : analyse par extraction du réseau trabéculaire et analyse par caractérisation du relief tridimensionnel. Nous détaillons dans un premier temps les différentes approches de l'analyse structurelle. Nous expliquons ensuite le principe de chacune des deux méthodes définies, les techniques utilisées, ainsi que les attributs de caractérisation de la texture.*

## I : INTRODUCTION A L'ANALYSE DE TEXTURE

### IA : NOTION DE TEXTURE

La texture définit un concept important du traitement d'images. Son utilisation est liée à la caractérisation de régions présentant une organisation homogène. Elle est employée dans de multiples domaines liés à l'exploitation des images : depuis l'image satellite de télédétection jusqu'aux images médicales microscopiques d'analyse cellulaire. L'information liée à la texture présente, en effet, de nombreux intérêts : segmentation, classification, synthèse,...

Devant cette diversité d'applications, il est difficile de donner une explication concise de la notion de texture. Le problème, pour définir de façon univoque la texture, réside dans le fait que cette notion est étroitement associée au mode de perception visuelle. Il existe deux types d'informations essentielles permettant d'analyser dans sa globalité le contenu d'une image. On trouve, d'une part, les contours, donnant une information sur les frontières et donc sur l'existence même d'objets, et d'autre part les textures, qui traduisent un aspect homogène local de la surface d'un objet, c'est-à-dire l'entité composant l'objet. Il est parfois difficile de pouvoir déterminer les frontières et seule l'analyse de la texture fournit des éléments significatifs sur l'objet. La texture est alors décrite par les qualificatifs suivants : fine, grossière, granuleuse, contrastée, régulière, aléatoire, directionnelle, complexe,... [Haralick-73, Tamura-78, Amadsun-89].

Dans la littérature il existe plusieurs définitions de la texture. Ces définitions sont cependant associées aux méthodes d'analyses définies, ou présentent un caractère très général qui les privent d'exploitations concrètes. Citons toutefois quelques définitions. Unser [Unser-84] définit la texture comme :

*"une région d'image pour laquelle il existe une fenêtre telle qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une impression visuelle identique pour toutes les positions envisageables par translations".*

Cette définition souligne que la texture décrit une zone produisant une même impression visuelle quelle que soit la position d'observation, intérieure à cette zone. En effet, une propriété caractéristique de la perception de la texture est son invariance par translation. Pour Haralick [Haralick-79], la texture comprend deux aspects. Le premier concerne la description d'éléments de base, appelés primitives. Le second a rapport à l'arrangement spatial de ces éléments ou aux relations entre primitives.

En pratique, on est amené à considérer deux catégories de texture, qui sont présentées dans le prochain paragraphe, suivant la capacité à reconnaître ces éléments de bases.

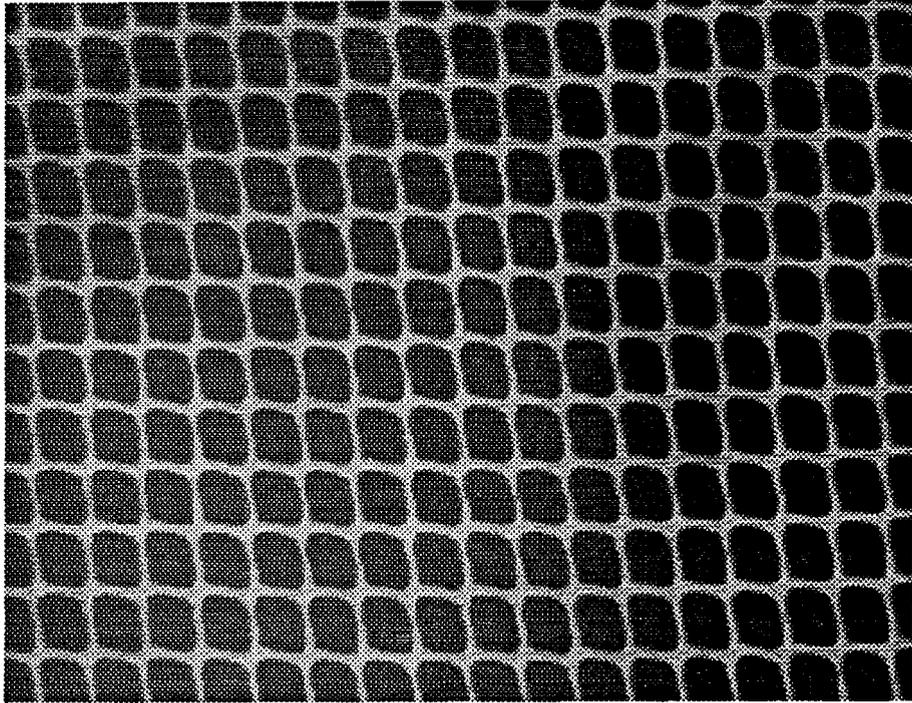


Figure III.1.a : Exemple de macrotexture naturelle.

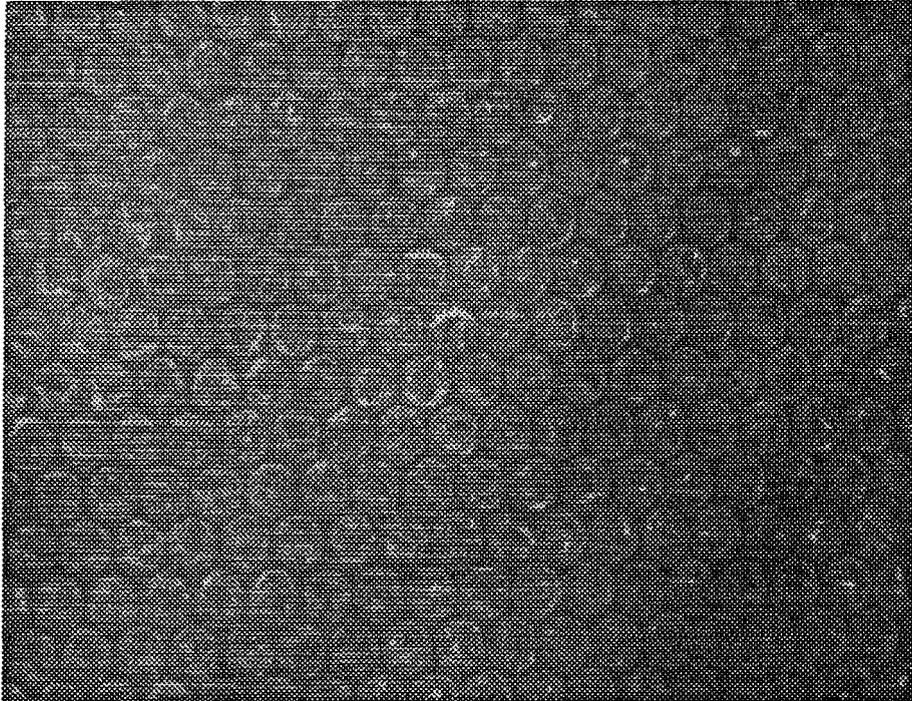


Figure III.1.b : Exemple de macrotexture naturelle.

## I.B : CATEGORIES DE TEXTURES

Certaines textures présentent une organisation structurée qui peut-être caractérisée par une ou plusieurs primitives : ce sont les macrotextures. Pour d'autres, il n'est pas possible d'isoler des motifs, ou la taille de ces motifs est alors trop petite pour être significative. Elles présentent un aspect plus anarchique ou aléatoire, on parle alors de microtextures.

### I.B.1 : Macrotexture

Les macrotextures sont formées par la répétition plus ou moins régulière et périodique de leurs primitives. Pour des images naturelles, il est parfois difficile de pouvoir correctement identifier ces éléments de base parce que les textures ne présentent pas toujours une organisation très régulière de leurs primitives et également parce que ces dernières peuvent présenter un degré de variabilité non négligeable (cf. figures III.1.a, III.1.b, III.1.c).

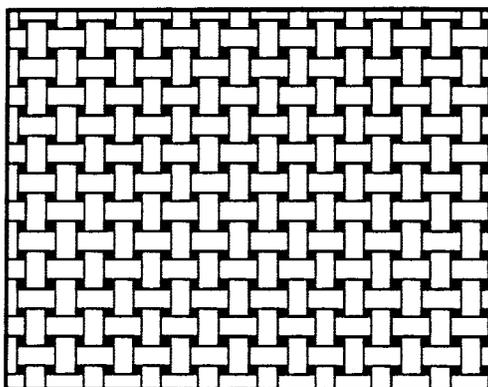


Figure III.1.c : Exemple de macrotexture générée artificiellement.

### I.B.2 : Microtexture

Les microtextures sont alors considérées comme des ensembles de particules sans organisation vraiment apparente, c'est-à-dire ne possédant pas de primitives isolables bien qu'elles conservent un aspect homogène. Ces particules sont de tailles très réduites, inférieures ou de l'ordre du pixel : d'où leur nom de microtexture (cf. figures III.2.a, III.2.b, III.2.c).

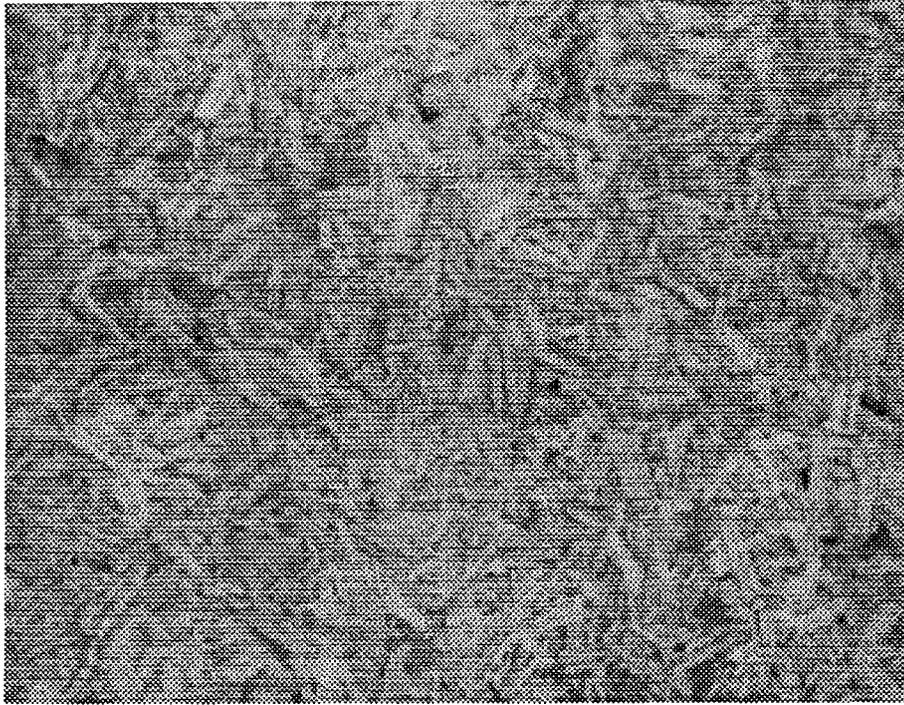


Figure III.2.a : Exemple de microtexture naturelle.



Figure III.2.b : Exemple de microtexture naturelle.

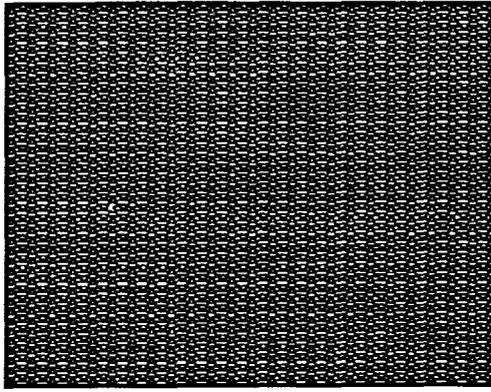


Figure III.2.c : Exemple de microtexture générée artificiellement

Il est parfois difficile de classer une texture dans l'une ou l'autre des catégories précédentes. La distinction n'est pas toujours évidente. Il est rare de trouver dans les images naturelles des textures possédant une organisation régulière et périodique. Les textures rencontrées peuvent en effet combiner une structure mixte où les primitives ne sont pas clairement déterminées en raison de leurs tailles réduites, de leur irrégularité... Le niveau de la résolution intervient aussi dans la détermination de la catégorie de la texture. Suivant la résolution choisie, une texture peut basculer d'une catégorie à l'autre (cf. figures III.3.a et III.3.b). En effectuant deux grossissements différents, l'image d'un mur de briques laisse apparaître deux aspects distincts. Avec un fort grossissement, les primitives sont facilement isolables alors qu'avec un grossissement plus faible, elles ne sont plus identifiables.

### I.C : TYPES D'ANALYSE DE TEXTURE

On peut regrouper les différentes méthodes d'analyse de texture en deux approches différentes selon qu'elles s'adressent à des textures microscopiques ou macroscopiques. On parle d'analyse structurale ou macroscopique et d'analyse statistique ou microscopique [Haralick-79, Van Gool-85].

La première analyse citée implique une étude descriptive des primitives qui peut-être complétée par la détermination de grammaires qui décrivent les règles de positionnement de ces primitives. L'étude descriptive consiste à détailler la forme des primitives (périmètre, aire, degré de connexité, élongation,...) et les propriétés de voisinage (nombre de voisins, taille des frontières voisines,...). Les règles de positionnement caractérisent les lois de localisation et de dépendance entre ces primitives.

L'analyse statistique vise à caractériser, à partir de réponses statistiques à des critères donnés, les distributions locales de la texture. Les attributs ainsi définis, issus de calculs statistiques sur les propriétés locales de l'image, expriment des relations entre les niveaux de

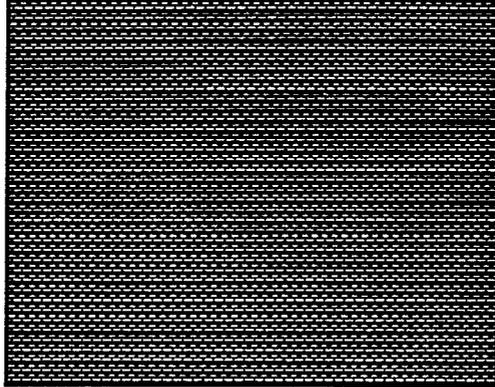


Figure III.3.a : Image d'une texture avec un agrandissement unité.

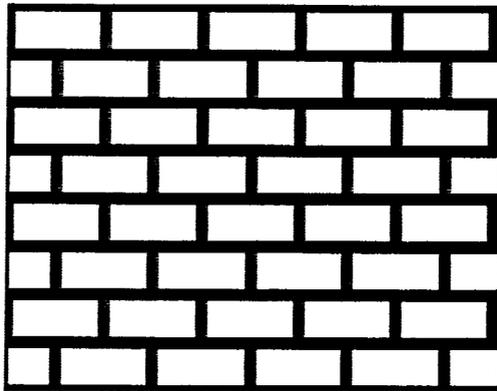


Figure III.3.b : Image de la texture de la figure III.3.a agrandie 10 fois.

gris de l'image mais n'ont pas une signification topologique directe liée à l'observation de la texture.

On peut toutefois rencontrer des méthodes d'analyse mettant en oeuvre ces deux types d'approches, pour lesquelles il est difficile de déterminer une appartenance exclusive à l'un des types d'analyse cités ci-dessus.

## I.D : EXEMPLES D'APPLICATIONS

Nous avons choisi le domaine médical pour illustrer la richesse et la diversité d'utilisation de l'analyse de texture.

De nombreuses applications du traitement des images utilisent l'analyse de texture : la radiographie standard, la tomographie à rayons X, la microscopie électronique (cf. Chapitre I), mais aussi l'IRM [Cheng-92], l'échographie [Verhoeven-93], la tomographie par ultrasons [Garra-93], la mammographie [Caldwell-90],... Les centres d'intérêt de ces études concernent l'ensemble du corps humain. Le système cardio-vasculaire [Guarini-93], les cellules osseuses et musculaires [Denizon-86], les pathologies du foie [Wu-92], les pathologies osseuses, les calcifications mammaires [Caldwell-90], les pathologies dentaires [Mol-92] peuvent être caractérisés grâce à une analyse de texture.

Ces applications sont utilisées pour deux objectifs majeurs : la classification et la segmentation. Il est possible, grâce à une analyse de texture de l'image, de comparer des évolutions de maladies, de classer des pathologies, de mesurer l'influence de traitements : on peut citer les effets des traitements par hyperthermie sur les tissus [Cheng-92], l'analyse de cellules pré malignes ou normales [MacAulay-90], l'analyse de la structure osseuse (cf. chapitre I),... La segmentation grâce à l'analyse de texture permet, quant à elle, la détection ou le marquage d'éléments importants caractérisant un état pathologique : détection de lésions pour des cirrhoses du foie [Verhoeven-93], micro-calcifications mammaires [Priebe-94, Caldwell-90, Garra-93], lésions périapicales [Mol-90].

Cette grande variété illustre la richesse et l'importance de l'analyse de texture et le rôle croissant qui est le sien dans l'imagerie médicale.

Après avoir présenté la texture sous différents aspects du traitement d'images : concepts, catégories, analyses, exemples d'utilisation, nous abordons uniquement, dans les prochains paragraphes et les deux chapitres suivants, l'analyse de texture qui est l'objet essentiel de ce travail de thèse. Nous exposerons plus en détail les principes de chaque type d'analyse, et nous développerons les caractéristiques de chacune des méthodes que nous avons conçues.

## II : ANALYSE STRUCTURELLE

Avant d'aborder les méthodes originales de type structurel que nous avons développées, nous présentons les principes généraux de ce type d'analyse.

### II.A : METHODOLOGIE GENERALE

Les textures étudiées par l'analyse structurelle appartiennent à la catégorie des macrotextures. La description de ces textures est basée sur l'étude de leurs primitives. Rappelons que les primitives représentent les éléments homogènes qui traduisent l'aspect organisé et périodique de la texture. L'exploitation de ces primitives fait apparaître deux approches de l'analyse structurelle. Regardons tout d'abord les méthodes basées uniquement sur la description des primitives, puis par la suite celles qui extraient des lois régissant l'organisation de ces primitives à partir de cette description.

#### II.A.1 : Description des formes des primitives

L'étape préliminaire, qui comprend l'extraction des primitives, joue un rôle déterminant dans la description de la texture [Hong-80, Wang-81, Voorhees-87]. L'extraction fait appel à des techniques usuelles de segmentation telles que le seuillage ou la détection de contours. Très souvent l'image est ramenée à une image binaire pour faciliter la description des primitives. L'exactitude des primitives extraites dépend alors de la qualité du seuillage ou de la justesse de la localisation des contours détectés. Cette étape franchie, la description des primitives consiste en une caractérisation de leurs formes ou même de leurs textures. Dans ces cas, les primitives sont constituées de textures différentes, pour lesquelles il faut utiliser des techniques d'analyse de texture microscopique. La caractérisation des formes [Pavlidis-78] peut s'appuyer, par exemple, sur la morphologie mathématique afin de définir des attributs topologiques tels que le périmètre, l'aire, l'élongation et des attributs dérivés des squelettes des primitives.

Ce type de méthodes structurelles cherche à caractériser des propriétés marquantes des primitives en les décrivant par des attributs à fort contenu informationnel.

#### II.A.2 : Utilisation de règles et de grammaires

Cette caractérisation des textures utilise des règles de placement des primitives [Tomita-82, Matsuyama-82, Vilnrotter-86, Eichmann-88] ou des grammaires pour décrire leur organisation et leur périodicité. Suivant l'ordre d'extraction des primitives et de l'étude des règles de placement, deux types de méthodes apparaissent : les méthodes "bottom-up" (de bas

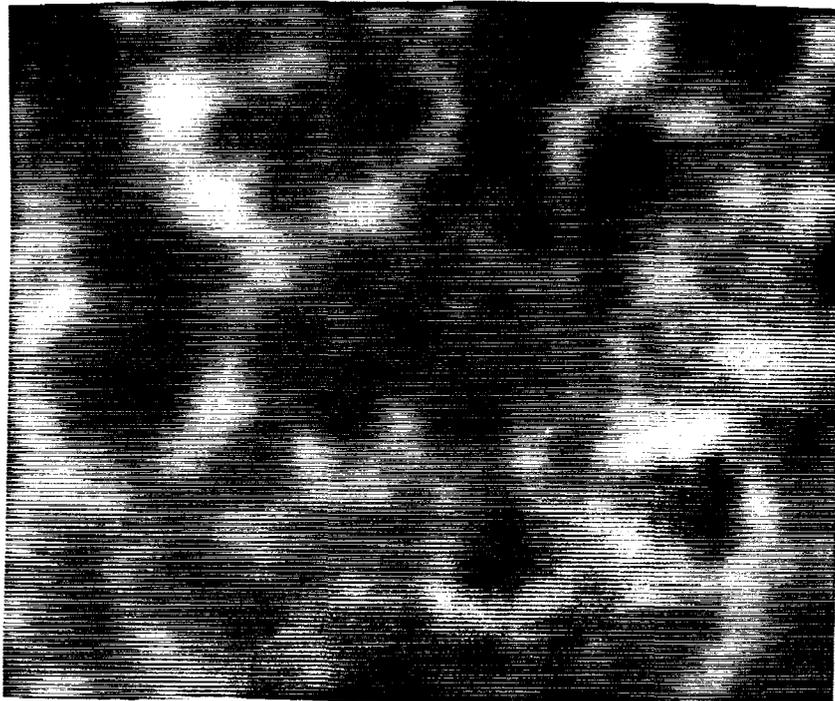


Figure III.4 : Exemple de texture de l'épiphyse du métacarpe.

en haut) ou "top-down" (de haut en bas). Les premières détectent les primitives et déterminent ensuite les règles de placement. Les secondes procèdent en ordre inverse. L'utilisation de grammaires permet de décrire la façon dont les textures sont structurées, à partir d'arbres et de règles de réécriture des primitives.

Ces formalismes sont en général mal adaptés à l'analyse de textures présentant une organisation aperiodique, ou lorsque la texture est composée de plusieurs primitives, ou encore en présence de bruit. Ces techniques concernent essentiellement des textures très structurées plutôt que des textures naturelles qui présentent un caractère aléatoire.

Dans les prochains paragraphes nous traiterons des méthodes que nous avons utilisées pour l'analyse de textures osseuses et qui relèvent de l'analyse structurelle, plus particulièrement des méthodes descriptives. Les règles et les grammaires évoquées précédemment s'avèrent en effet inutilisables pour ce type d'application. Bien que les textures étudiées présentent des motifs de base, qui sont les images par projection radiographique des travées osseuses, ces motifs ne présentent pas une structure suffisamment régulière et périodique pour que leur organisation puisse être mise en évidence par des règles d'organisation spatiale de motifs répétitifs. A l'inverse, les méthodes descriptives offrent une plus grande souplesse face à ces irrégularités et aux effets négatifs de la dispersion radiographique sur l'homogénéité macroscopique des textures.

Après avoir présenté en détail l'analyse structurelle, nous proposons deux techniques que nous rattachons aux méthodes descriptives : l'analyse par extraction du réseau trabéculaire et celle par caractérisation du relief de la texture.

## II.B : ANALYSE PAR EXTRACTION DU RESEAU TRABECULAIRE

### II.B.1 : Principe de la méthode

L'observation visuelle d'un cliché radiographique d'un os trabéculaire révèle l'existence d'un ensemble de régions claires dans l'image (cf. figure III.4). Ces régions représentent la projection radiographique plane des trabéculations osseuses et sont disposées sous la forme d'un réseau organisé en alvéoles. Cependant, il est difficile de définir avec exactitude les contours de ces régions. Du point de vue de la résistance osseuse, les trabéculations représentent un élément primordial de la solidité du squelette (cf. chapitre I) et constituent donc une information essentielle sur la structure osseuse. L'amincissement des travées et la rupture de leur connexité représentent des indices significatifs de l'affaiblissement du squelette. Il semble donc important de quantifier cette information.

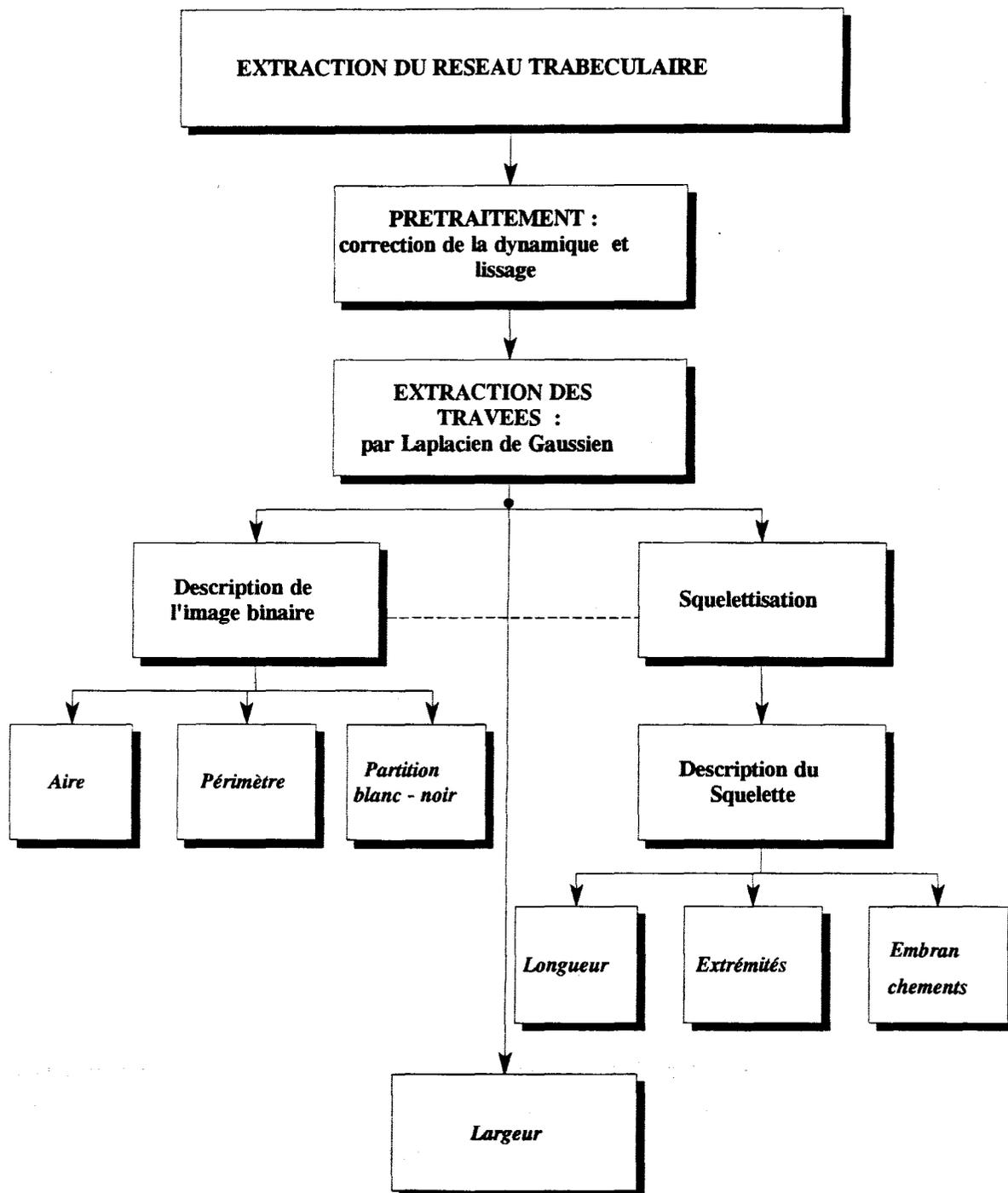


Figure III.5 : Diagramme de la méthode d'extraction du réseau trabéculaire.

L'objectif de la méthode que nous proposons est de caractériser le réseau trabéculaire, à savoir le degré d'amincissement, la structure et les connexions du réseau. Sa mise en oeuvre comprend deux étapes : l'une consiste à extraire le réseau et l'autre à le caractériser. La difficulté principale de l'extraction réside dans le choix des frontières entre le réseau et le fond de l'image. L'extraction du réseau trabéculaire est obtenue grâce à un filtrage par laplacien de gaussien [Marr-80]. L'image binaire qui en résulte est ensuite squelettisée. Les attributs définis pour la caractérisation du réseau sont similaires à ceux utilisés pour des études histomorphométriques. Nous déterminons ainsi l'aire, le périmètre et la largeur du réseau, la partition du réseau et celle des tissus mous, la longueur, le nombre de noeuds et d'extrémités du squelette (cf. figure III.5).

### *II.B.2 : Extraction du réseau*

La segmentation permet de séparer les différents objets d'une image. Pour notre application, elle consiste à extraire le réseau trabéculaire du fond de l'image. Dans les prochains paragraphes, nous expliquons le choix de la méthode retenue pour extraire le réseau trabéculaire.

Il existe deux approches pour les techniques de segmentation qui reposent soit sur une extraction des contours soit sur une extraction de régions homogènes [Nevatia-86]. La segmentation en régions homogènes détermine des ensembles de pixels connexes qui partagent des propriétés communes, telles que les niveaux de gris ou la texture, et correspondent à des objets ou surfaces physiques individualisés de l'image. La technique la plus simple est le seuillage de niveaux de gris. D'autres méthodes utilisent la segmentation récursive ou les techniques dites de croissance de régions (région growing). Ces méthodes font appel à des procédures de regroupement des pixels en fonction des similarités que présentent leurs attributs caractérisant les propriétés de l'image [Fu-81, Ballard-82]. Les trabéculations ne présentent pas un aspect homogène au sein d'une même image. Nous avons donc choisi d'appliquer une segmentation par extraction des contours.

#### *II.B.2.a : Détection de contour*

Les contours représentent des variations d'intensité brusques et peuvent prendre plusieurs formes : marche, toit,... (cf. figure III.6). Les techniques existantes pour l'extraction des contours diffèrent essentiellement par l'information utilisée pour les mettre en évidence. Il existe deux types de méthodes de détection [Ziou-91] :

- les détecteurs contextuels qui utilisent des connaissances a priori sur les contours.
- les détecteurs autonomes qui, à l'inverse des détecteurs contextuels, ne sont pas influencés par des connaissances a priori, mais prennent en compte un aspect local de l'image.

Les détecteurs contextuels sont bien adaptés aux images qui contiennent des objets identiques, pour lesquels on dispose de connaissances a priori. Les détecteurs autonomes se justifient dans le cas des systèmes destinés à extraire une grande variété de contours, situation à laquelle correspond notre application.

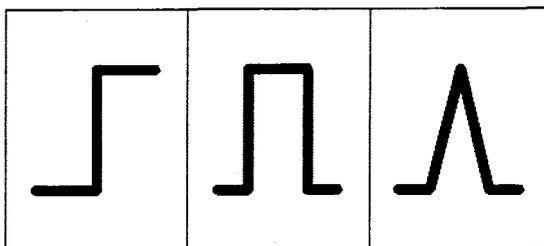


Figure III.6 : Différents types de contour.

Chaque type de détecteur inclut une étape de différentiation qui peut être précédée ou non d'une étape de lissage et suivie facultativement par une fermeture des contours ou encore une suppression des faux contours. La différentiation consiste en l'application d'opérateurs différentiels sensibles aux orientations locales des niveaux de gris. Cette différentiation peut être caractérisée par :

- l'ordre des dérivées partielles qui sont utilisées et la manière dont elles sont combinées.
- l'invariance ou la variance par rotation.
- la directionnalité : un détecteur est directionnel si le résultat est affecté par l'orientation du contour.
- la linéarité ou la non-linéarité de l'opérateur différentiel.

Historiquement, les premiers détecteurs utilisaient des opérateurs discrets différentiels bidimensionnels [Roberts-65, Prewitt-70, Kirsch-71, Frei-77, Nevatia-80]. Une illustration de ces détecteurs est le masque de Prewitt [Prewitt-70] :

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Opérateur de différentiation horizontale

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

Opérateur de différentiation verticale

L'estimation du gradient au point  $(x,y)$  est effectuée par la convolution discrète de ces deux masques de convolution avec la fonction image  $I(x,y)$  pour l'obtention du gradient horizontal.

Par la suite, sont apparues d'autres méthodes optimisant des critères donnés ou basées sur des ajustements de l'image à des fonctions données. [Haralick-84] utilise un algorithme de détection basé sur le passage par zéro de la dérivée seconde prise dans la direction du gradient.

Les dérivées sont calculées à partir d'approximation de polynômes. Shanmugan [Shanmugan-79] utilise un filtre linéaire agissant dans le domaine fréquentiel qui est une approximation du laplacien de gaussien, en incorporant une optimisation par un critère de maximisation d'énergie. Marr et Hildreth [Marr-80] proposent le laplacien de gaussien comme filtre permettant un compromis idéal entre le rapport signal/bruit et l'erreur de localisation. Canny [Canny-83] utilise la première dérivée d'une gaussienne comme meilleure approximation du filtre fondé sur des critères d'exhaustivité de la détection et d'exactitude de la localisation du contour. Deriche [Deriche-87] reprend le filtre de Canny à partir d'une combinaison de quatre exponentielles en introduisant des contraintes supplémentaires maximisant l'amplitude de sortie (filtre à support infini) qui en améliorent les performances. Shen et Castan [Shen-85, Shen-86] proposent un filtre pour détecter les contours répondant à des critères basés sur la minimisation de l'énergie du bruit et de la maximisation de l'énergie du signal.

Nous avons retenu le détecteur de contour de Marr et Hildreth [Marr-80] qui utilisent le laplacien de gaussien. Il convient particulièrement à l'analyse de nos images. Le choix d'un seuil permettant de séparer sans ambiguïté les deux composantes de l'image qui nous intéressent, le réseau trabéculaire et les tissus mous, ne présente aucune difficulté majeure.

### *II. B. 2. b : Laplacien de gaussien*

La détection par laplacien de gaussien [Marr-80] [Hildreth-83] comprend deux étapes : un lissage et une différentiation, comme la plupart des détecteurs de contour. Nous allons expliquer les raisons qui ont poussé Marr et Hildreth à choisir une gaussienne pour le lissage et un laplacien pour la différentiation.

Ces auteurs se sont appuyés sur une étude du système visuel humain pour construire leur filtre optimal. Les contraintes pour choisir un lissage optimal sont de deux ordres. Premièrement les variations de luminosité au niveau des contours des images naturelles, reflets de ceux existant dans le monde physique, sont généralement localisées sur un espace limité. C'est pourquoi le lissage doit être appliqué sur un espace restreint. Cette exigence se traduit par un filtrage spatial doux avec une taille de masque faible. Deuxièmement, cet opérateur doit aussi sélectionner, parmi des variations de luminosités d'étendues différentes pouvant se superposer au même endroit, celle qui correspond effectivement à un contour. Il est donc nécessaire d'avoir recours à un filtrage fréquentiel de bande passante restreinte (filtre coupe-bande) afin de sélectionner les variations de luminosités cadrant avec un contour.

Malheureusement ces deux contraintes, liées par le principe d'incertitude :  $\Delta x \Delta \omega \geq 1/4 \pi$  [Bracewel-65], sont opposées. L'utilisation d'un filtre fréquentiel à bande limitée est en contradiction avec la nécessité d'être de petite taille dans le domaine spatial. Ces deux

contraintes sont satisfaites de manière optimale par une distribution gaussienne [Marr-80] [Hildreth-83] (cf. figure III.7).

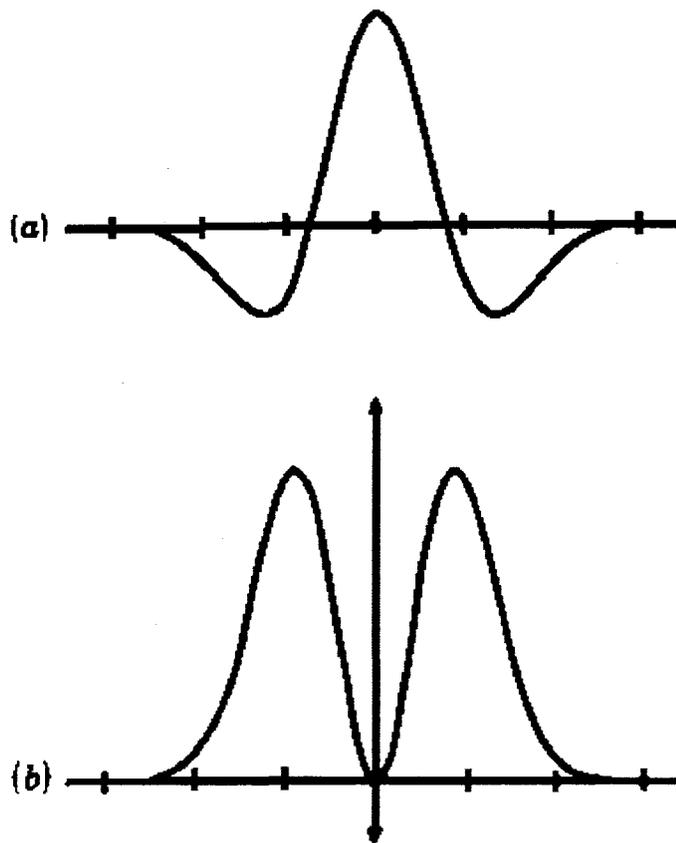


Figure III.7 : Profil spatial (a) et fréquentiel (b) du filtre laplacien de gaussien

Une détection de contours ou de variations d'intensité dans une direction donnée se traduit par un maximum de la dérivée première directionnelle ou bien par un passage par zéro de la dérivée seconde directionnelle (cf. figure III.8). Si on utilise des filtres directionnels, on doit alors nécessairement appliquer ces filtres dans toutes les directions pour calculer le maximum de la dérivée. Il est alors beaucoup plus efficace d'appliquer un filtre non-directionnel. Le filtre linéaire non directionnel le plus simple est le laplacien. Cet opérateur détecte les contours par détermination des passages par zéro de la fonction image filtrée par cet opérateur du second ordre. Marr et Hildreth ont montré que le passage par zéro du laplacien équivaut à celui de la dérivée seconde directionnelle si les variations de luminosité sont linéaires aux alentours du passage par zéro, ce qui est généralement le cas pour les images naturelles [Marr-80]. Le lissage a par ailleurs pour objectif de linéariser les variations d'intensité.

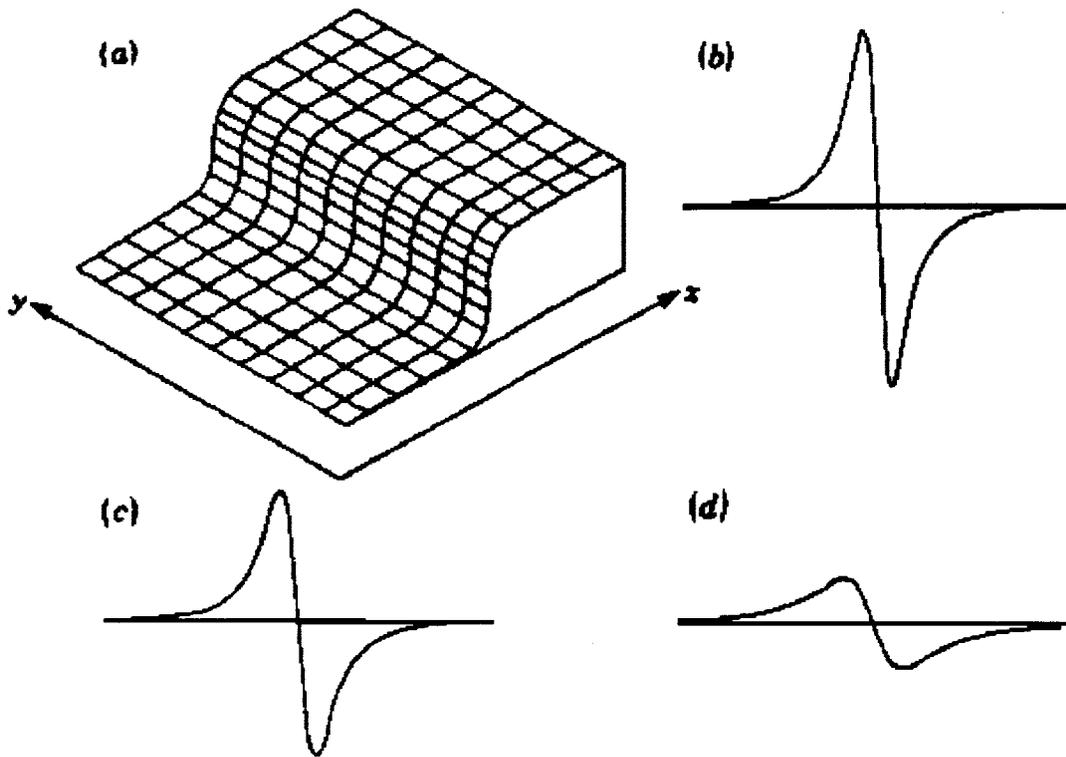


Figure III.8 : Passage par zéro de la dérivée seconde suivant différentes orientations (a), (b), (c) et (d) d'après Marr [Marr-80].

Il est alors possible de combiner ces deux opérations en une seule, qui est capable de détecter les contours grâce au passage par zéro de la sortie du filtre. Détaillons l'obtention de ce filtre.

Soient  $I(x,y)$  l'image originale bidimensionnelle et  $G(x,y)$  une distribution gaussienne telle que :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

On obtient l'image filtrée par convolution :

$$G(x,y) * I(x,y)$$

dont la dérivée seconde directionnelle peut être notée :

$$D^2(G(x,y) * I(x,y))$$

On peut remplacer le calcul de la dérivée seconde directionnelle par celui du laplacien  $\nabla^2$  :

$$\nabla^2(G(x,y) * I(x,y))$$

La linéarité de l'opérateur laplacien permet de permuter l'ordre des opérations

$$(\nabla^2 G(x, y)) * I(x, y)$$

de telle sorte que l'on obtient le filtre unique formé par le laplacien de gaussien :

$$\nabla^2 G(x, y) = -\frac{1}{\sigma^2} \left( 2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) G(x, y)$$

L'application du filtre fournit des réponses positives ou négatives en fonction de la valeur du niveau de gris du pixel central par rapport à l'ensemble des niveaux de gris des pixels pris en compte par le filtre (cf. figure III.7). En convoluant ce filtre à l'image, la sortie du filtre, dans les zones où le niveau de gris du pixel central et de ses proches voisins est supérieur aux niveaux de gris de l'ensemble du voisinage, prend alors des valeurs positives. De telles zones correspondent aux travées osseuses qui représentent les régions les plus claires de l'image, c'est-à-dire les valeurs les plus élevées de niveaux de gris. A l'inverse, les zones où les pixels centraux sont plus sombres que l'ensemble des pixels pris en compte par le filtre, donnent après filtrage des valeurs négatives. Ces cas de figure se rapportent aux pixels du fond de l'image. Nous pouvons alors déterminer non seulement les contours exacts qui correspondent aux passages par zéro de la sortie du filtre, mais aussi les régions de fortes transitions qui correspondent aux trabéculations mises en évidence par les valeurs positives en sortie du filtre. L'application de ce filtre permet ainsi de déterminer l'intégralité des travées osseuses.

Le résultat du filtre étant signé, il est alors facile de seuiller l'image résultat de l'application du filtre laplacien de gaussien pour obtenir une image binaire correspondant au réseau de trabéculations restant à caractériser. Le signe des réponses dépend des valeurs de luminosité localisées à l'emplacement du filtre, et plus particulièrement du rapport des niveaux de gris des pixels centraux par rapport à leur voisinage. Ceci traduit l'aspect local du seuillage.

En résumé, le filtre de détection de contour de Marr et Hildreth par laplacien de gaussien est très bien adapté à nos images car il est indépendant de la direction du contour et permet une binarisation aisée du réseau de trabéculations. Il agit comme un seuillage local et son application sur nos images ne nécessite pas d'opérations de reconstruction des contours.

### *II. B. 2. c : Application du filtre laplacien de gaussien*

Le filtre que nous utilisons comprend deux paramètres à ajuster : la variance  $v$  de la gaussienne et la taille du laplacien. Ces valeurs sont fonction des contours à détecter et plus

précisément de l'amplitude, en niveaux de gris, et de l'étendue, en pixels, des variations de luminosité au niveau des contours.

Comme nos images ne possèdent pas toutes des étendues identiques de niveaux de gris, en raison principalement de la dispersion radiographique, il est nécessaire de corriger cette hétérogénéité avant d'appliquer le filtre. Cette correction est effectuée par des prétraitements qui uniformisent la dynamique des niveaux de gris de l'image. Ces prétraitements seront présentés dans le chapitre VI. Cette uniformisation permet alors d'appliquer un filtrage à partir d'une gaussienne ayant une variance  $v$  identique pour toutes les images.

Marr et Hildreth suggèrent d'utiliser une succession de filtres de tailles croissantes pour identifier l'ensemble des contours qui sont perceptibles à des échelles différentes. A la différence de ces auteurs, nous nous sommes servis de nos connaissances a priori sur nos images pour n'appliquer qu'un seul filtre. En effet, les trabéculations, qui provoquent les contours à détecter, sont d'épaisseur relativement constante en comparaison de la taille de l'image et peuvent ainsi être détectées par un seul filtre laplacien dont la taille unique a été choisie pour caractériser au mieux les contours de l'image.

Notre opérateur est ainsi, grâce aux prétraitements, unique et identique pour toutes les images à étudier, ce qui permet d'avoir une segmentation automatique présentant une reproductibilité meilleure qu'un ajustement au cas par cas des paramètres de ce filtre en fonction de l'image à traiter.

### II.B.3 : Extraction des attributs

L'extraction des attributs caractérisant le réseau trabéculaire est effectuée à partir de l'image binaire. La caractérisation de ce réseau se partage en trois parties, suivant le support sur lequel sont calculés les attributs. Une première description est réalisée en travaillant directement sur l'image binaire représentant le réseau, une autre à partir du squelette de cette image binaire, et la troisième en associant les deux images.

Pour toutes les méthodes définies nécessitant des opérateurs morphologiques, nous avons utilisé un graphe octogonal avec un maillage carré sur lequel on définit le voisinage 8-connexes de chaque point (cf. figure III.9).



Figure III.9 : Maillage carré avec un voisinage 4-connexes (a) et un voisinage 8-connexes (b).

Pour chaque attribut défini nous donnons son abréviation, entre parenthèses, qui sera utilisée aux chapitres VI et VII.

*II.B.3.a : Description du réseau à partir de l'image binaire*

Pour décrire le réseau ainsi extrait des images par binarisation du résultat du filtrage par laplacien de gaussien, nous utilisons 4 attributs :

- SURFACE DU RESEAU (Surf) : Cette aire est calculée en déterminant le nombre de points appartenant aux différentes composantes connexes formant le réseau (cf. figure III.10). Cette surface donne une indication sur la répartition d'os trabéculaires et de tissus mous sur la zone d'étude.

- PERIMETRE DU RESEAU (Perim) : Le périmètre est calculé à partir des points appartenant à une des composantes connexes du réseau et adjacents à au moins un point du fond de l'image (en connexité 8) (cf. figures III.10 et III.11). La mesure du périmètre permet de connaître le niveau de régularité du contour du réseau. A surface égale, un réseau possédant un périmètre élevé présentera un contour plus découpé qu'un réseau ayant un faible périmètre. Il existe alors des risques de ruptures des travées plus importants pour le réseau dont le périmètre est élevé.

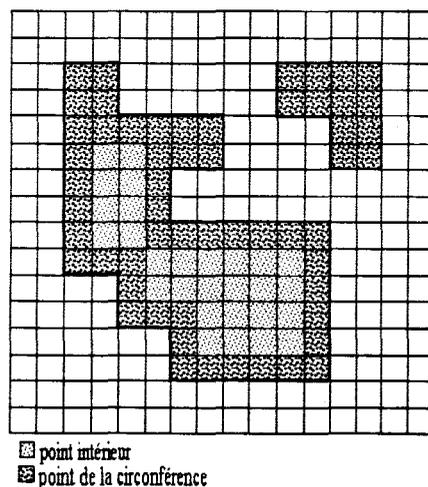


Figure III.11 : Schéma représentant les points de la surface et du périmètre

- PARTITION DU RESEAU (P\_B) : Pour ce calcul, nous identifions dans un premier temps les chaînes de l'image formant les différentes parties connexes du réseau (cf. figure III.12). Plus un réseau est partitionné, plus il possède de ruptures de travées osseuses. Avant de calculer le nombre de parties connexes du réseau, nous éliminons les chaînes de petites

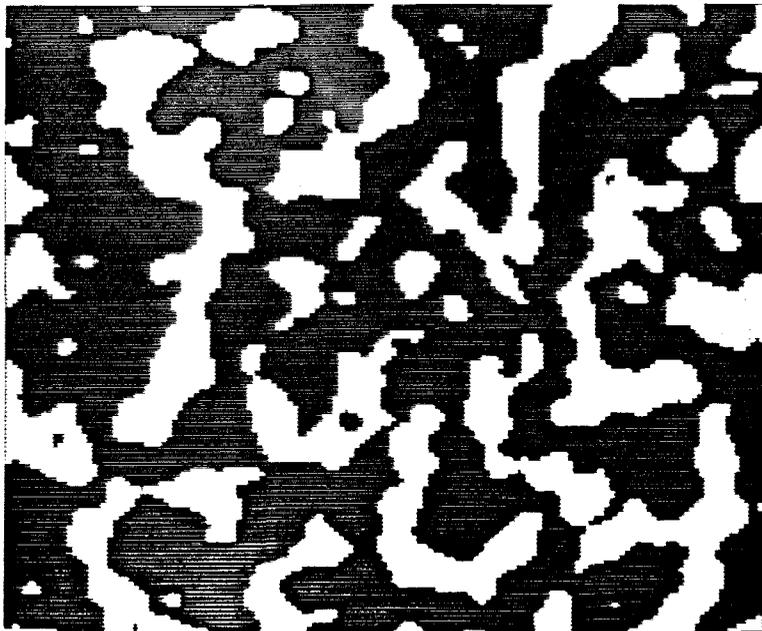


Figure III.10 : Image binarisée de la figure III.4 après passage du laplacien de gaussien.

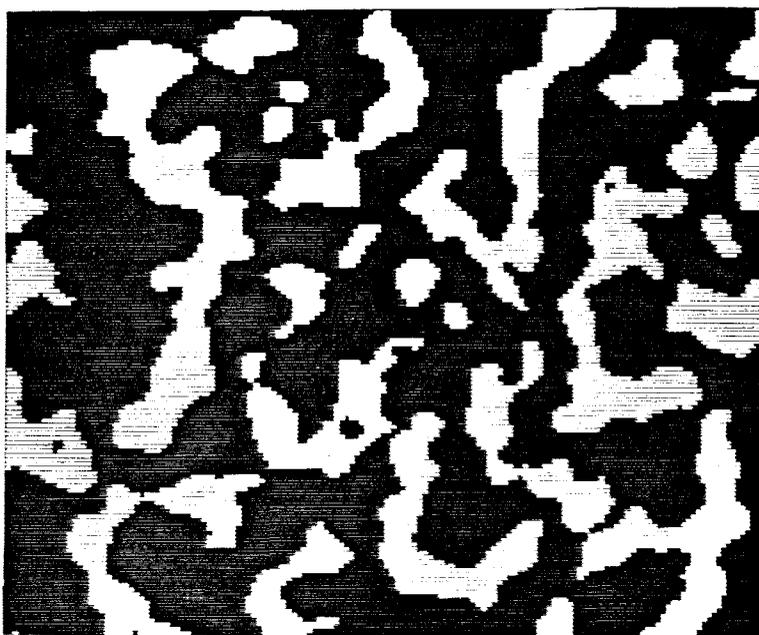


Figure III.13 : Image representant l'image binaire privée des chaines de tailles  $<20$

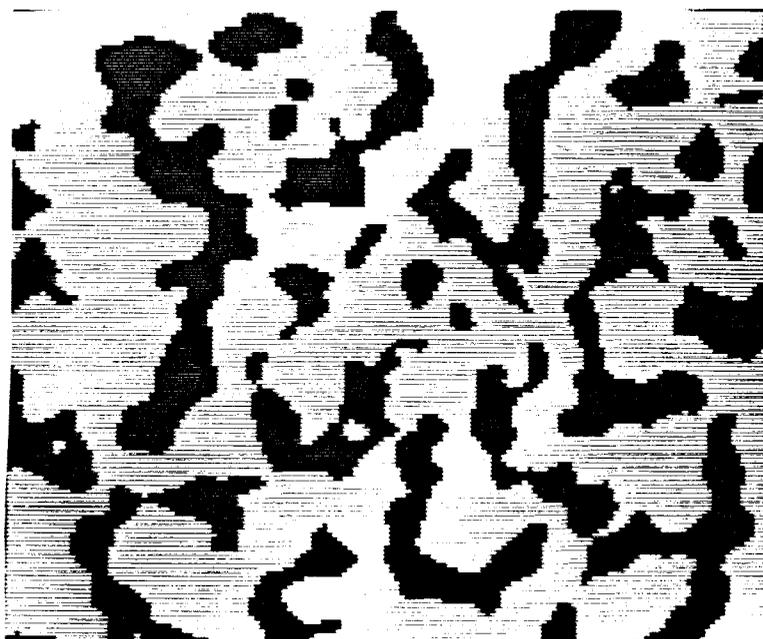


Figure III.14 : Image representant l'inverse de l'image binaire

tailles (cf. figure III.13). Ces chaînes de petites tailles ne reflètent pas significativement l'architecture du réseau mais proviennent essentiellement des phases d'obtention et de numérisation du cliché radiographique. Le nombre de ces chaînes peut alors varier considérablement et modifier la valeur de cet attribut. C'est pourquoi nous n'avons pris en compte que les chaînes d'aires supérieures à un certain seuil, qui peut être considéré comme la surface minimale en dessous de laquelle les chaînes sont jugées peu représentatives de la structure réelle de l'os.

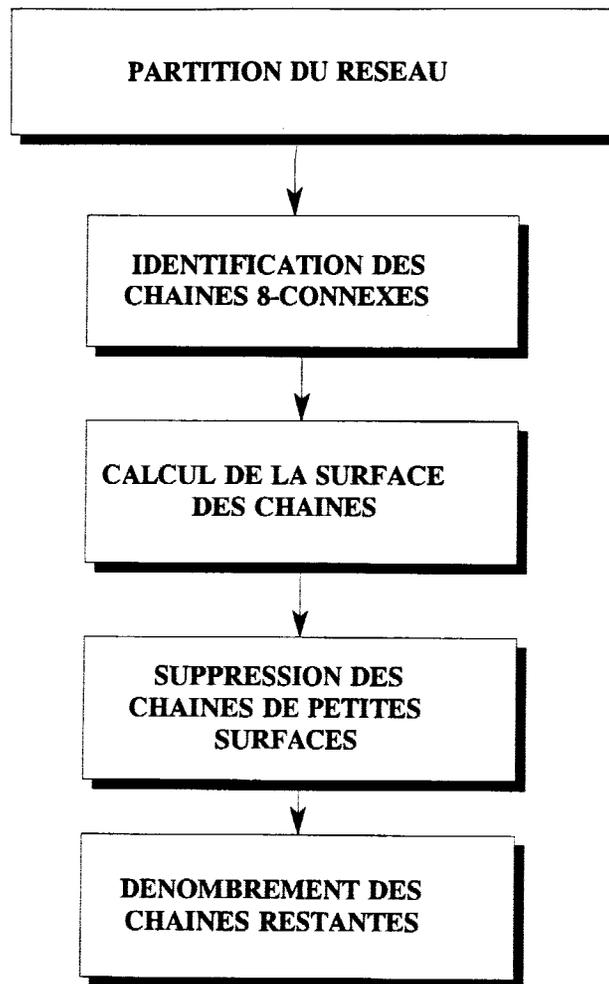


Figure III.12 : Diagramme de calcul des chaînes du réseau

- **PARTITION DU FOND (P\_N)** : Nous ne considérons plus le réseau, mais le fond de l'image qui correspond aux tissus mous. Il n'est pas redondant d'étudier le nombre de parties connexes formant le fond puisque celui-ci n'est pas en lien direct avec l'attribut précédent. En effet, le fond de l'image peut être entièrement connexe ou présenter différentes parties connexes en fonction de l'arrangement du réseau des travées. Pour déterminer le nombre de parties connexes formant le tissu mou, nous inversons les valeurs de niveaux de gris de l'image (cf. figure III.14) et nous appliquons le même algorithme que précédemment en utilisant un seuil identique de rejet des surfaces minimales.

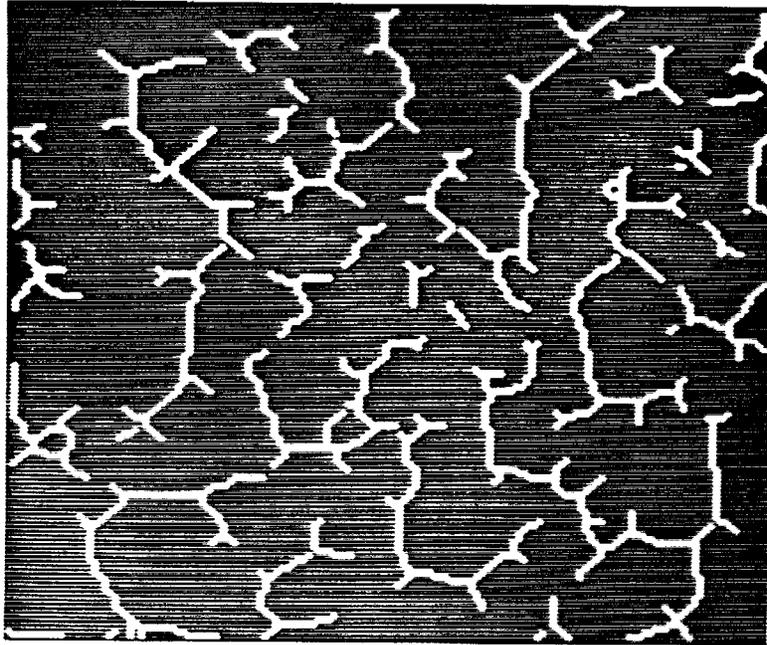


Figure III.15 : Image représentant le squelette

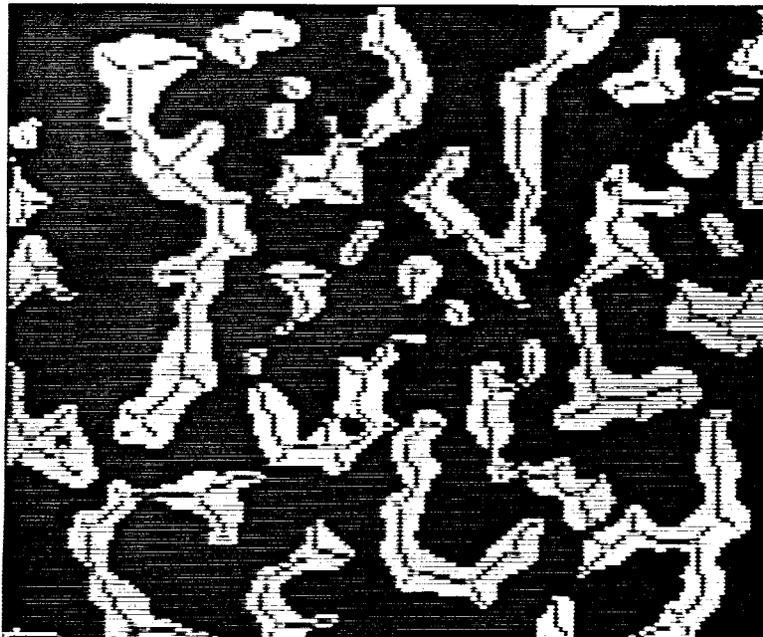


Figure III.16 : Image représentant le squelette du réseau et les différents éléments du squelette (noeuds et extrémité) superposés à l'image binaire.

*II. B. 3. b : Description à partir du squelette.*

Le squelette de l'image est obtenu à partir de l'image binaire du réseau amputée des composantes connexes d'aires inférieures au seuil de rejet. Il est obtenu par une succession d'amincissements homotopiques calculés jusqu'à obtenir idempotence [Coster-89] (cf. figures III.15 et III.16).

Trois attributs sont alors définis à partir du squelette :

- **LONGUEUR DU SQUELETTE (Lg\_Sq)** : Cet attribut est déterminé en comptabilisant les points de l'image appartenant au squelette.

- **NOMBRE D'EXTREMITES DU SQUELETTE (Extrem)** : Un point du squelette est considéré comme une extrémité à partir du moment où il ne possède qu'un seul voisin. On détermine ces points en dénombrant les voisins de chaque point du squelette (cf. figure III.17).

- **NOMBRE D'EMBRANCHEMENTS DU SQUELETTE (Noeud)** : Un point du squelette est considéré comme un point multiple à partir du moment où il possède plus que deux voisins. Avec le graphe octogonal que nous utilisons, à l'inverse du graphe carré, il est difficile de connaître exactement le nombre d'embranchements qui ne correspond pas au nombre de points multiples (cf. figure III.18). Chaque point multiple n'est pas, en effet, nécessairement le point de départ de plusieurs branches. Aussi estimons-nous un nombre moyen d'embranchements. Nous déterminons dans un premier temps les points multiples de l'image. Puis nous effectuons une recherche des points multiples connexes et un calcul d'aire de ces différentes composantes connexes ainsi obtenues. En fonction de la valeur de la surface calculée, nous définissons un nombre moyen d'embranchements. Nous totalisons par la suite pour toute l'image, l'ensemble de ces nombres moyens qui définissent le nombre d'embranchements du squelette (cf. figures III.19).

Ces différents attributs renseignent sur la complexité et la connexité des différentes composantes formant le réseau. Plus une structure osseuse est altérée, plus le réseau trabéculaire est morcelé et plus le squelette présente une organisation complexe. Cela se traduit par des valeurs élevées des trois attributs définis ci-dessus.

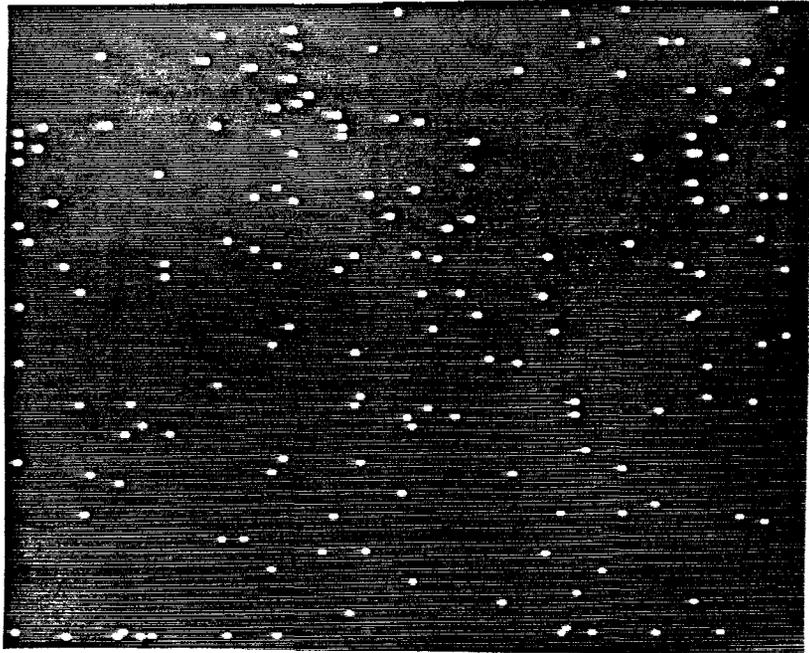


Figure III.17 : Image représentant les points extrêmes

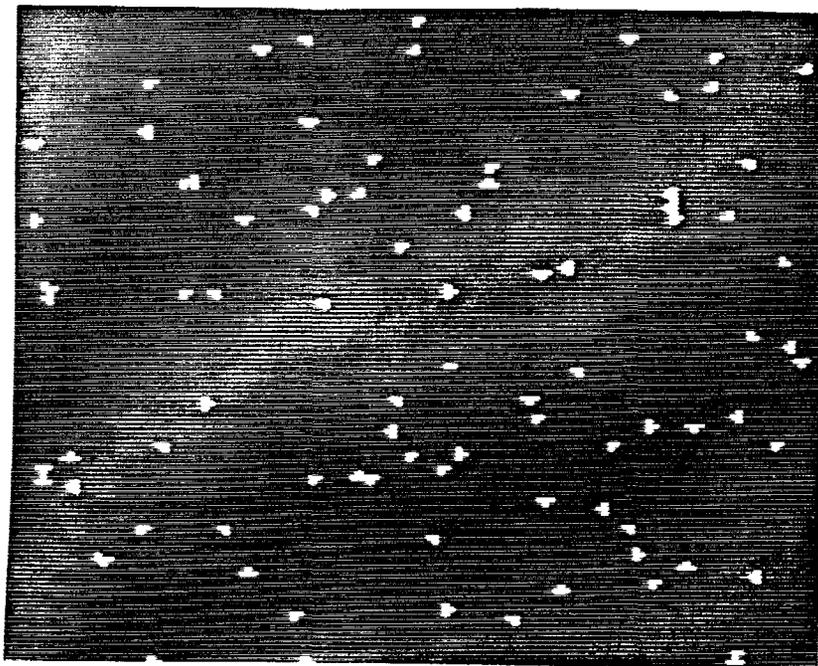


Figure III.19 : Image représentant les points multiples

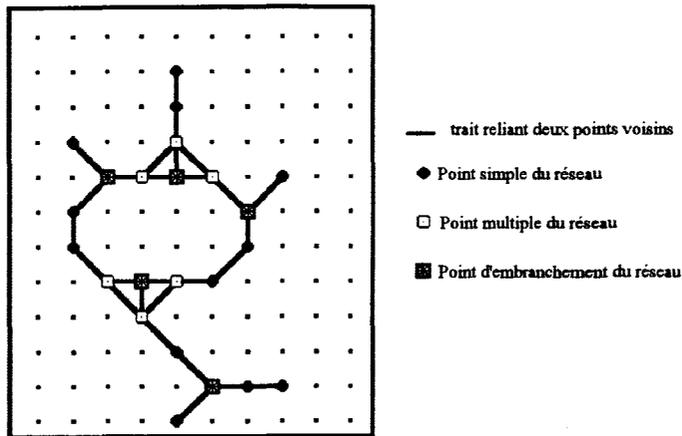


Figure III.18 : Schéma montrant la différence entre points multiples et points d'embranchements.

*II.B.3.c : Description associant l'image binaire et le squelette*

Nous avons voulu définir un attribut caractérisant la largeur des travées qui renseigne sur la solidité du réseau. En effet, plus la largeur des travées est faible, plus le risque de rupture de ces travées est élevé. Or il est très difficile de calculer significativement la largeur moyenne des travées uniquement à partir de l'image binaire (cf. figure III.20.a). C'est pourquoi nous nous sommes basés sur le squelette et l'image binaire du réseau. Les points du squelette sont alors considérés comme les points témoignant de la solidité du réseau et constituent le point de départ de mesure de la largeur. Le réseau au niveau d'un point quelconque du squelette est d'autant plus résistant qu'il est entouré d'os trabéculaire, c'est-à-dire qu'il est distant des tissus mous. Pour chaque point du squelette, nous déterminons alors le point le plus proche appartenant au fond de l'image. Il s'agit de prendre en compte ainsi la distance minimale de chaque point du squelette à un point appartenant aux tissus mous (cf. figure III.20.b). On obtient ainsi un index de rupture/solidité en calculant ensuite la moyenne de l'ensemble des distances obtenues.

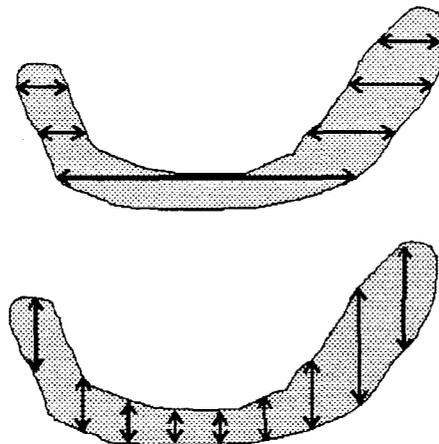


Figure III.20.a : Schéma montrant la difficulté d'un calcul significatif de la largeur du réseau à partir de l'image binaire uniquement.

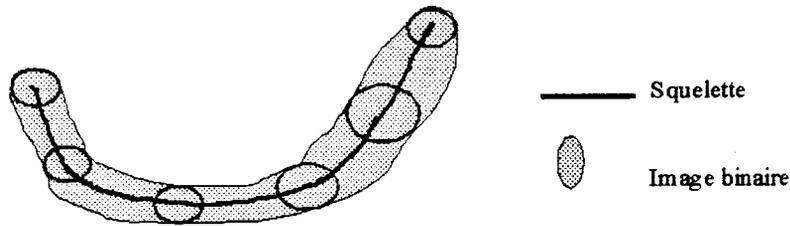


Figure III.20.b : Schéma explicatif du calcul de la largeur d'une travée.

Cette méthode permet de caractériser le réseau trabéculaire avec des attributs identiques à ceux utilisés pour les études histomorphométriques (cf. chapitre I) et d'appréhender les propriétés des principales trabéculations formant la structure osseuse. Cependant, comme l'image provient d'une projection de la structure réelle, le réseau extrait n'est pas le reflet exact de la réalité.

En conclusion, l'utilisation du filtre laplacien de gaussien permet une extraction simple du réseau. L'aspect local du filtre de détection des contours prend en compte les dispersions de l'image radiographique. L'extraction du réseau trabéculaire implique une binarisation de l'image qui entraîne certaines erreurs de localisation des branches du réseau. La méthode que nous proposons dans le paragraphe suivant exploite directement les niveaux de gris de l'image initiale sans transformation.

## II.C : ANALYSE PAR CARACTERISATION DU RELIEF

### II.C.1 : Principe de la méthode

Avec cette méthode l'image numérisée est considérée comme une surface tridimensionnelle au relief varié, formé de crêtes et de vallées de niveaux de gris [Colin-94b]. Nous cherchons à caractériser la texture à partir d'une analyse de ce relief, qui peut être visualisé sous la forme d'une représentation 3-D (cf. figure III.21). Les trois coordonnées utilisées pour cette représentation sont la position du pixel, en x et en y, et la valeur de son niveau de gris, en z. L'image radiographique d'une texture osseuse présente deux entités que nous avons définies par la méthode précédente. Les parties claires sont assimilables aux régions osseuses les plus denses, par les trabéculations, et les parties sombres par les régions moins

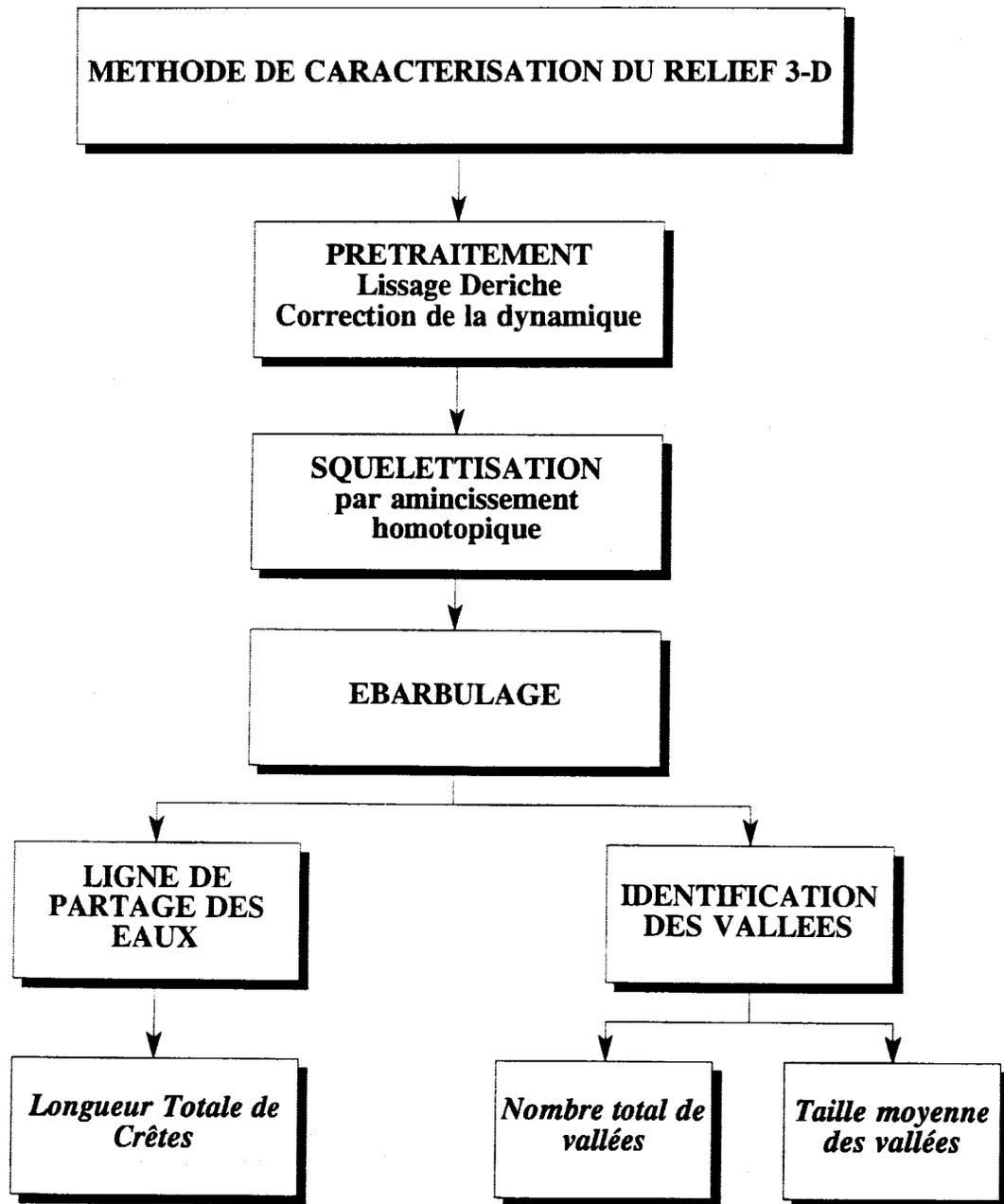


Figure III.22 : Diagramme de la méthode de caractérisation du relief.

denses, zones formées par les tissus mous. En comparant l'image numérique à un relief montagneux, nous retrouvons les régions claires représentées par les altitudes les plus élevées et les zones sombres par les plus basses. Nous cherchons à définir la répartition et la fréquence de ces crêtes et vallées pour caractériser la texture trabéculaire. Nous explorons ainsi les variations d'altitude du relief qui expriment le degré d'altération éventuelle de la structure osseuse.

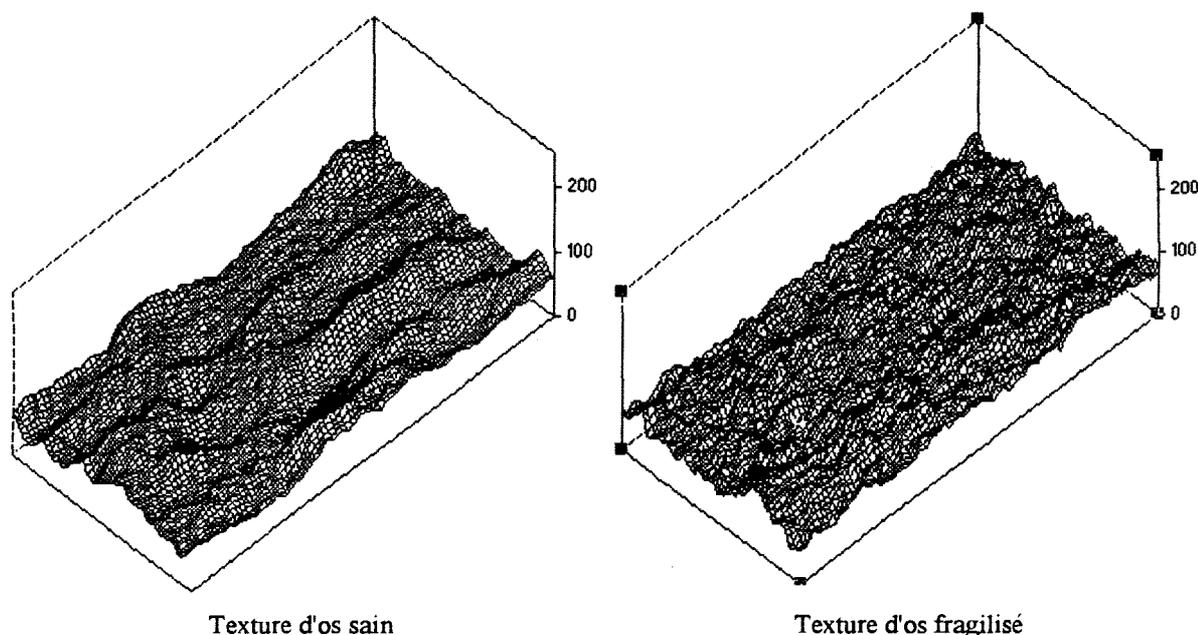


Figure III.21 : Représentation 3-D d'une image de la texture osseuse.

Nous utilisons les concepts de la morphologie mathématique en niveaux de gris pour analyser ce relief représentatif de la texture osseuse. Nous caractérisons les composantes du relief à partir de la méthode de squelettisation en niveaux de gris [Beucher-90]. Nous pouvons ainsi partitionner la structure osseuse en vallées séparées par des crêtes avec un risque limité d'erreur de localisation des éléments définis puisque ce calcul est appliqué à partir de l'image originale sans seuillage. Nous assimilons par cette technique chaque vallée à un bassin plat, dont l'altitude unique est celle de son point le plus bas, et qui correspondrait au point d'écoulement du ruissellement de l'eau de pluie dans cette vallée. Chaque bassin ou vallée est délimité par une crête infranchissable, si bien que le nombre de vallées est égal au nombre de cuvettes ou de minima locaux de la surface. L'ensemble des crêtes est appelé ligne de partage des eaux. Nous définissons trois attributs de caractérisation de la texture : le nombre total de vallées, la taille moyenne des vallées, et la longueur totale des crêtes de l'image (cf. figure III.22).

*II.C.2 : Outils de la morphologie en niveaux de gris*

Nous présentons les principales techniques qui nous ont permis d'étudier la structure osseuse par cette méthode. Ces techniques reposent essentiellement sur la morphologie mathématique en niveaux de gris et plus spécialement la squelettisation à partir d'amincissements homotopiques et la ligne de partage des eaux (LPE).

*II.C.2.a : Morphologie mathématique en niveaux de gris*

La morphologie mathématique (M.M.), développée par Mathéron [Matheron-75] et Serra [Serra-82], consiste à analyser les relations entre un objet et son environnement, en utilisant des éléments structurants (E.S.). L'E.S. est un objet connu dont la forme est définie selon l'objectif désiré et qui va permettre d'effectuer des comparaisons avec l'objet à analyser. L'E.S. va montrer l'objet sous un autre jour. La M.M. utilise des opérations ensemblistes de deux types :

- les transformations ensemblistes classiques : union, intersection, complémentarité, différence symétrique,...
- les transformations en tout ou rien.

Pour réaliser ces transformations, nous déplaçons l'E.S. de manière à ce que son centre parcoure toutes les positions possibles de l'espace de l'ensemble de départ. L'ensemble des points, pour lesquels la relation avec l'E.S. est vérifiée, forme un nouvel ensemble. L'ensemble transformé subit une perte d'informations par rapport à l'ensemble initial, mais présente une concordance avec l'élément structurant.

Il existe deux catégories d'applications de la M.M. : la M.M. binaire et la M.M. en niveaux de gris. Pour la morphologie binaire, nous cherchons une configuration de pixels noirs et blancs. Le résultat dépend de l'identification de l'E.S. dans la configuration du voisinage du point central. La morphologie en niveaux de gris est plus récente et constitue une extension de la morphologie binaire. Pour la morphologie en niveaux de gris, les images ne sont plus binaires mais conservent leurs niveaux de gris. Nous cherchons dans le voisinage ou partie du voisinage de chaque pixel, la valeur des pixels les plus sombres et les plus clairs ainsi que la valeur du pixel central. Le résultat des transformations sur ces points détermine la valeur attribuée au point central.

Nous allons maintenant détailler les fonctions utilisées pour extraire les différentes zones du relief.

II. C. 2. b : Amincissement et squelettisation en niveaux de gris.

Le squelette en niveaux de gris, terme employé par analogie avec l'appellation en morphologie binaire, peut être obtenu par une succession d'amincissements [Beucher-90].

Soit une famille de voisinage  $E_f [E_{s1}, E_{s2}, E_{s3}, E_{s4}, E_{s5}, E_{s6}, E_{s7}, E_{s8}]$ , représentant dans le cas du graphe octogonal que nous utilisons, la famille composée de huit éléments déduits par rotations de  $\pi/4$  de l'élément structurant homotopique  $E_s$ . Cet élément est formé par l'application successive des deux masques  $E_{sa}$  et  $E_{sb}$

Es <sub>a</sub>	0	0	0
	x	1	x
	1	1	1

Es <sub>b</sub>	x	0	0
	1	1	0
	x	1	x

$E_f$  est défini de manière à réaliser un amincissement homotopique, c'est-à-dire qui conserve le nombre de connexité, propriété essentielle de la squelettisation. Ces configurations ont été établies par Levialdi [Levialdi-71].

Chaque membre de la famille de voisinage  $E_f$  est scindé en deux sous-configurations  $E_{-1}$  et  $E_{-2}$ .  $E_{-1}$  contient les points blancs représentés sur le schéma par les "1", et  $E_{-2}$  contient les points noirs représentés par les "0", les points indifférents sont représentés par les "x".

Soient :

$f(x)$  l'image à traiter,

$g(x)$  l'image amincie,

$E_{si}$  l'élément de  $E_f$  déduit de  $E_s$  par une rotation de  $i*\pi/4$ .

La définition analytique de l'amincissement est donnée par [Beucher-90] :

$$g(x) = \sup_{y \in E_{si-2}} f(y)$$

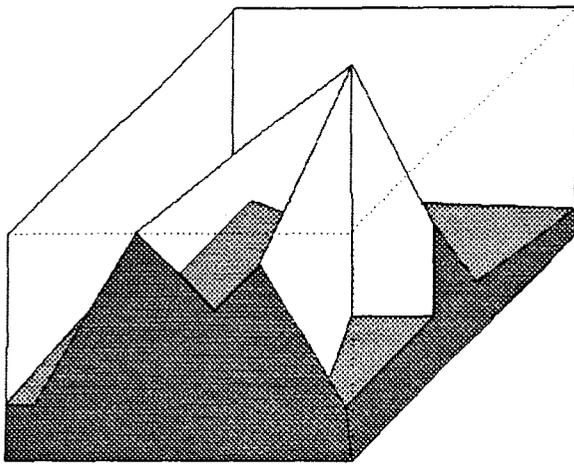
si et seulement si :

$$\sup_{y \in E_{si-2}} f(y) < f(x) < \inf_{y \in E_{si-1}} f(y)$$

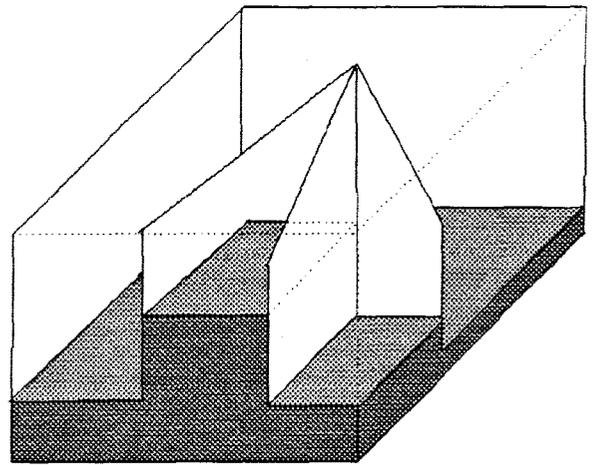
sinon :

$$g(x) = f(x).$$

Comme  $E_f$  est composée de 8 éléments déduits par rotations de  $\pi/4$ , la fonction amincissement est obtenue par application successive de l'amincissement calculé pour chacun des éléments  $E_{si}$  de  $E_f$ .



**Relief initial**



**Relief érodé**

**Figure III.23 : Figure schématique du relief érodé.**

La squelettisation est obtenue par itération de l'amincissement jusqu'à obtenir idempotence.

Cette opération fait apparaître les maxima de l'image qui correspondent aux crêtes de l'image tridimensionnelle, et qui demeurent inchangées par la transformation. Les points situés sur les versants prennent la valeur de l'altitude la plus basse de la vallée et constituent des bassins. Le processus peut être comparé à l'écoulement d'eau de pluie qui s'accumulerait au point le plus bas d'une vallée s'il n'y avait aucune infiltration possible hormis en ce point. L'ensemble de la vallée serait alors "raviné" par le ruissellement jusqu'à l'altitude la plus basse et formerait un bassin. L'eau tombée sur les crêtes stagnerait parce qu'étant en position d'équilibre stable à cet endroit et ne provoquerait aucune érosion (cf. figure III.23).

Nous illustrons ce ravinement en montrant des images après  $n$  amincissements (cf. figures III.24.a, III.24.b, III.24.c, III.24.d, III.24.e et III.24.f).

Le squelette définitif n'est obtenu qu'après correction des artefacts dus à la squelettisation qui font apparaître des barbules parasites. Pour les enlever, nous effectuons un ébarbulage du squelette réalisé par l'application de chaque élément des deux familles de voisinage  $B_1$  et  $B_2$  [Coster-89]. La première famille  $B_1$  correspond à une suppression de barbules simples. Elle est formée par 8 éléments doubles déduits par rotations de  $\pi/4$  des deux masques suivants:

0	0	0
0	1	0
0	x	x

0	0	0
0	1	x
0	0	x

La deuxième famille  $B_2$  est composée aussi par 8 éléments doubles déduits par rotations de  $\pi/4$  des deux masques suivants:

0	0	0
0	1	0
x	x	x

0	0	0
0	1	x
0	x	x

Cette famille  $B_2$  a pour rôle d'éliminer les barbules présentes lorsqu'il y a croisement de plusieurs branches du squelette.

Lorsque le squelette numérique ébarbulé est obtenu (cf. figure III.25), nous pouvons déterminer la ligne de partage des eaux.

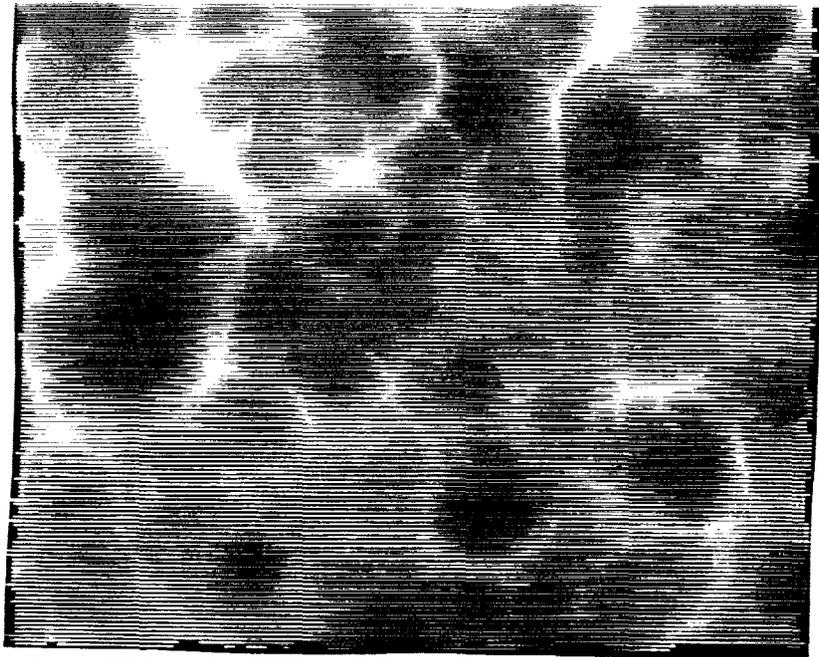


Figure III.24.a : Image après 1 amincissement appliqué à la figure III.4.

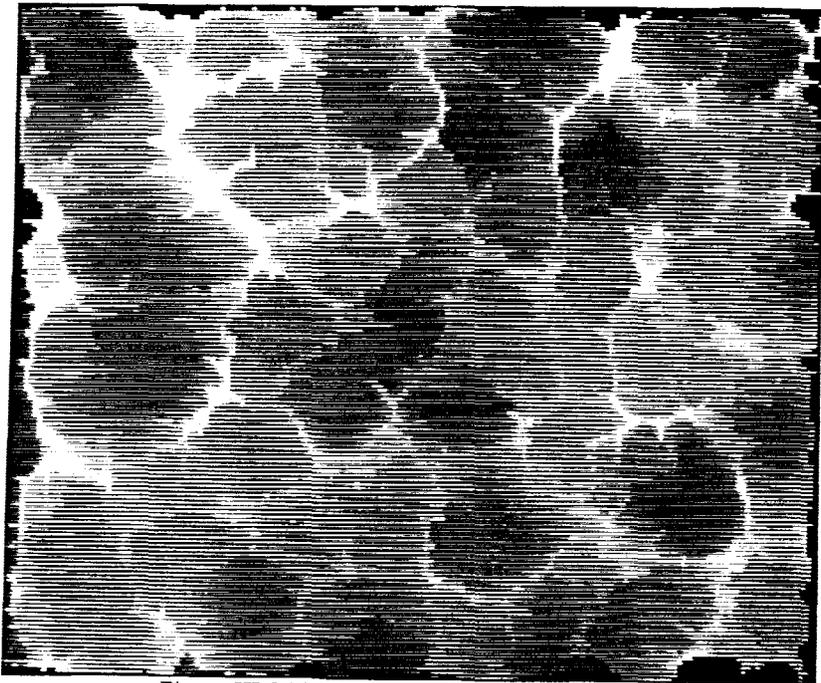


Figure III.24.b : Image après 3 amincissements.

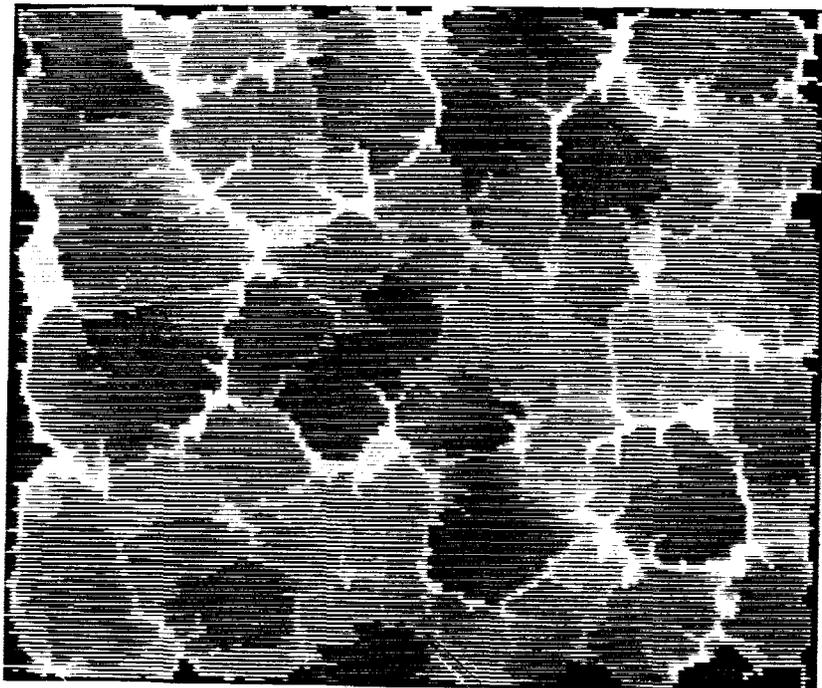


Figure III.24.c : Image après 6 amincissements.

### *II.C.2.b : Ligne de partage des eaux*

Les frontières de séparation des différentes vallées, que nous appelons crêtes sont obtenues à partir de la détermination de la ligne de partage des eaux. Cette ligne correspond aux positions stables de l'eau de pluie sur l'image tridimensionnelle (cf. figure III.26).

Nous déterminons la LPE par la différence entre le squelette numérique et son ouvert [Beucher-90].

### *II.C.3 : Application de la squelettisation*

Les images n'ayant pas toutes une dynamique identique, nous avons procédé à une uniformisation de cette dynamique (cf. chapitre VI). Nous étudions ainsi des reliefs présentant des dénivellations maximales identiques. Nous effectuons aussi un lissage de l'image par le filtre de Deriche pour ne prendre en compte que les variations d'altitude significatives et non celles dues aux bruits divers provenant de la radiographie ou de la numérisation.

### *II.C.4 : Extraction des attributs*

La caractérisation de la texture s'obtient à partir de l'identification des vallées et des crêtes. L'identification des vallées revient à isoler chaque zone connexe de même niveau de gris. Pour chaque vallée identifiée, nous calculons sa surface en déterminant le nombre de pixels qui la constituent. Afin d'éliminer l'influence des petites vallées insignifiantes et qui proviennent en majorité de bruits, nous ne prenons en compte que les vallées ayant une surface supérieure à un certain seuil. Les crêtes comme nous l'avons vu dans le paragraphe précédent, s'obtiennent à partir de la détermination de la LPE.

Nous définissons ainsi trois attributs de caractérisation du relief de la texture par :

- LE NOMBRE TOTAL DE VALLEES (NTV) : Cet attribut totalise le nombre de vallées présentes dans l'image.

- LA TAILLE MOYENNE DES VALLEES (TMV) : Ce deuxième attribut rend compte de la taille des vallées. Il est égal au nombre de points formant les vallées divisé par le nombre de vallées.

- LA LONGUEUR TOTALE DES CRETES (LTC) : Ce dernier attribut représente la longueur de la LPE. La ligne de partage des eaux dresse une carte schématique du réseau trabéculaire. Les valeurs élevées de LTC témoignent d'une prolifération importante de lignes

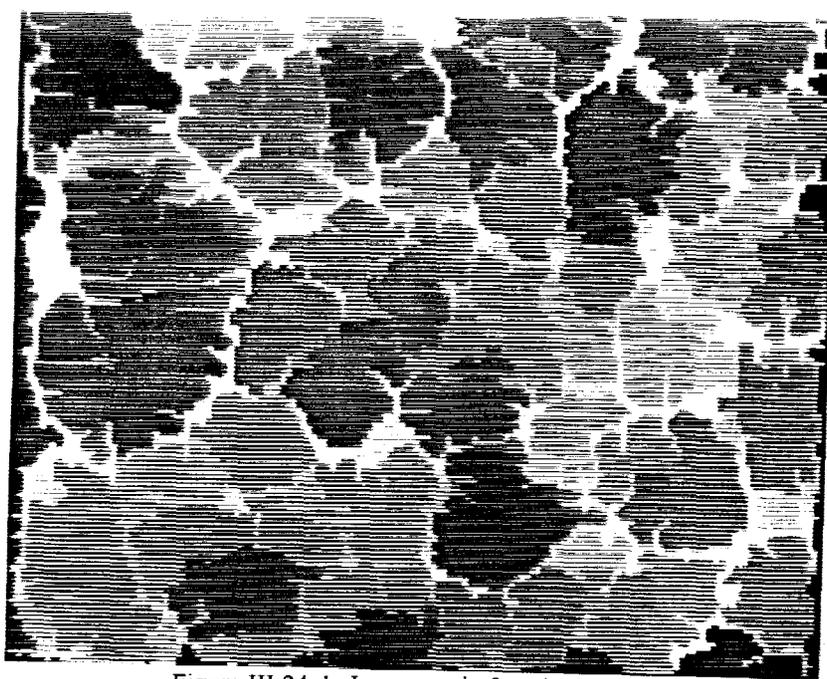


Figure III.24.d : Image après 9 amincissements.

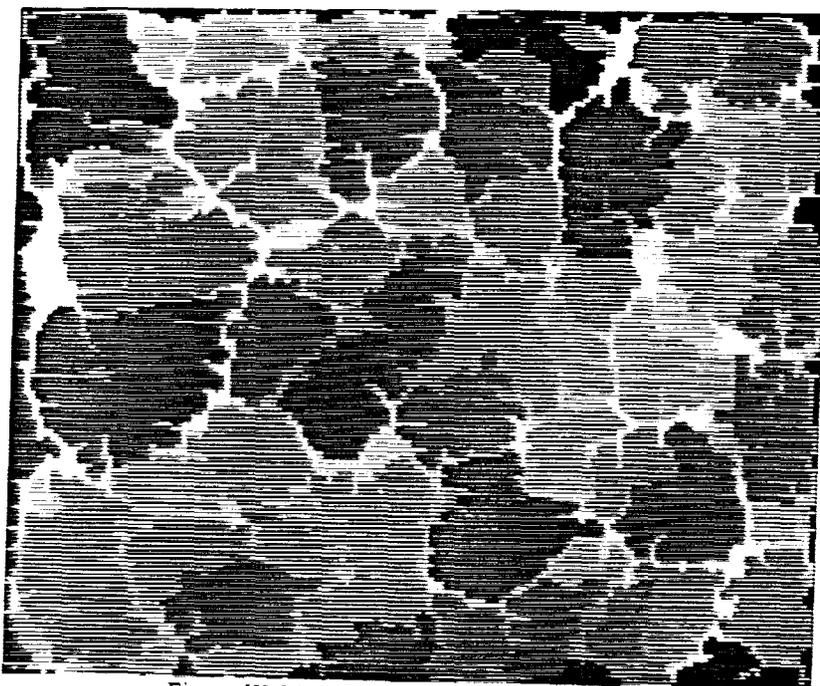


Figure III.24.e : Image après 18 amincissements.

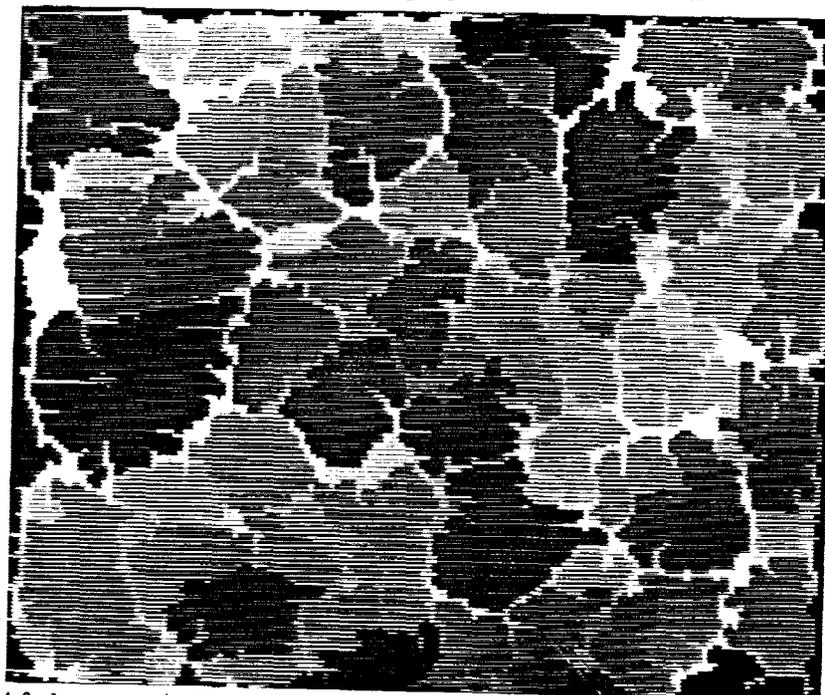


Figure III.24.f : Image après 23 amincissements : résultat final de la squelettisation en niveaux de gris.

de crêtes dans l'image qui traduit une partition du réseau trabéculaire en de nombreux éléments.

Cette méthode permet d'étudier le relief de la texture, reflet de l'arrangement des trabéculations. Elle renseigne ainsi sur le degré de nivellation et d'altération des trabéculations. En effet plus une texture est altérée, plus le nombre de variations locales de faible amplitude est important, ce qui se traduit par un nombre élevé de vallées de faible superficie et une longueur importante de lignes de crête. L'analyse du relief par la squelettisation en niveaux de gris, basée sur l'étude directe des niveaux de gris, a l'avantage de ne nécessiter qu'un nombre restreint d'étapes de transformations et donc de sources possibles d'erreurs. Cette méthode réclame cependant un nombre élevé d'opérations notamment en raison de la transformation par amincissement en niveaux de gris, ce qui a pour effet de nécessiter un temps de calcul important.

Les deux méthodes que nous venons de définir décrivent la structure osseuse par une caractérisation du réseau trabéculaire. Elles extraient les éléments remarquables de la texture qui servent d'attributs qualitatifs. Elles s'apparentent ainsi à l'analyse structurelle de la texture.

Pour compléter cette description de la structure osseuse, nous allons dans le chapitre suivant nous attacher à caractériser plus particulièrement l'aspect irrégulier de la texture osseuse grâce aux méthodes de l'analyse statistique.

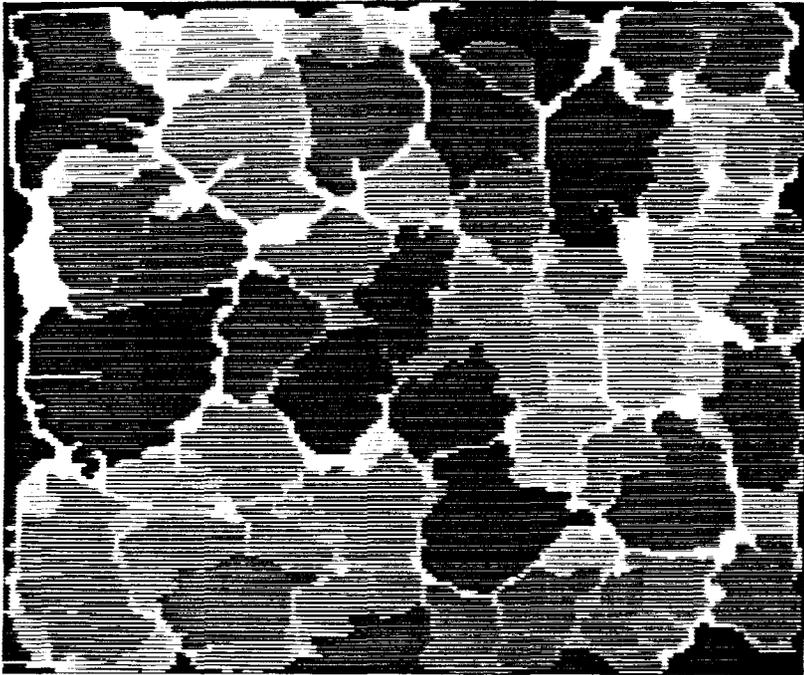


Figure III.25 : Image du squelette après ébarbulage.

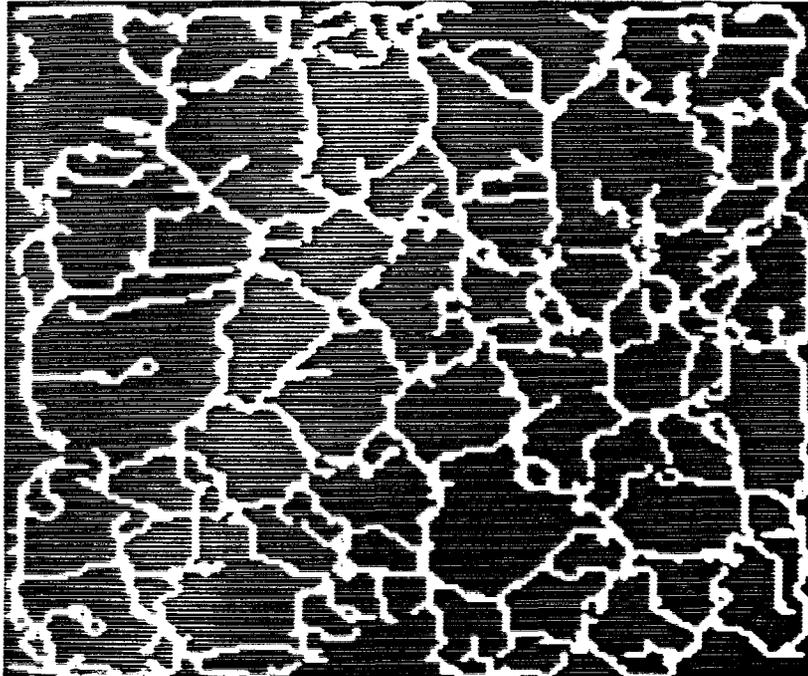


Figure III.26 : Image représentant la LPE

## **CHAPITRE 4**

# **ANALYSE STATISTIQUE DE LA TEXTURE**

*Après avoir présenté les méthodes de l'analyse structurale, définies pour étudier la structure osseuse, nous abordons les méthodes basées sur des calculs de propriétés statistiques de la texture.*

*Nous passons en revue dans un premier temps un éventail de méthodes statistiques couramment utilisées en traitement d'images.*

*Ensuite nous expliquons plus en détail deux méthodes qui se sont avérées discriminantes pour notre application, à savoir la méthode de mesure différentielle de variations et la méthode de longueurs de plages.*

*Nous donnons dans la dernière partie les résultats d'une première étude montrant la faisabilité d'une caractérisation de la texture osseuse radiographique située au niveau de l'épiphyse du métacarpe.*

## **I : INTRODUCTION AUX PRINCIPALES METHODES**

Une texture peut être définie par un ensemble de statistiques extraites de propriétés locales de l'image. L'analyse statistique s'appuie sur la théorie des processus stochastiques. On part de l'hypothèse qu'une texture est une réalisation d'un processus stochastique bidimensionnel possédant des propriétés de stationnarité et d'ergodicité. Certaines approches font appel aux propriétés statistiques calculées directement sur les pixels de l'image. D'autres exploitent les informations statistiques issues de transformations que l'on a fait subir à l'image, telles que les applications de masque ad hoc, l'analyse fractale, ...

Avant de préciser les différentes méthodes existantes, il est important de souligner qu'il est difficile de les classer du fait que leurs performances sont très dépendantes du type de texture analysée. Bien que certaines méthodes se veulent très générales dans leur principe, leurs performances s'avèrent en pratique liées aux caractéristiques des textures analysées. La plupart du temps, les textures étudiées pour les évaluations sont tirées d'images satellites Landsat ou du livre de Brodatz [Brodatz-66]. La sélection à l'avance de la meilleure méthode est souvent délicate, voire impossible. Pour plus d'informations sur ces évaluations, le lecteur pourra consulter [Weszka-76, Connors-80, Davis-81, He-87, Buf-90, Ohanian-92].

La plupart des méthodes statistiques sont basées sur l'estimation de la distribution de certaines caractéristiques des pixels [Connors-80, VanGool-85, Haralick-86, Postaire-87, Reed-93]. Lorsque les caractéristiques sont obtenues à partir de distributions liées au plus petit élément de l'image, à savoir le pixel, la méthode est dite du premier ordre; elle est du second ordre (ou  $n$ ème ordre) lorsque les distributions sont basées sur les relations entre des caractéristiques liant les pixels deux à deux (ou  $n$  à  $n$ ).

Les attributs statistiques du premier ordre les plus utilisés sont la moyenne, la variance, l'écart-type, le coefficient de variation, le minimum, le maximum, l'histogramme des niveaux de gris, le coefficient de symétrie de Fisher, le coefficient d'aplatissement de Pearson. Les statistiques du premier ordre se révèlent en pratique souvent insuffisantes pour la description d'une texture. Ceci s'explique par le fait qu'elles ne tiennent pas compte de l'organisation spatiale des pixels, caractéristique essentielle de la texture comme nous l'avons expliqué en début du chapitre précédent. La détermination de l'ordre de statistique suffisant pour caractériser une texture fait par ailleurs l'objet de nombreux travaux [Julesz-73, Julesz-75, Julesz-79, Gagalowicz-81, Gagalowicz-83].

Nous n'aborderons donc, dans notre revue des principales techniques statistiques, que celles d'ordre deux (matrice de cooccurrence, différence de niveaux de gris, longueur de plages, auto-corrélation, spectre de puissance de Fourier) ou plus (méthodes auto-régressives, application de masques ad hoc, fractales).

I.A : MATRICE DE COOCCURRENCE

Commençons cette description par une méthode incontournable de l'analyse statistique qui a fait l'objet de nombreuses applications et évolutions [Chen-79, Davis-81].

Une texture peut être caractérisée par les relations de dépendance qui existent entre les niveaux de gris des points de son image. Afin de quantifier ces relations, on considère les fréquences relatives avec lesquelles deux points séparés par une distance  $d$  selon une orientation  $\theta$  apparaissent sur l'image, l'un avec le niveau de gris  $g_i$  l'autre avec le niveau de gris  $g_j$  [Haralick-73].

Pour chaque couple des valeurs de la distance  $d$  et de la direction  $\theta$ , on définit une matrice des fréquences relatives :  $F(d,\theta) = [ f(i,j|d,\theta) ]$ . On prend en compte les distances  $d$  entre les points-images selon quatre directions  $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ . L'élément  $f(i,j|d,\theta)$  de la matrice  $F$  indique le nombre de fois où un couple de points séparés par la distance  $d$  dans la direction  $\theta$  a présenté les niveaux de gris  $g_i$  et  $g_j$ . Citons quelques attributs dérivés de cette matrice, où  $N_g$  est le nombre de niveaux de gris de l'image :

\* *l'hétérogénéité :*

Une image faiblement texturée a tendance à présenter moins de transitions qu'une image fortement texturée. La valeur de cet attribut est d'autant plus importante que les niveaux de gris présentent une grande variabilité spatiale.

$$X_1(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} [f(i, j|d, \theta)]^2$$

\* *la dépendance directionnelle :*

La dépendance directionnelle des niveaux de gris d'une texture est quantifiée par l'attribut  $X_2$  qui a la forme d'un coefficient de corrélation dont les plus grandes valeurs sont atteintes lorsque l'angle  $\theta$  est voisin de l'orientation des lignes de texture :

$$X_2(d, \theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - m_x)(j - m_y) f(i, j|d, \theta)}{(\sigma_x * \sigma_y)}$$

où  $m_x$  est l'espérance mathématique de la matrice de probabilité marginale  $p_x$

$$m_x = \sum_{i=1}^{N_g} i \sum_{j=1}^{N_g} f(i, j|d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} i p_x(i),$$

$m_y$  est l'espérance mathématique de la matrice de probabilité marginale  $p_y$

$$m_y = \sum_{j=1}^{Ng} j \sum_{i=1}^{Ng} f(i, j|d, \theta) = \sum_{j=1}^{Ng} j p_y(j),$$

$\sigma_x$  est la variance de la matrice de probabilité marginale  $p_x$

$$\sigma_x = \sum_{i=1}^{Ng} (i - m_x)^2 \sum_{j=1}^{Ng} f(i, j|d, \theta),$$

et où  $\sigma_y$  est la variance de la matrice de probabilité marginale  $p_y$

$$\sigma_y = \sum_{j=1}^{Ng} (j - m_y)^2 \sum_{i=1}^{Ng} f(i, j|d, \theta).$$

D'autres attributs peuvent être extraits des matrices de cooccurrence et, sans vouloir dresser une liste exhaustive, on peut citer :

\* l'entropie :

$$X_3(d, \theta) = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} f(i, j|d, \theta) \log(f(i, j|d, \theta))$$

\* l'inertie :

$$X_4(d, \theta) = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - j)^2 f(i, j|d, \theta)$$

### I.B : METHODE DE DIFFERENCE D'IMAGES

Cette méthode consiste à analyser la différence  $G_d(x,y)$  entre l'image originale  $I(x,y)$  et une copie de cette image translaturée. Selon le déplacement  $d(\Delta x, \Delta y)$ , où  $\Delta x$  et  $\Delta y$  sont des nombres entiers de pixels correspondant aux déplacements horizontal et vertical,  $G_d(x,y)$  est définie par :

$$G_d(x, y) = I(x, y) - I(x + \Delta x, y + \Delta y)$$

Plusieurs méthodes sont alors envisageables pour caractériser la texture. Elles sont basées sur l'utilisation des matrices des fréquences relatives,  $F[i,d]$ , des différences de niveaux de gris entre pixels séparés par le déplacement  $d(\Delta x, \Delta y)$  [VanGool-85] ou de l'histogramme des différences d'images  $H_d$  [Postaire-87]. Examinons cette dernière méthode. Lorsque la texture est composée d'éléments de taille relativement importante par rapport à  $d$ , les plus grandes valeurs de l'histogramme sont concentrées dans le noir car des couples de point-images séparés de la distance  $d$  présentent en général peu de différences de niveaux de gris. Par contre lorsque  $d$  est grand par rapport à la taille des éléments qui composent la texture, les couples de points séparés de la distance  $d$  présentent des différences de niveaux de gris très variables et l'histogramme  $H_d$  est beaucoup plus étalé entre le noir et le blanc. Explicitons quelques attributs capables de caractériser l'histogramme  $H_d = \{h(i)\}$ , où  $h(i)$  est le nombre d'occurrence du niveau de gris  $i$ ,  $i=1, \dots, N_g$ , dans l'image  $G_d(x,y)$  :

\* la moyenne :

$$h_1^d = \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} ih(i)$$

\* le contraste ou moment d'ordre deux :

$$h_2^d = \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} i^2 h(i)$$

\* l'entropie :

$$h_3^d = \frac{1}{N_g} \sum_{i=1}^{N_g} h(i) \log h(i)$$

### I.C : METHODE DE DENSITE SPECTRALE

Une texture, dont on aura préalablement déterminé la transformation de Fourier discrète  $F(u,v)$  :

$$F(u,v) = \frac{1}{KJ} \sum_{i=0}^{K-1} \sum_{j=0}^{J-1} I(i,j) e^{\left[-2\pi j \left(\frac{i}{K} u + \frac{j}{J} v\right)\right]}$$

peut être caractérisée en calculant son spectre fréquentiel de puissance  $|F(u,v)|^2$  :

$$|F(u, v)|^2 = F(u, v) * F(u, v).$$

Des schémas différents découpant l'espace de représentation des TDF en couronnes concentriques ou secteurs angulaires sont alors utilisés selon que l'on étudie la granularité ou la directionnalité de la texture.

Une texture "douce" pour laquelle il existe peu de variations de niveaux de gris aura un spectre de puissance caractérisé par de fortes amplitudes dans le domaine des basses fréquences. Par contre, pour une texture grossière et granuleuse dans laquelle les variations de niveaux de gris sont brutales et rapprochées, le spectre de puissance présente de hautes fréquences. De même, le spectre de puissance a tendance à présenter de fortes amplitudes dans la direction du secteur angulaire où la texture présente une organisation directionnelle marquée [Tanimoto-78, Chen-82].

### I.D : METHODES BASEES SUR DES MODELES DE TEXTURES

Ces méthodes sont basées sur des modèles statistiques qui sont à l'origine développés pour la synthèse d'images. Ces modèles supposent que des lois sous-jacentes régissent l'organisation de ces textures. Puisque les paramètres de ces lois sont utilisés comme attributs de textures, les méthodes basées sur ces modèles peuvent être considérées comme des méthodes d'analyse. Ces modèles supposent l'existence d'une relation des pixels avec leur voisinage qui peut être linéaire, comme pour les modèles auto-régressifs, ou probabiliste, comme pour les champs aléatoires de Markov.

Quand on décrit une image par un modèle auto-régressif, la dépendance entre les niveaux de gris est analysée comme une séquence temporelle dont les valeurs dépendent de celles précédemment rencontrées au cours d'un balayage ligne par ligne. Un tel modèle permet de prévoir la valeur du niveau de gris d'un point en fonction des niveaux de gris de ses voisins antérieurement rencontrés au cours du balayage.

Le modèle de Markov, défini en termes de distributions conditionnelles, considère l'image comme la composante observable d'un processus stochastique. Un champ aléatoire de Markov est caractérisé par la distribution conditionnelle  $P(x_t | R_t)$  qui correspond à la probabilité qu'une variable aléatoire  $X_t$ , représentant la luminosité d'un pixel, ait le niveau de gris  $x_t$  étant donnés  $R_t$  les niveaux de gris des pixels voisins [DeSouza-82, Cross-83, Derin-87, Chellappa-85, Kashyap-86, Chen-90].

### I.E : FONCTION D'AUTOCORRELATION

Une texture peut aussi être caractérisée par les relations qui existent entre groupes de pixels. Cette dépendance peut-être mise en évidence par la fonction d'autocorrélation  $ACF(i, j)$  :

$$ACF(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y I(x, y) I(x+i, y+j)}{\sum_x \sum_y I^2(x, y)}$$

Cette fonction renseigne sur la taille des éléments caractéristiques de la texture. Elle contient deux types d'information : la rugosité et la périodicité. Les valeurs de cette fonction décroissent quand la taille des grains de la texture diminue. La rugosité est proportionnelle à la fonction d'auto-corrélation et peut-être définie par  $T(i, j)$  :

$$T(i, j) = \sum_i \sum_j ij ACF(i, j).$$

### I.F : MASQUES METTANT EN EVIDENCE DES PROPRIETES AD HOC

La caractérisation de la texture peut être effectuée à partir d'un ensemble de masques mettant en évidence des propriétés de texture basées sur des valeurs moyennes de caractéristiques locales. Ces valeurs sont obtenues en appliquant sur le voisinage d'un pixel des masques ou des filtres de détection de formes particulières : points, fronts, lignes, structures particulières. Les mesures sont alors calculées sur des fenêtres de tailles 3x3, 5x5,... et non uniquement sur des paires de pixels [Laws-79, Ade-83, Pietikäinen-83, Unser-84b, Wang-86, Bovik-90].

### I.G : MESURE D'EXTREMA RELATIFS

Cette mesure de la texture est basée sur l'hypothèse que des informations importantes, perçues par le système visuel humain sont contenues dans les fréquences d'extrema relatifs d'intensité [Mitchel-77]. Le principe de ce procédé est de déterminer le nombre de maxima et de minima de niveaux de gris soit le long d'une droite [Mitchel-77], soit par unité de surface [Rosenfeld-70] ou encore de caractériser l'histogramme des différences entre maximum et minimum successifs [Cainaiello-79].

### I.H : CONCLUSION SUR LES METHODES CLASSIQUES

Les techniques que nous venons de présenter sont mal adaptées à la caractérisation des textures osseuses étudiées. En effet, ces textures sont trop anarchiques et irrégulières pour être caractérisées par des matrices de cooccurrence ou par des densités spectrales ou encore des fonctions d'autocorrélation. Ces textures sont tellement aléatoires qu'aucune travée ne se reproduit identiquement à elle-même. En effet la projection de chaque trabéculatation sur le film

produit une image particulière, différente des autres projections. La méthode des différences d'images n'est guère applicable en raison du grand éventail de tailles des trabéculations. A cause de la complexité des phénomènes d'ostéogenèse, le recours à des méthodes basées sur des modèles de texture n'est pas non plus envisageable.

C'est pourquoi nous nous sommes tournés vers deux autres méthodes capables de particulariser les spécificités de la texture osseuse, que nous détaillons dans les paragraphes suivants. La méthode de mesure différentielle des variations locales, développée spécifiquement pour cette application, permet de caractériser la texture à partir du calcul de variations locales malgré son aspect irrégulier sinon anarchique. La méthode de longueurs de plages est également bien adaptée à la caractérisation de la texture osseuse, car les plages calculées localement s'identifient à des éléments structurels de la texture. Les plages rencontrées peuvent être en effet assimilées aux travées osseuses ou aux régions uniformes dues à la présence des tissus mous.

## II : METHODES RETENUES

### II.A : METHODE DE MESURE DIFFERENTIELLE DES VARIATIONS LOCALES

Nous avons développé une méthode basée sur le calcul des propriétés des variations locales de la texture [Colin-92, Colin-95], inspirée du calcul de l'énergie des textures [Laws-79] et de la mesure des fronts d'une image [Rosenfeld-71]. Ces variations locales sont estimées par l'opérateur différentiel de Sobel qui donne une approximation du vecteur gradient  $G(x,y)$ . Les composantes horizontale  $G_0$ , verticale  $G_{\pi/2}$  et obliques  $G_{\pi/4}$   $G_{3\pi/4}$  de  $G(x,y)$  sont obtenues par convolution de l'image avec les masques de Sobel horizontal et vertical et leurs extensions dans les directions obliques, de taille 3x3 (cf. figure IV.1).

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

masque horizontal

-2	-1	0
-1	0	1
0	1	2

masque oblique  $\pi/4$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

masque vertical

0	-1	-2
1	0	-1
2	1	0

masque oblique  $3\pi/4$

Figure IV.1 : Masques de Sobel et leur extension.

Avant de calculer les attributs nous effectuons un prétraitement afin d'uniformiser la dynamique de l'image (cf. chapitre VI). Cette uniformisation permet, entre autres, de

déterminer les attributs caractéristiques de la structure osseuse dans des conditions de luminosités identiques qui, si elles ne l'étaient pas, interviendraient sur le résultat.

Soient :

- I : l'image à analyser de dimensions K x J.

-  $I * G_u$  : la convolution de I avec le masque de Sobel de direction u,  $u = 0, \pi/4, \pi/2$  ou  $3\pi/4$ .

Les attributs dérivés de cette méthode sont :

*\* le module moyen dans la direction horizontale*

$$V_1 = \sum_{x=1}^{K-1} \sum_{y=1}^{J-1} I * G_0(x, y)$$

Cet attribut représente la moyenne sur toute l'image des réponses de l'opérateur différentiel horizontal.

*\* le module moyen dans la direction verticale*

$$V_2 = \sum_{x=1}^{K-1} \sum_{y=1}^{J-1} I * G_{\pi/2}(x, y)$$

Cet attribut représente la moyenne sur toute l'image des réponses de l'opérateur différentiel vertical.

*\* le module différentiel des variations*

$$V_3 = \sum_{x=1}^{K-1} \sum_{y=1}^{J-1} \sqrt{(I * G_0(x, y))^2 + (I * G_{\pi/4}(x, y))^2 + (I * G_{\pi/2}(x, y))^2 + (I * G_{3\pi/4}(x, y))^2}$$

Cet attribut caractérise l'ensemble des variations locales de la texture dans toutes les directions considérées.

*\* le module de dispersion des variations*

$$V_4 = \frac{1}{KJ} \sum_{x=1}^{K-1} \sum_{y=1}^{J-1} |G_{\text{mod}}(x, y) - V_3|$$

$$\text{avec } G_{\text{mod}}(x, y) = \sqrt{(I * G_0(x, y))^2 + (I * G_{\pi/2}(i, j))^2 + (I * G_{\pi/4}(x, y))^2 + (I * G_{3\pi/4}(x, y))^2}$$

Cet attribut indique une notion de dispersion de l'image basée sur le calcul de l'écart par rapport à la moyenne des réponses de variations locales calculées dans toutes les directions.

Nous déterminons aussi l'orientation du vecteur gradient au point de coordonnées (x,y) par :

$$\theta(x,y) = \arctan [G_{\pi/2}(x,y) / G_0(x,y)]$$

Ce calcul conduit à une incertitude approximative de 4° dans l'estimation de l'orientation  $\theta$  [Kitchen-89]. Nous établissons ainsi un histogramme des directions  $H_\theta(i)$  avec  $0 \leq i \leq 180$ , les parties de l'histogramme de 0° à 180° et de 180° à 360° étant symétriques. Cet histogramme permet de savoir s'il existe des directions privilégiées pour les textures étudiées.

Cette méthode présente l'avantage d'une mise en oeuvre simple et peu coûteuse en temps de calcul. Cependant elle s'avère sensible aux bruits et à l'orientation du cliché radiographique en raison de l'emploi de masques directionnels et d'opérateurs différentiels.

### II.B : METHODE DE LONGUEURS DE PLAGES.

La méthode de Longueurs De Plages (LDP) [Galloway-75, Chu-90], consiste à dénombrer les plages de même niveau de gris dans l'image, puis à exprimer par différents paramètres la répartition statistique de ces différentes plages [Colin-94]. Une plage est une succession de pixels connexes ayant même niveau de gris dans une direction donnée. On utilise en général quatre directions d'exploration : 0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$  et  $3\pi/4$ . Les plages sont alors caractérisées par leur niveau de gris  $i$ , leur longueur  $j$  et leur direction  $\theta$ . Les plages de longueurs et de niveaux de gris différents définissent une matrice,  $L$ , appelée matrice de LDP.

On peut par ailleurs noter que cette méthode se rapproche par certains aspects de l'analyse structurale. En effet, les plages peuvent être considérées comme des éléments formant les motifs de la texture, à savoir les travées et les tissus mous.

Nous allons calculer les quatre matrices de LDP pour un exemple d'image de taille 4x4 ayant 4 niveaux de gris (0-3) :

Image initiale:

0	1	0	2
1	0	1	0
0	1	2	3
2	1	2	2

Illustrons les plages présentes dans l'image pour la direction  $\pi/4$  (cf. figure IV.2).

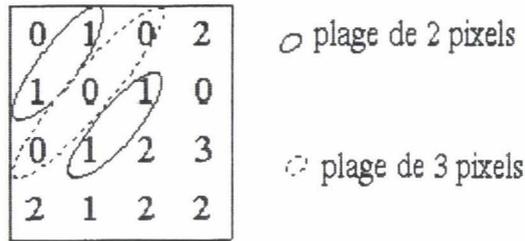


Figure IV.2 : Exemple de plages d'une image pour la direction  $\pi/4$

Les 4 matrices de LDP trouvées sont :

Direction 0	Direction $\pi/4$	Direction $\pi/2$	Direction $3\pi/4$
1 2 3	1 2 3	1 2 3	1 2 3
0   5 0 0	0   2 0 1	0   5 0 0	0   <del>3 1 0</del> 1 2 0
1   5 0 0	1   1 2 0	1   3 1 0	1   1 2 0
2   3 1 0	2   5 0 0	2   3 1 0	2   3 1 0
3   1 0 0	3   1 0 0	3   1 0 0	3   1 0 0

Soient :

- $N_g$  : le nombre de niveaux de gris de l'image
- $I_x J$  : le nombre de pixels de l'image
- $l_\theta$  : la taille de l'image dans la direction donnée  $\theta$  avec  $l_0 = K$ ,  $l_{\pi/4} = \min(K, J) \times \sqrt{2}$ ,  $l_{\pi/2} = J$  et  $l_{3\pi/4} = \min(K, J) \times \sqrt{2}$ .
- $L(i, j)$  : un élément de la matrice de longueurs de plages, correspondant au nombre de plages de niveau de gris  $i$  et de longueur  $j$ .

Les paramètres utilisés pour caractériser la structure osseuse sont, pour une direction donnée,

\* l'accentuation des petites plages (Short Runs Emphasis)

$$P_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} \frac{L(i, j)}{j^2}}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j)}$$

\* l'accentuation des grandes plages (Long Runs Emphasis)

$$P_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} j^2 L(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j)}$$

*\*l'hétérogénéité des niveaux de gris (Gray Level Nonuniformity)*

$$P_3 = \sum_{i=1}^{N_g} \left( \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j) \right)^2 / \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j)$$

*\* l'hétérogénéité des longueurs de plages (Run Length Nonuniformity)*

$$P_4 = \sum_{j=1}^{l_\theta} \left( \sum_{i=1}^{N_g} L(i, j) \right)^2 / \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j)$$

*\* le pourcentage de plages (Run Pourcentage)*

$$P_5 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{l_\theta} L(i, j) / l_\theta \times l_\theta$$

Comme la texture de la région étudiée ne présente pas une direction privilégiée [Colin-95], nous utilisons la somme cumulée des mesures effectuées dans les quatre directions  $0, \pi/4, \pi/2$  et  $3\pi/4$  pour ces cinq paramètres.

Avant de caractériser la texture, l'image est prétraitée (cf. chapitre VI) et codée avec un nombre de niveaux de gris réduits ( $N_g = 16$ ). Cette réduction du nombre de niveaux de gris a pour objet d'augmenter le total des plages rencontrées en les concentrant sur une étendue restreinte de niveaux de gris et d'éviter certains artefacts, qui exagèrent l'influence de grandes plages trouvées, lorsque la taille moyenne des plages est très faible.

### **III : PREMIERS ESSAIS DE DISCRIMINATION DE LA TEXTURE OSSEUSE**

Nous avons entrepris une première étude au cours de laquelle nous avons comparé quatre groupes d'adolescents, âgés de 11 à 15 ans. Ces groupes étaient formés d'adolescents normaux, dont l'effectif est de 12 individus ( $N = 12$ ), et pathologiques, à savoir des insuffisants rénaux ( $N = 11$ ), des syndromes de Turner ( $N = 12$ ) et des déficients hormonaux en Growth Hormone (GH) ( $N = 7$ ).

Les pathologies étudiées présentent des effets sur l'ostéogenèse, soit par une action sur les phénomènes de la croissance osseuse, soit par une action directe sur le squelette osseux. L'insuffisance rénale entraîne de multiples phénomènes humoraux altérant les processus de croissance et de maturation osseuse : excès de production d'hormone parathyroïdienne, anomalies du métabolisme de la vitamine D. Le syndrome de Turner engendre des

particularités du squelette, notamment une petite taille et un raccourcissement notoire des quatrièmes métacarpiens. Le déficit en hormone GH, qui est la principale hormone de croissance, entraîne un ralentissement de la croissance osseuse mais sans altération notable de la structure osseuse.

Dans un premier temps, nous nous proposons d'évaluer les performances des méthodes de matrice de cooccurrence et de mesure des variations locales sur les quatre groupes d'adolescents. L'évaluation de la matrice de LDP est reportée aux chapitres VI et VII où elle sera comparée avec l'ensemble des méthodes proposées.

### III.A : RESULTATS AVEC LA MATRICE DE COOCCURRENCE

Nous avons appliqué initialement cette analyse sur les différents groupes étudiés avec des images codées en 256 niveaux de gris. Nous donnons le résultat de cette analyse effectuée avec les 4 attributs  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  et  $X_4$ , définis au §I.A, pour la direction horizontale avec une distance  $d$  égale à un ( $d = 1, \theta = 0^\circ$ ). Pour classer les résultats, nous avons utilisé l'Analyse Discriminante.

\* *Discrimination Sujets normaux - Sujets atteints d'insuffisance rénale*

	<i>Normal</i>	<i>Ins. Rénal</i>
<i>Normal</i>	8	4
<i>Ins. Rénal</i>	6	5
<b>% d'erreur =</b>		<b>44%</b>

	bien classé
	mal classé

\* *Discrimination Sujets normaux - Sujets atteints du syndrome de Turner*

	<i>Normal</i>	<i>Turner</i>
<i>Normal</i>	7	5
<i>Turner</i>	6	6
<b>% d'erreur =</b>		<b>46%</b>

	bien classé
	mal classé

\* *Discrimination Sujets normal - Sujets atteints de déficience hormonale*

	<i>Normal</i>	<i>Dé.Horm</i>
<i>Normal</i>	5	7
<i>Dé.Horm</i>	3	4
<b>% d'erreur =</b>		<b>53 %</b>

	bien classé
	mal classé

Il apparaît qu'aucune des pathologies n'est correctement discriminée par rapport à la population normale avec ces attributs. Les taux d'erreur, situés aux alentours de 50 %,

montrent que la discrimination n'est pas efficace. L'essai de classification avec les paramètres calculés dans les trois autres directions n'est pas plus significatif. Aucune direction privilégiée n'est mise en évidence.

Nous avons ensuite codé l'image en un nombre de niveaux de gris réduits ( $N_g = 8$ ) [Haralick-73]. Cette réduction du nombre de niveaux de gris a pour objet d'augmenter les valeurs des occurrences rencontrées et de limiter le nombre d'occurrences possibles. Nous évitons ainsi des artefacts qui exagèrent l'influence de certaines valeurs trouvées, lorsque le nombre d'occurrences possibles est très étendu. La discrimination n'est pas améliorée. Nous avons également essayé de modifier la distance  $d$  en lui donnant des valeurs égales aux largeurs estimées des travées. Le profil des travées de l'image numérisée montre une épaisseur variable allant jusqu'à une vingtaine de pixels. Ces changements n'apportent cependant aucune distinction supplémentaire. La discrimination n'est toujours pas possible.

La matrice de cooccurrence, qui est calculée par occurrence locale de paramètres photométriques entre couples de points s'affranchit mal de l'irrégularité de la texture osseuse.

### III.B : RESULTATS AVEC LA METHODE DE MESURE DIFFERENTIELLE DES VARIATIONS LOCALES.

Pour chaque image, nous avons calculé les quatre attributs  $V_1$ ,  $V_2$ ,  $V_3$  et  $V_4$  de la méthode de mesure des variations locales définie au §II.A.

Afin d'illustrer la variabilité interne à chaque catégorie de sujets étudiés, nous donnons les tableaux récapitulatifs des valeurs rencontrées des quatre attributs  $V_1$ ,  $V_2$ ,  $V_3$  et  $V_4$  (cf. tableau IV.2 ).

	NORMAUX				TURNERIENNES			
	V1	V2	V3	V4	V1	V2	V3	V4
<b>Moyenne</b>	13.64	10.34	18.94	8.49	11.75	9.09	16.42	7.27
<b>Min</b>	9.71	6.49	12.87	5.67	9.92	7.61	13.80	6.03
<b>Max</b>	19.89	14.69	27.22	12.81	18.00	13.60	24.9	11.5
<b>Coef. Variation (%)</b>	17.80	20.73	18.22	19.84	19.86	19.45	19.45	21.00

	DEFICIENTS HORMONAUX				INSUFFISANTS RENAUX			
	V1	V2	V3	V4	V1	V2	V3	V4
<b>Moyenne</b>	13.56	9.25	18.07	8.22	10.17	7.76	14.17	6.18
<b>Min</b>	11.7	7.61	15.47	6.92	7.03	6.12	10.49	4.46
<b>Max</b>	18.31	12.75	24.6.	11.37	15.3	10.79	20.66	9.55
<b>Coef. Variation (%)</b>	17.0	20.53	18.25	19.44	25.91	18.37	22.67	25.13

Tableau IV.2 : Attributs de la méthode de mesure différentielle des variations

Pour analyser les résultats, nous avons utilisé l'Analyse Discriminante avec les quatre attributs.

*\* Discrimination Sujets normaux - Sujets atteints d'insuffisance rénale*

	<i>Normal</i>	<i>Ins. Rénal</i>
<i>Normal</i>	10	2
<i>Ins. Rénal</i>	3	8
<b>% d'erreur =</b>		<b>22%</b>

	bien classé
	mal classé

*\* Discrimination Sujets normaux - Sujets atteintes du syndrome de Turner*

	<i>Normal</i>	<i>Turner</i>
<i>Normal</i>	9	3
<i>Turner</i>	4	8
<b>% d'erreur =</b>		<b>30%</b>

	bien classé
	mal classé

*\* Discrimination Sujets normal - Sujets atteints de déficience hormonale*

	<i>Normal</i>	<i>Dé.Horm</i>
<i>Normal</i>	7	5
<i>Dé.Horm</i>	3	4
<b>% d'erreur =</b>		<b>43%</b>

	bien classé
	mal classé

Ces tableaux font ressortir une discrimination nette entre les sujets normaux et ceux atteints d'insuffisance rénale. Cette discrimination est légèrement moins bonne pour différencier les sujets atteints du syndrome de Turner et il est impossible de véritablement différencier les déficients hormonaux des sujets normaux.

Ces résultats montrent que la classification est meilleure lorsque la pathologie provoque des répercussions osseuses importantes. En particulier, les résultats les plus probants sont obtenus pour les insuffisants rénaux. A l'inverse, le retard de croissance osseuse, qui n'est pas accompagné de désordres osseux notables, principale caractéristique des déficients hormonaux, ne peut pas être différencié par notre méthode.

L'étude des histogrammes de directions n'a montré aucune direction particulièrement marquée, (cf. figure IV.3). Contrairement à d'autres os trabéculaires, comme le col fémoral ou le calcaneum, pour lesquels des contraintes de force importantes influencent la répartition de la

structure osseuse [Garden-61, Singh-70, Jhamaria-83] l'épiphyse du métacarpe ne semble pas être soumise directement à de telles contraintes et présente une texture isotrope dont l'arrangement est lié essentiellement à la croissance et la maturation osseuse.

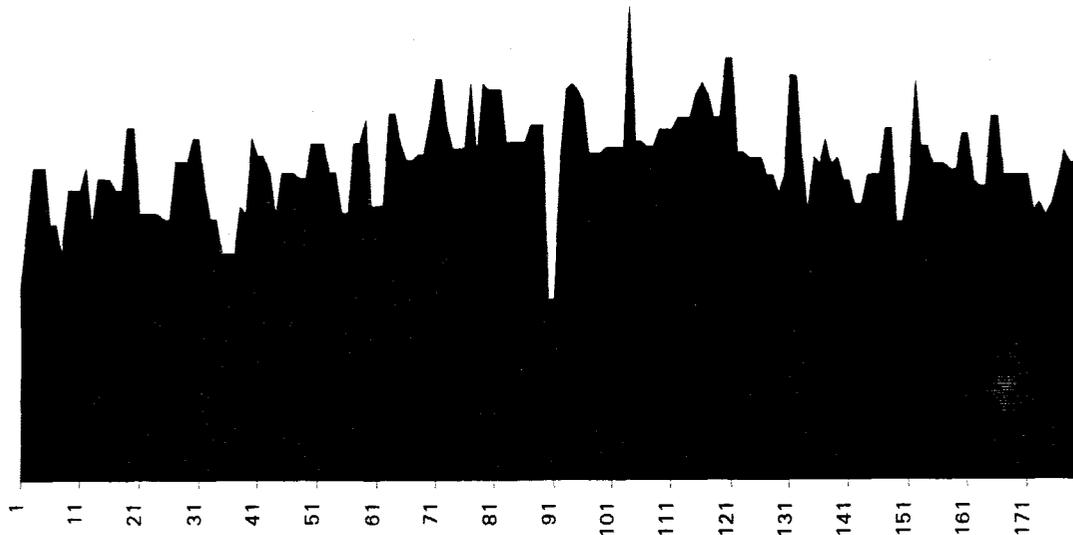


Figure IV. 3 - Exemple d'histogramme des directions pour un adolescent normal.

Les résultats obtenus par la méthode de mesure des variations locales ont permis de montrer la faisabilité d'une caractérisation non-invasive de la texture osseuse radiographique située au niveau de l'épiphyse du métacarpe notamment avec une analyse statistique de texture. Les attributs calculés mettent en évidence des états de texture différents chez des adolescents normaux et pathologiques : en particulier dans le cas d'insuffisance rénale et du syndrome de Turner.

Après avoir présenté les méthodes classiques de l'analyse statistique, nous présentons dans le chapitre suivant une méthode récente introduisant un concept original : les fractales.

## **CHAPITRE 5**

# **LES FRACTALES**

*Après avoir abordé les méthodes classiques de l'analyse statistique, nous présentons une méthode récente introduisant un concept original : les fractales. Il nous a paru utile de présenter en détail cette méthode en raison de sa nouveauté. Nous n'avons pas la prétention cependant de donner des démonstrations ayant une rigueur mathématique irréprochable, cet aspect de la démarche étant du ressort des mathématiciens. Nous nous sommes attachés à présenter le monde des fractales dans son ensemble en partant d'exemples, permettant d'introduire les propriétés fractales, pour aboutir aux méthodes de calcul de la dimension fractale.*

*La première partie de ce chapitre introduit le concept des fractales et présente leurs propriétés essentielles ainsi que la notion de dimension fractale.*

*Nous consacrons la deuxième partie à la présentation de méthodes de calcul de la dimension fractale. Nous exposons ensuite le résultat de l'application de ces méthodes sur des images test générées artificiellement, de dimension fractale connue.*

## I: INTRODUCTION AUX FRACTALES

### I.A. : INTRODUCTION

La complexité du monde naturel rend difficile sa description avec les outils usuels de la géométrie euclidienne. Par exemple, il est peu aisé de décrire précisément un paysage de sapins en montagne ou des nuages avec uniquement des cercles et des segments de droite. Par contre il est plus facile de faire une description complète d'un circuit imprimé. La géométrie euclidienne convient particulièrement bien à l'analyse d'éléments ayant une structure simple. Mais cette géométrie ne possède pas d'outils capables de rendre compte des images naturelles. Celles-ci présentent une structure trop irrégulière ou trop complexe. C'est avec une autre approche que sont étudiées les formes irrégulières du monde réel : les fractales. Ils apportent une solution aux lacunes de la géométrie classique. Cette irrégularité est d'ailleurs comprise dans l'origine étymologique de l'adjectif fractal. Celui-ci provient de l'adjectif latin "fractus", lui-même dérivé du verbe "frango", qui veut dire, entre autres significations, interrompu ou irrégulier [Mandelbrot-75].

Dès la fin du siècle passé, apparaissent les premiers signes de la reconnaissance du concept fractal par le biais de nouvelles courbes, comme celles de Von Koch, de Peano et de Sierpinski. Ces courbes ont comme originalité de produire des formes complexes à partir de règles simples. A la différence des courbes connues à cette période, ces nouvelles venues sont pourvues d'une richesse de détails quelle que soit l'échelle d'observation utilisée. Ces courbes présentent des longueurs infinies et n'admettent en aucun point des tangentes. Elles ne satisfont plus le concept de la dimension euclidienne. Elles ont d'ailleurs été considérées comme des "monstres" par les mathématiciens de l'époque. Il était alors nécessaire d'avoir recours à d'autres concepts de dimension telle que la dimension de Hausdorff ou celle de Minkowski. Ces courbes introduisent les premières notions de dimension non-entière qui est une caractéristique première des fractales. Longtemps oublié, ce concept a été remis à l'ordre du jour par Mandelbrot [Mandelbrot-75, Mandelbrot-77, Mandelbrot-82] il y a une vingtaine d'années.

Les fractales suscitent depuis beaucoup d'intérêt et ont déjà attiré des chercheurs de différentes disciplines. Un nombre considérable d'applications liées à la géométrie fractale sont apparues ces dernières années dans des domaines très variés : la musique, l'économie, la physique, le contrôle de qualité, le domaine médical, le traitement d'images,... Citons quelques exemples d'applications pour illustrer cette diversité. Les fractales sont impliqués dans le domaine de la recherche physique en électrodynamisme [Jaggard-90], sur les diélectriques [LeMéhauté-90], sur la conductance des matériaux [Majumdar-91]. Ils sont présents dans l'étude de qualité des matériaux : Boulecane a analysé le caractère fractal des surfaces de rupture de certains matériaux composites [Boulecane-95]. De nouvelles voies de recherches

sont ouvertes en traitement d'images : compression d'images [Barnsley-88, Jacquin-90, Lu-93], synthèse d'images [Gentil-92], et analyse de texture que nous développerons par la suite. Terminons ce passage en revue sommaire par le domaine médical, source de nombreuses applications : caractérisation du message nerveux de l'oreille interne [Teich-94], de l'arbre pulmonaire [Nelson-88, Cargill-89], analyse de texture mammographique [Caldwell-90] et osseuse [Jacquet-90, Caliguri-93, Majumdar-93,...].

Les fractales ont transformé l'appréhension de certaines structures complexes. Ils offrent non seulement des méthodes de synthèse et de simulation des structures complexes ou des objets naturels, mais aussi des méthodes capables de les caractériser.

### I.B. : FRACTALES STOCHASTIQUE ET DETERMINISTE

Il existe deux types d'objets fractals, les fractales stochastiques ou aléatoires et les fractales déterministes. Cette différence provient de la manière dont ces objets sont créés. Ils sont déterministes lorsque ces objets sont issus d'un algorithme entièrement connu et aléatoires lorsqu'ils proviennent de processus stochastiques. Nous avons choisi de présenter par des exemples ces deux types d'objets, ce qui permettra d'illustrer le concept général des fractales.

#### I.B.1: Les fractales stochastiques

Ces objets proviennent du monde réel ou sont générés par des phénomènes régis par des lois entièrement aléatoires. Ils *"ont en commun d'être de forme extrêmement irrégulière ou interrompue"* [Mandelbrot-75]. Citons également Mandelbrot pour expliquer le recours aux fractales pour décrire le monde réel puisque *"il est [des] domaines, où la réalité dont on traite se révèle être irrégulière à l'extrême, peut-être même à l'infini, à tel point que le modèle continu parfaitement homogène déçoit, et ne peut même pas servir comme première approximation"* [Mandelbrot-75].

L'exemple le plus connu pour caractériser les fractales naturels est donné par Mandelbrot. Il prend appui sur l'escarpement de la côte maritime de la Bretagne [Mandelbrot-67] et se propose de mesurer la longueur d'une portion de cette côte qui s'étend entre deux points fixes.

Considérons un compas présentant un écartement d'une longueur  $\varepsilon$ . Pour mesurer la longueur de la côte entre deux points fixes, nous comptabilisons le nombre de fois où les pointes du compas ont été mises bout à bout pour relier les deux points. Soit  $N(\varepsilon)$  ce nombre. La longueur  $L(\varepsilon)$  séparant les deux points est le produit de l'écartement du compas par le nombre de fois où il a été mis bout à bout pour relier les deux points :

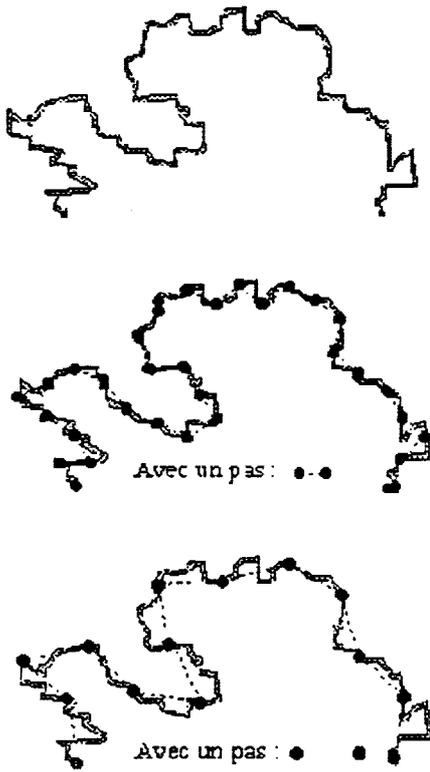


Figure V.1 : Mesure de la côte maritime avec des pas de tailles différentes

$$L(\varepsilon) = N(\varepsilon) \times \varepsilon.$$

L'emploi d'un compas d'écartement fixe  $\varepsilon$  induit une erreur de mesure lorsqu'il existe des détails inférieurs à cet écartement. Cette erreur est d'autant plus importante que le compas est grand ouvert. D'autre part, si on ferme le compas, la longueur mesurée croît. La longueur dépend donc de l'ouverture  $\varepsilon$  du compas utilisée (cf. figure V.1). Elle est aussi relative à la résolution choisie. En prenant des échelles d'observation croissantes, on augmente la longueur calculée. On peut alors se poser la question sur la valeur physique d'une telle mesure.

Mandelbrot résout ce problème en s'inspirant des travaux de Richardson [Richardson-61]. Il détermine une longueur ne dépendant plus directement de l'ouverture  $\varepsilon$  et du nombre  $N(\varepsilon)$  mais caractérisée par une constante  $D_f$  qui détermine le degré d'escarpement de la côte :

$$L(\varepsilon) \approx \frac{1}{\varepsilon^{D_f-1}},$$

qui revient à établir une formule liant  $N(\varepsilon)$ ,  $\varepsilon$ ,  $D_f$  et une constante :

$$N(\varepsilon)\varepsilon^{D_f} = 1.$$

Cette constante  $D_f$  représente la dimension fractale de la côte maritime analysée et s'obtient directement par la relation suivante :

$$D_f = \frac{\text{Log}(N(\varepsilon))}{\text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)}.$$

Pentland a mis en évidence que la plupart des surfaces naturelles sont des fractales isotropes et que les images numérisées de ces surfaces sont aussi des fractales [Pentland-84]. Cette étude constitue le fondement de l'application de l'analyse fractale pour caractériser les textures naturelles.

### 1.B.2: Les fractales déterministes

Les fractales déterministes sont des objets entièrement générés par algorithme pour lesquels il est aisé de calculer avec exactitude la dimension fractale qui les caractérisent. Ils sont le résultat de recherche en mathématique pure, et ont permis la création de formes fantastiques qui fascinent l'imagination : flocon de neige de Von Koch (cf. figure V.2), triangle de Sierpinski (cf. figure V.3), courbe de Peano (cf. figure V.4), ensembles de Mandelbrot et

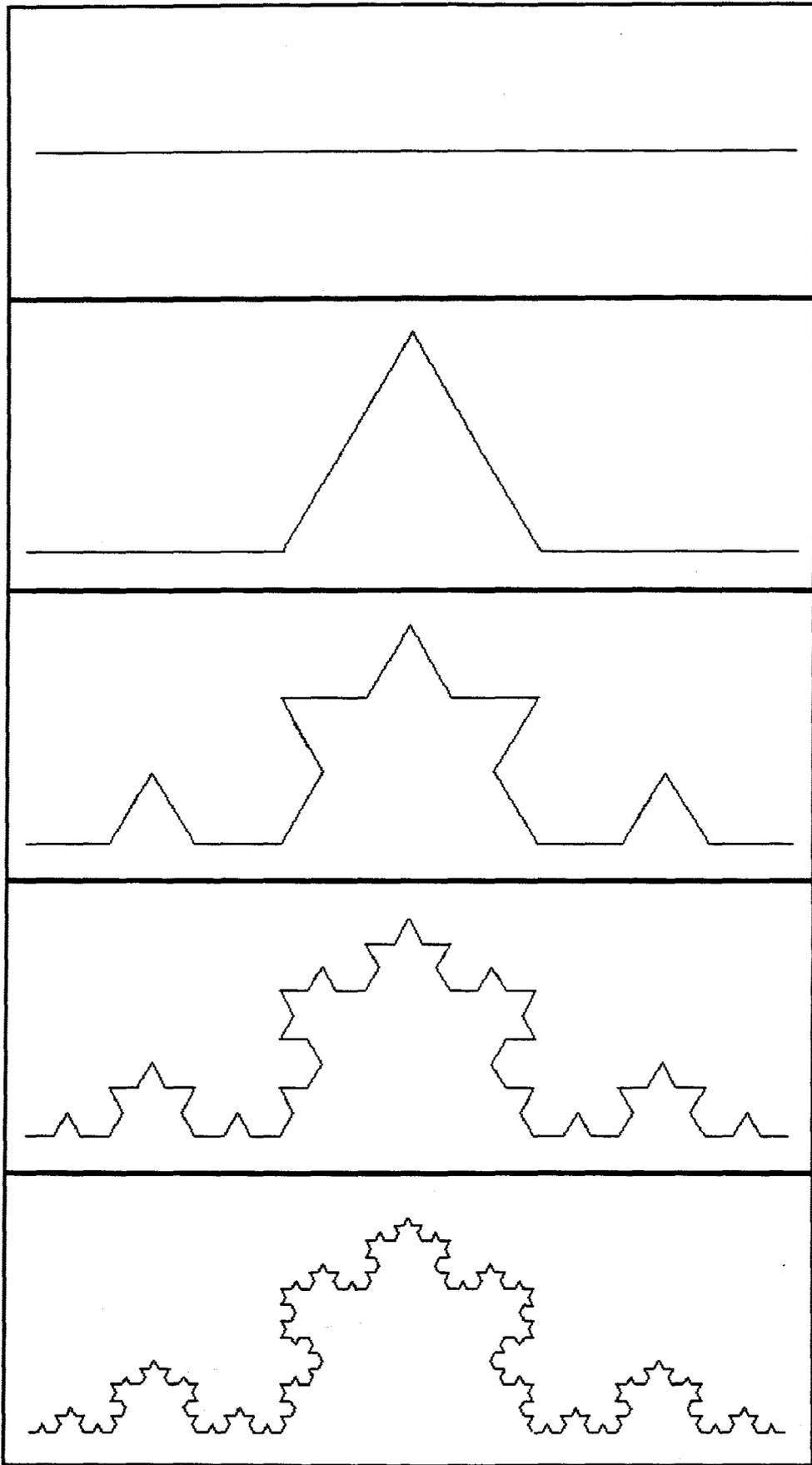


Figure V.5 : Génération du flocon de Von Koch

Julia,... Ils sont issus de processus mathématiques bien définis, parfois très simples, et présentent certaines propriétés particulières : longueur infinie, non-continuité.

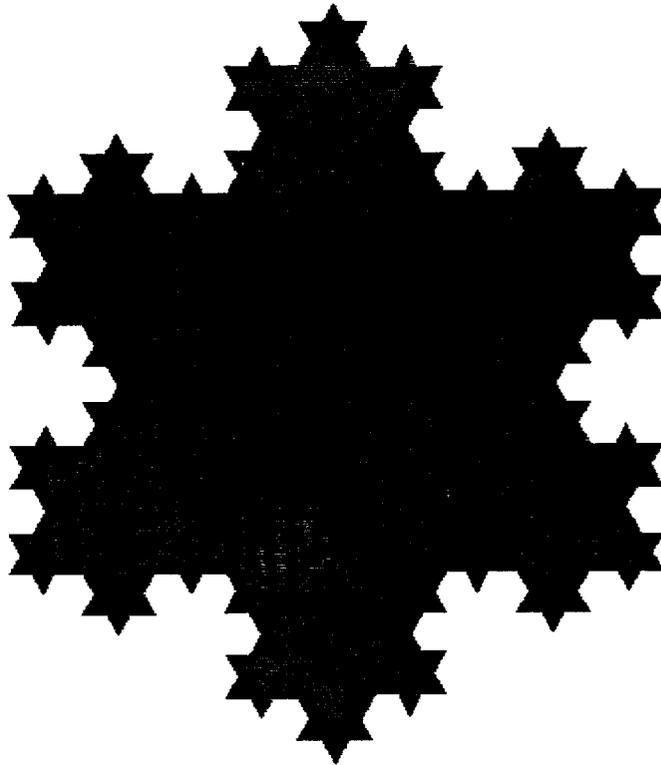


Figure V.2 : Courbe de Von Koch, dite du flocon de neige

Prenons le cas du "flocon de neige" de Von Koch. L'élément de départ est un triangle équilatéral qui va subir un nombre infini d'itérations. A chacune de celle-ci chaque segment de droite est remplacé par quatre segments mesurant chacun le tiers de la longueur du segment initial selon le schéma présentée par la figure V.5. Le périmètre de la courbe croît à chaque itération d'un facteur  $4/3$ . Le périmètre limite tend vers une valeur infinie à l'intérieur d'une surface finie.

Ces exemples mettent en évidence l'aspect complexe que peuvent prendre de tels objets malgré des lois de définition très simples. Il est intéressant de noter la présence de motifs identiques avec des tailles différentes dans ces figures, propriété qui caractérise les fractales. Ce sont en effet les mêmes lois qui régissent les courbes. En agrandissant une partie d'une structure fractale, on obtient une structure semblable à l'originale.

Pour conclure cette introduction aux fractales, nous résumons l'aspect novateur des fractales par une comparaison entre les deux géométries [Voss-88] :

EUCLIDIENNE	FRACTALE
♣ Classique : 2000 ans ♣ Notion de taille et d'échelle caractéristique ♣ Objets créés par l'homme ♣ Formule algébrique	♦ Monstre moderne : 20 ans ♦ Pas de taille ou d'échelle spécifique  ♦ Objets naturels ♦ Algorithme récursif

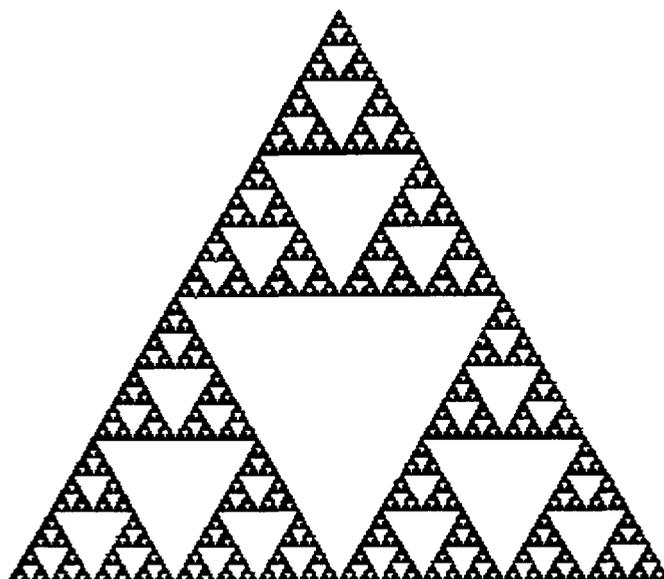


Figure V.3 : Courbe de Sierpinski

### I.C : PROPRIETES CARACTERISTIQUES DES FRACTALES

Les objets fractals sont des objets mathématiques ou naturels dont les caractéristiques essentielles sont de présenter :

- des formes extrêmement irrégulières ou fragmentées, quelle que soit l'échelle d'observation.

- des structures qui se reproduisent de façon identique à des échelles différentes.

Détaillons cette propriété.

#### I.C.1 : Auto-similarité

Un aspect intéressant des fractales réside dans leur propriété d'auto-similarité. Un objet auto-similaire est composé de copies de lui-même réduites par un même facteur d'échelle. Chaque copie peut subir après sa réduction des translations ou des rotations.

Une courbe définie par une fonction  $f(r)$  est dite auto-similaire avec le paramètre  $h$  si pour tout  $h > 0$  on a :

$$f(r + \Delta r) = \frac{f(r + h\Delta r) - f(r)}{h^H}$$

où  $h \in [0,1]$ .

Chaque partie d'une courbe ou d'une surface présente donc un aspect identique à la courbe (ou la surface) prise dans son intégralité à un facteur d'échelle près. Cette propriété n'est vérifiée généralement qu'avec les fractales déterministes.

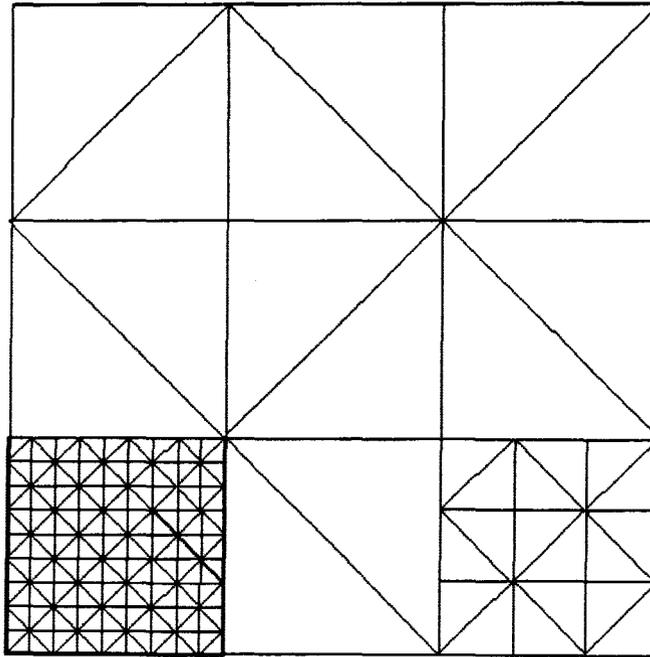


Figure V.4 : Courbe de Peano

### I.C.2 : Auto-affinité

Les objets naturels ne respectent pas rigoureusement cette auto-similarité. Ils vérifient plutôt une propriété d'auto-similarité statistique : ils sont composés de sous-ensembles distincts réduits par un facteur d'échelle différent mais possédant les mêmes propriétés statistiques que l'ensemble original. Cette auto-similarité statistique est souvent appelée auto-affinité.

Considérons un espace vectoriel de dimension topologique  $E$  et un vecteur  $R(r_1, r_2, \dots, r_E)$ . La transformation qui vérifie :

$$T : X \rightarrow X$$

$$X : (X_1, X_2, \dots, X_N) \rightarrow T(X) = (r_1 X_1, r_2 X_2, \dots, r_E X_E)$$

est une transformation affine. Si le vecteur  $R$  a des composantes identiques ( $R = r_i, r_i, \dots, r_i$ ) on a alors affaire à une transformation similaire.

Quand on décrit des objets réels comme étant fractals, ces objets vérifient le plus souvent l'auto-affinité sur une étendue d'échelle limitée [Peleg-84].

### I.D : DIMENSION FRACTALE

Les objets fractals que nous présentons possèdent une dimension différente de la dimension euclidienne, qui est généralement la plus utilisée. Nous allons d'abord présenter intuitivement l'idée de dimension non-entière et donner ensuite les définitions des dimensions fractales de Hausdorff et Minkowski.

#### I.D.1 : Dimension topologique

Avant de passer à la définition de dimensions qui peuvent prendre des valeurs non-entières, rappelons la notion courante de la dimension topologique.

Cette dimension fait référence au nombre de vecteurs indépendants qui forment la base d'un espace vectoriel. Un point isolé possède une dimension nulle, une droite a une dimension unité. La dimension du plan est deux et celle de l'espace est trois (cf. figure V.6).

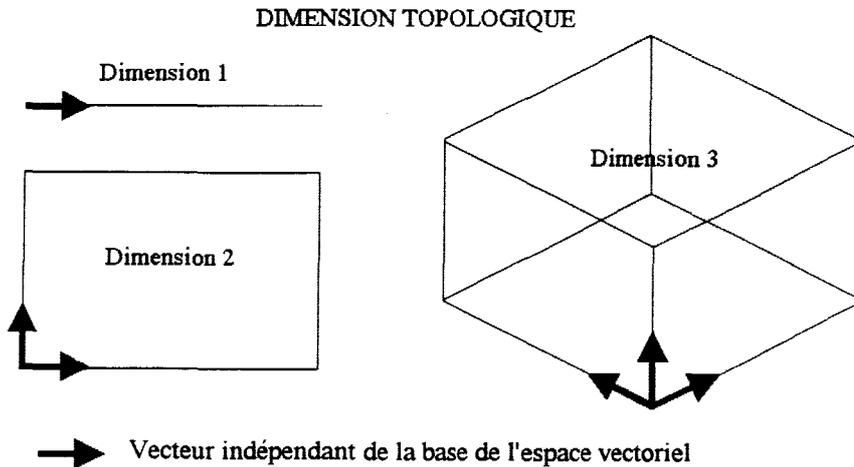


Figure V.6 : Exemples de dimensions topologiques

#### I.D.2 : Dimension d'homothétie

En reprenant l'exemple de la courbe de Von Koch, nous avons montré qu'en agrandissant un motif de la structure on retrouvait la structure initiale dans son intégralité (propriété d'auto-similarité). Cette caractéristique illustre de manière idéale la propriété d'homothétie interne des objets fractals. Chaque partie d'un objet fractal est une réduction homothétique de son ensemble. Lors de la construction de la courbe chaque segment a été

divisé en  $N$  parties distinctes déduites par une homothétie de rapport  $1/\varepsilon$ . On réitère ensuite le procédé pour chaque nouveau segment créé. Pour notre exemple, à l'itération de rang  $n$ , on a :

$$N = 4^n \quad \text{et} \quad \varepsilon = \left(\frac{1}{3}\right)^n$$

On obtient alors un nombre indépendant du rang de l'itération en faisant le rapport du logarithme de ces deux nombres :

$$\frac{\text{Log}(N)}{\text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{n \text{Log}(N)}{n \text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{\text{Log}(4)}{\text{Log}(3)} = 1,26 = D_F.$$

Ce rapport définit la dimension d'homothétie qui représente la dimension fractale de cet objet.

Pour le Triangle de Sierpinski, on obtient :

$$N = 3^n \quad \text{et} \quad \varepsilon = \left(\frac{1}{2}\right)^n$$

et

$$\frac{\text{Log}(N)}{\text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{n \text{Log}(N)}{n \text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{\text{Log}(3)}{\text{Log}(2)} = 1,58 = D_F.$$

Pour la courbe de Peano, on trouve :

$$N = 9^n \quad \text{et} \quad \varepsilon = \left(\frac{1}{3}\right)^n$$

et

$$\frac{\text{Log}(N)}{\text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{n \text{Log}(N)}{n \text{Log}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} = \frac{\text{Log}(9)}{\text{Log}(3)} = 2 = D_F.$$

Pour ces trois exemples, on s'aperçoit que la dimension fractale n'est pas forcément entière et qu'elle est supérieure à la dimension topologique. L'exemple de la courbe de Peano est particulièrement intéressant. Il représente un cas extrême. La courbe passe par tous les

points d'un carré et sa dimension fractale est alors égale à 2 c'est-à-dire la dimension topologique du plan alors que sa dimension topologique vaut 1.

Dans le cas général, les objets fractals ne sont pas rigoureusement auto-similaires, mais présentent une auto-affinité, c'est-à-dire que les irrégularités ne se reproduisent pas toutes de la même manière mais conservent, dans leur ensemble, des propriétés statistiques identiques. Pour définir la dimension fractale de tels objets, on a recours à deux autres définitions qui utilisent un élément régulier recouvrant les objets. Ces nouveaux concepts de la dimension portent les noms de leurs créateurs, Hausdorff et Minkowski, qui furent des mathématiciens illustres du début du siècle.

*I.D.3 : Dimension de Hausdorff*

Soit C une courbe que nous cherchons à définir. Considérons tous les recouvrements de C par des disques connexes de diamètre  $\epsilon$ , centrés sur C. Soit parmi tous les recouvrements possibles celui qui contient le minimum de disques  $N(\epsilon)$  (cf. figure V.7).

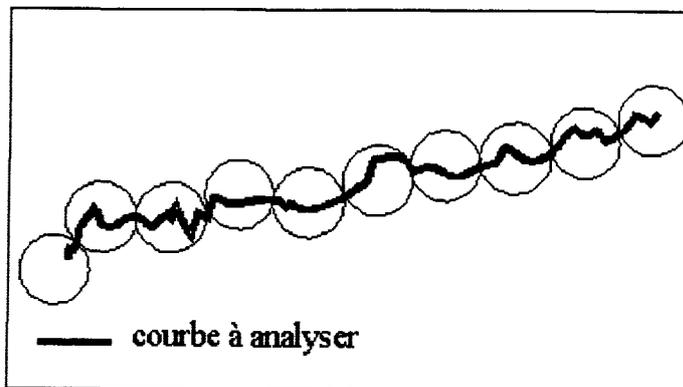


Figure V.7 : Calcul de la dimension de Hausdorff

La dimension de Hausdorff est définie de la manière suivante par [Hausdorff-1919]:

$$Dimension_{Hausdorff} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left( \frac{\text{Log}(N(\epsilon))}{\text{Log}(1/\epsilon)} \right)$$

Sa généralisation aux ordres supérieurs (du point de vue topologique) est possible. Ainsi pour calculer la dimension d'une surface il faut utiliser une sphère de rayon  $\epsilon$  comme élément recouvrant.

I.D.4 : Dimension de Minkowski

Considérant également une courbe C et un même élément recouvrant, on recouvre chaque point de la courbe C par le disque de rayon  $\varepsilon$ . A la différence de la définition précédente tous les points de C sont pris en compte. La réunion de ces disques forme une gaine de largeur maximale  $\varepsilon$ . Soit  $S(\varepsilon)$  l'aire de la gaine (cf. figure V.8). La dimension de recouvrement de Minkowski est alors donnée par [Minkowski-1901]:

$$Dimension_{Minkowski} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left( 2 - \frac{\text{Log}(S(\varepsilon))}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$$

On peut facilement étendre cette définition à un calcul de la dimension fractale d'une surface et non plus d'une courbe. On détermine alors un volume  $V(\varepsilon)$  de la gaine formée par des sphères de rayons  $\varepsilon$  centrées sur chaque point de la surface :

$$Dimension_{Minkowski} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left( 3 - \frac{\text{Log}(V(\varepsilon))}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$$

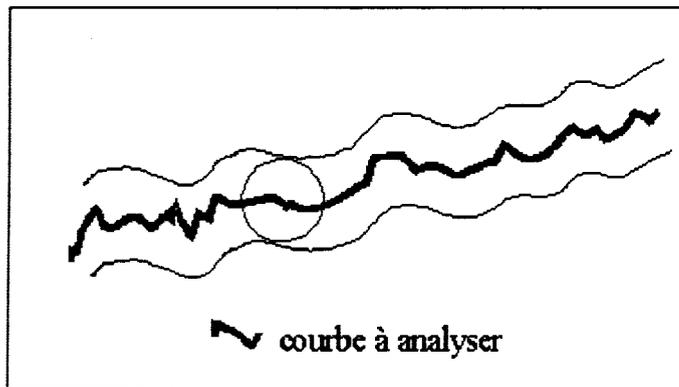


Figure V.8 : Calcul de la dimension de Minkowski

I.E : LES MOUVEMENTS BROWNIENS FRACTIONNAIRES (MBF)

Nous avons vu précédemment que la création de fractales déterministes était relativement aisée. Mais de tels objets ne correspondent pas à des objets du monde réel. En effet leur mode de génération impliquant un phénomène unique est entièrement connu, à la différence des objets du monde réel. Ceux-ci proviennent d'une multitude de phénomènes physiques et il est impossible de les étudier tous dans leur ensemble. Même si un très grand nombre de ces phénomènes sont connus, leurs interactions mutuelles dans un contexte global

ne le sont pas. La solution consiste à se tourner vers un modèle stochastique [Mandelbrot-75]. Le hasard permet de générer des phénomènes dont le nombre de causes déterministes trop élevé rend une étude déterministe impossible. Mandelbrot introduit dans ce but les mouvements browniens fractionnaires. Ils représentent une extension du concept des mouvements browniens qui ont joué un rôle important en physique et en mathématique. Ils permettent de générer des fractales stochastiques proches de ceux qui sont créés dans la nature et constituent un point de départ intéressant pour comprendre le concept aléatoire des fractales naturels.

*1.E.1 : Définition d'un MBF*

Le mouvement brownien fractionnaire  $B_H$  se définit par :

$$\Pr \left( \frac{B_H(x + \Delta x) - B_H(x)}{\|\Delta x\|^H} \right) = F(y) \quad (1)$$

où  $F(y)$  est une fonction de distribution gaussienne de moyenne nulle et de variance égale à l'unité.

Pour des raisons de simplicité de mise en oeuvre, on utilise  $H$  comme unique paramètre et on obtient les relations suivantes :

$$\begin{cases} E[B_H(t) - B_H(t')] = 0 \\ E[(B_H(t) - B_H(t'))^2] = (t - t')^{2H} \sigma^2 \end{cases} \quad (2)$$

Le paramètre  $H$  est un réel prenant ses valeurs sur l'intervalle  $[0,1]$ . La valeur  $H = 0.5$  correspond à la définition usuelle du mouvement Brownien. Ce paramètre permet un calcul de la dimension fractale par la relation suivante :

$$D_F = D_T + 1 - H \quad (3)$$

avec  $D_F$  = dimension fractale

$D_T$  = dimension topologique

Il est évident, d'après cette relation, que la dimension fractale  $D_F$  prend des valeurs supérieures à la dimension topologique  $D_T$ .

Il existe aussi une autre définition donnée par Mandelbrot et Van Ness [Mandelbrot-68] basée sur l'intégrale d'un mouvement brownien ordinaire  $B(t)$  et d'un paramètre spatial ou temporel  $t$  :

$$B_H(t) = \frac{1}{\Gamma(H+1/2)} \int_{-\infty}^t (t-t')^{H-1/2} dB(t') \quad (4).$$

$B_H(t)$  n'est pas dérivable, mais  $dB(t')$  représente un accroissement différentiel du mouvement brownien par rapport au paramètre spatial ou temporel  $t$ . Cette relation permet alors de calculer le MBF à partir des premières valeurs du mouvement brownien ordinaire.

### I.E.2 : Génération des MBF

Nous avons utilisé un algorithme suggéré par Saupe [Saupe-88] pour créer des courbes et des surfaces fractales. La génération de ces MBF est basée sur une méthode d'approximations discrètes du déplacement aléatoire du point milieu d'un MBF. Saupe génère des MBF en étendant une technique récursive de création de mouvements browniens ordinaires, due à N.Wiener (1920).

Soit une fonction  $V(t)$  d'une variable temporelle  $t$ . Considérons deux valeurs de la fonction  $V$  à deux instants différents  $t$  et  $t'$ , séparés par un intervalle de temps  $\Delta t = 1$ . D'après (2), en choisissant  $t'$  comme origine des temps c'est-à-dire  $t'=0$ , on obtient :

$$\langle |V_H(t) - V_H(0)|^2 \rangle = t^{2H} \sigma^2 \quad (5).$$

Comme nous l'avons expliqué précédemment, les MBF proviennent de processus stochastiques gaussiens. En choisissant les deux valeurs  $V(t)$  et  $V(t')$  c'est-à-dire  $V(0)$  et  $V(1)$  telles que  $V(0) = 0$  et  $V(1)$  soit une valeur d'une variable aléatoire gaussienne de variance  $\sigma^2$ , il est possible de définir le point milieu  $V_H(1/2)$  grâce à la relation suivante :

$$V_H(1/2) = 0.5(V_H(0) + V_H(1)) + \Delta_1$$

où  $\Delta_1$  est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance  $\Delta_1^2$  qui est déterminée pour satisfaire la relation (2), ce qui conduit à la relation suivante :

$$\Delta_1^2 = \frac{\sigma^2}{2^{2H}} - \frac{1}{4} \text{var}(\Delta V_H)$$

avec  $\Delta V_H = V(1) - V(0)$ .

En déterminant  $\text{var}(\Delta V_H)$  grâce aux conditions initiales, on obtient :

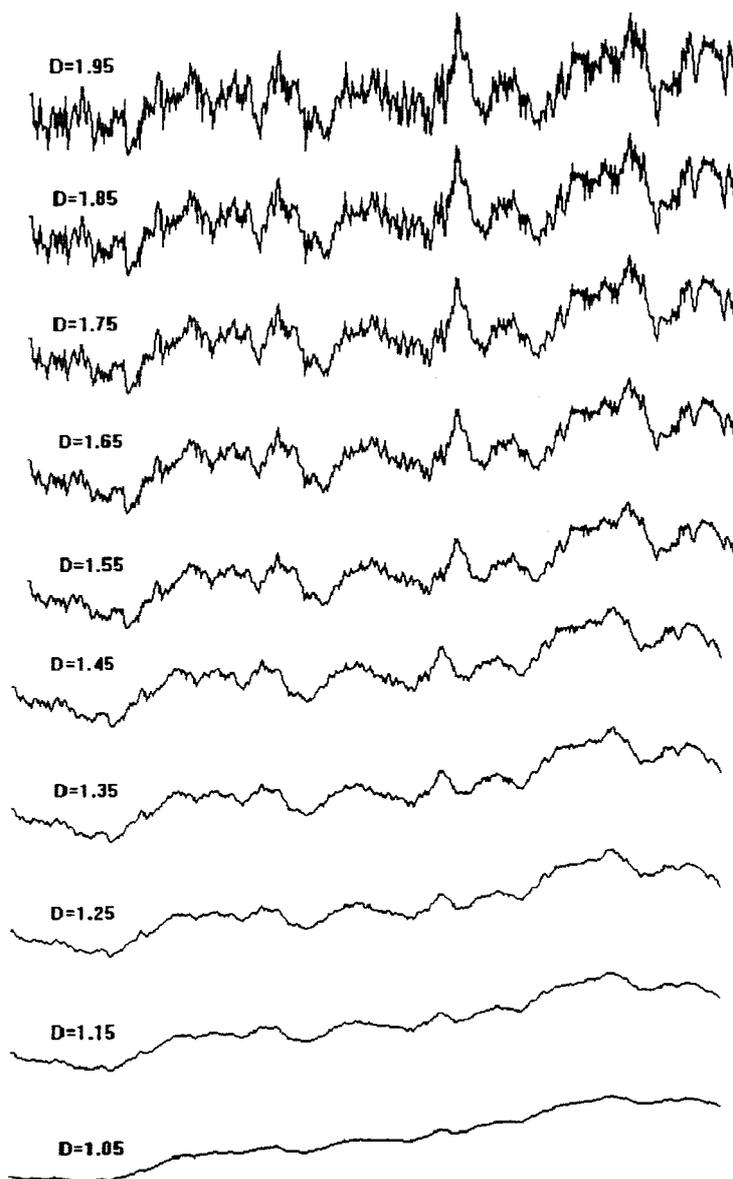


Figure V.9 : Exemple de courbes fractales de dimensions différentes générées artificiellement.

$$\Delta_1^2 = \frac{\sigma^2}{2^{2H}} (1 - 2^{2H-2}).$$

En réutilisant le même processus avec le point milieu juste créé, on génère un nouveau point. La variable aléatoire gaussienne  $\Delta_n$  de variance  $\Delta_n^2$  ajoutée au point milieu du rang précédent permettant de vérifier la relation (5) se généralise par la relation suivante :

$$\Delta_n^2 = \frac{\sigma^2}{(2^n)^{2H}} [1 - 2^{2H-2}]$$

A chaque nouvelle itération on obtient ainsi un point supplémentaire. La création d'un MBF formé de N points nécessite alors N itérations.

Les résultats que nous obtenons permettent de visualiser l'importance de la valeur de la dimension fractale sur le degré d'irrégularité de la courbe (cf. figure V.9).

Grâce à cet algorithme, nous avons aussi généré des surfaces fractales de dimensions différentes qui fournissent des modèles pour tester les différentes méthodes de mesure de la dimension fractale (cf. figures V.10.a, V.10.b, V.10.c, V.10.d, V.10.e, V.10.f et V.10.g).

## II : CALCUL DE LA DIMENSION FRACTALE

Il existe différentes manières de calculer la dimension fractale. Certaines s'appuient sur des modèles d'objets fractals. Pour décrire des phénomènes naturels, le modèle fractal le plus utilisé est le mouvement brownien fractionnaire (MBF). D'autres se réfèrent aux différentes définitions de la dimension fractale (homothétie, Hausdorff, Minkowski) et sont basées sur un principe de recouvrement de l'objet fractal.

Les méthodes basées sur les MBF permettent de mesurer la dimension fractale suivant deux approches. La première est basée sur les propriétés statistiques des MBF [Pentland-84, Lundhal-86, Keller-87, Dellepiane-87, Chen-89, Jacquet-90]. La deuxième implique l'analyse de la densité spectrale des MBF [Garding-88, Cargill-89, Ruttimann-92].

L'autre variété de méthodes s'appuie sur les définitions des dimensions fractales qui utilisent la mesure de longueur, d'aire surfacique, ou de volume recouvrant l'objet à des échelles différentes. Il s'agit de méthodes qui peuvent être basées sur l'évolution d'un paramètre tels que le périmètre, la surface, le volume, en fonction de la résolution. Ces méthodes étudient, entre autres, le remplissage des objets fractals à partir d'un découpage de l'espace en boîtes de tailles variables [Keller-89, Ramstein-90, Prasad-91, Majumdar-93], l'évolution de

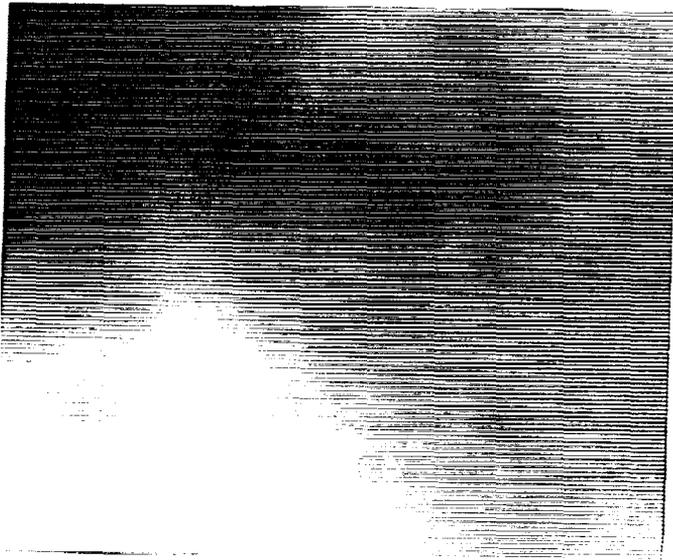


Figure V.10.a : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.001$

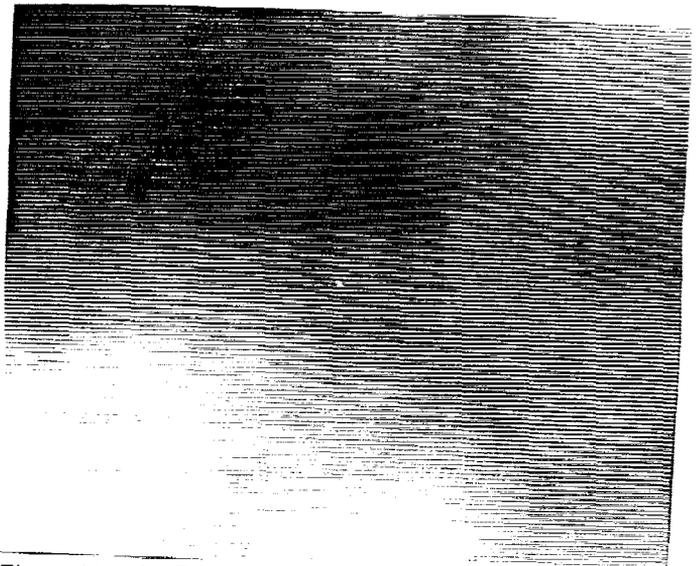


Figure V.10.b : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.1$

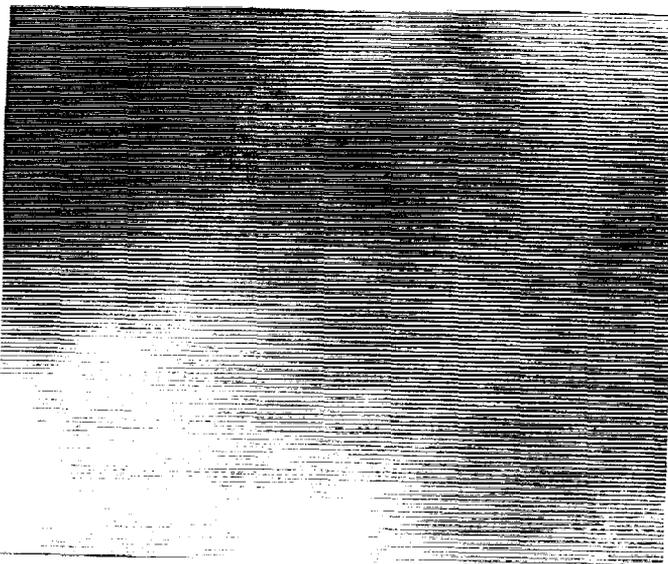


Figure V.10.c : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.3$

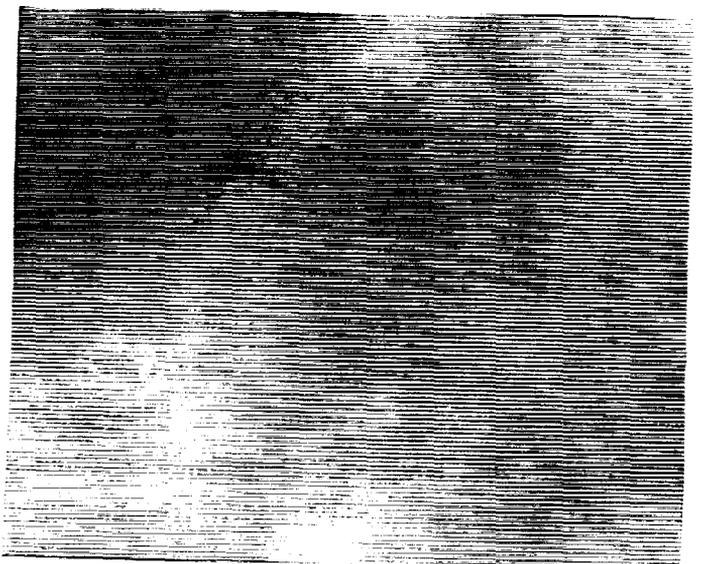


Figure V.10.d : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.5$

l'aire couvrant la surface de l'image à des résolutions différentes [Peleg-84, Caldwell-90, Lynch-91, Samarabandu-93, Buckland-94] et par le calcul de volumes englobant l'objet fractal.

## II.A : METHODOLOGIE

### II.A.1 : Méthode des boîtes

La méthode des boîtes utilise la notion de dimension de recouvrement de Hausdorff. Elle est basée sur un recouvrement de la courbe (ou surface) par un maillage régulier de pas  $\varepsilon$  (cf. figure V.11). On compte alors le nombre de boîtes  $N(\varepsilon)$  recouvrant la courbe (ou surface). Une boîte est considérée comme boîte recouvrante si elle contient un ou plusieurs points de la courbe.

On obtient en pratique la valeur de la dimension fractale par détermination de la pente de la droite formée par les points  $(\text{Log}(\varepsilon), \text{Log}(N(\varepsilon)))$  déduite de la définition de la dimension de Hausdorff (cf. figure V.12).

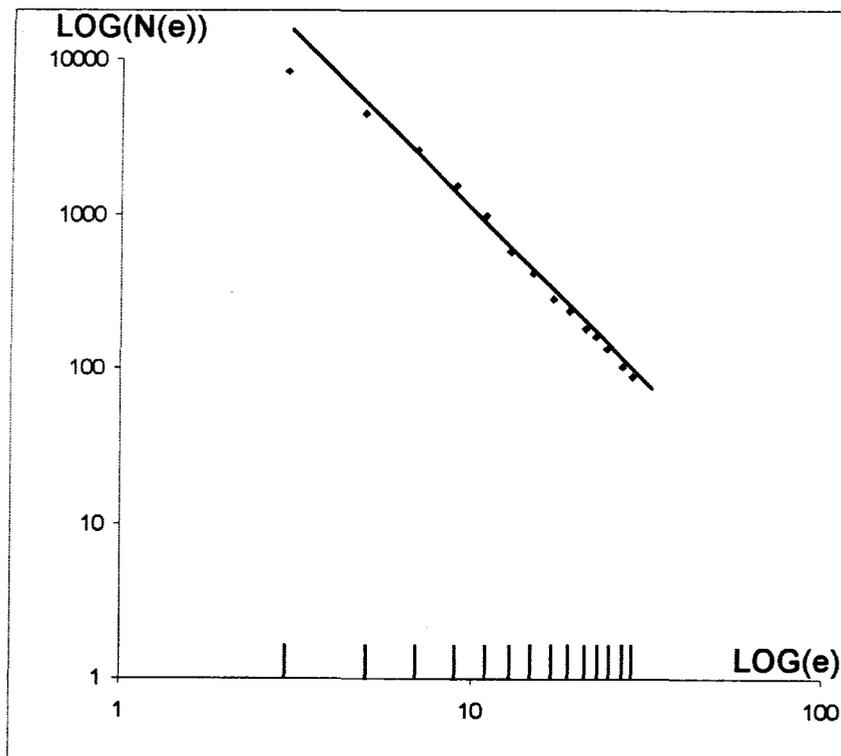


Figure V.12 : Courbe  $(\text{Log}(\varepsilon), \text{Log}(N(\varepsilon)))$

Cette méthode de calcul de la dimension fractale présente l'avantage de pouvoir être rapidement implantée et constitue une extension facilement compréhensible de la dimension de Hausdorff.

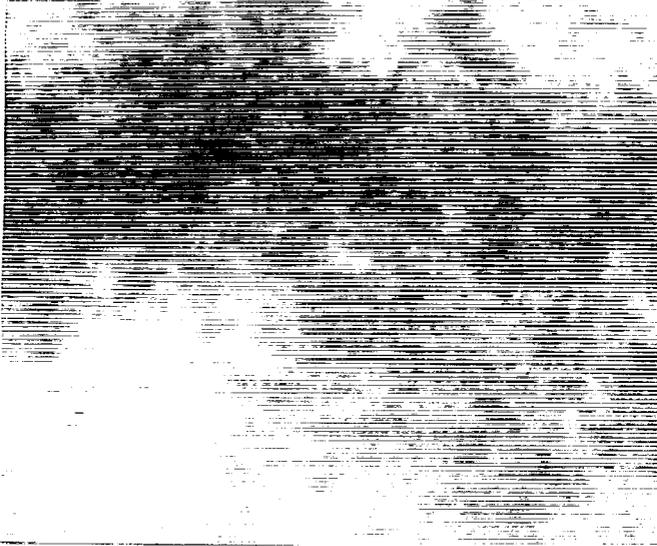


Figure V.10.e : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.7$

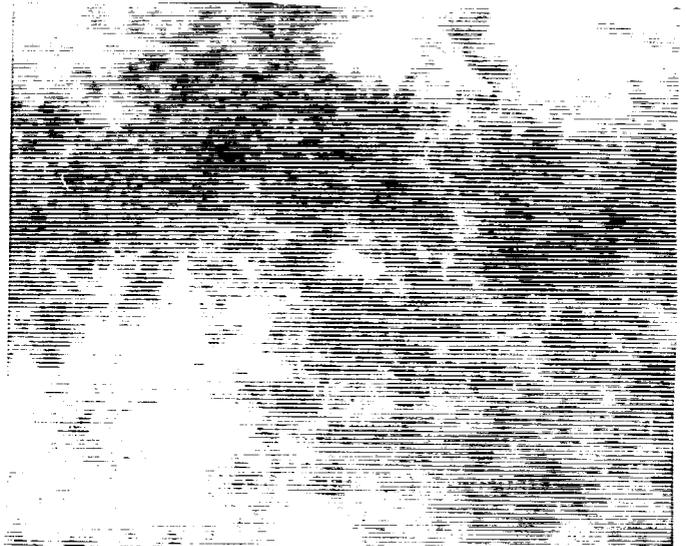


Figure V.10.f : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.9$

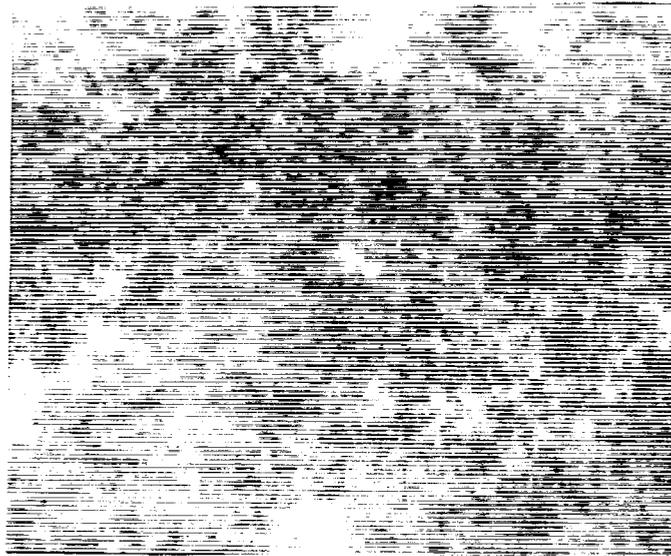


Figure V.10.g : Exemple de surface fractale générée artificiellement de dimension  $D_f=2.999$

Cependant, elle donne en pratique, lors des traitements de l'image numérisée, une valeur imprécise de la dimension fractale. En effet le recouvrement de la courbe (ou surface) par des boîtes présente de gros inconvénients en raison essentiellement du caractère discret de l'image numérisée, à l'exception des cas où la boîte est de la taille du pixel. Chaque boîte recouvrante est comptabilisée de la même manière, quel que soit son taux d'occupation par la courbe (ou surface). Certaines boîtes fortement décentrées sont alors comptabilisées. Il en résulte que le nombre de boîtes prises en compte est trop important. Cette prise en compte des boîtes excentrées va à l'encontre de la définition exacte de la dimension de Hausdorff qui est basée sur la détermination du nombre de boîtes minimum qui recouvre la courbe ou la surface, ce qui a pour effet de minimiser la dimension fractale calculée.

### II.A.2 : Méthode des boîtes de Voss

Voss utilise aussi une méthode basée sur le recouvrement de l'objet fractal par des boîtes [Voss-86]. A la différence de la méthode précédente qui divise l'espace entier en boîtes et calcule le nombre de boîtes non-vides, l'auteur ne prend en compte que des boîtes centrées sur des points de l'objet fractal, qui pour nous est une surface, et calcule un nombre moyen de cubes  $\hat{N}(\varepsilon)$ , ce qui permet de s'affranchir en partie des problèmes rencontrés avec la méthode précédente lors du traitement de l'image numérisée.

Soit  $N(m, \varepsilon)$  le nombre de boîtes cubiques de côté  $\varepsilon$  recouvrant  $m$  points de la surface fractale. Si  $M$  est le nombre total de points de la surface  $S$  dans l'image, on obtient :

$$\sum_{m=1}^{m_{\max}} N(m, \varepsilon) = M, \forall \varepsilon$$

où  $m_{\max}$  est le plus grand nombre de points rencontrés dans une boîte :  $m_{\max} \leq \varepsilon^3$ .

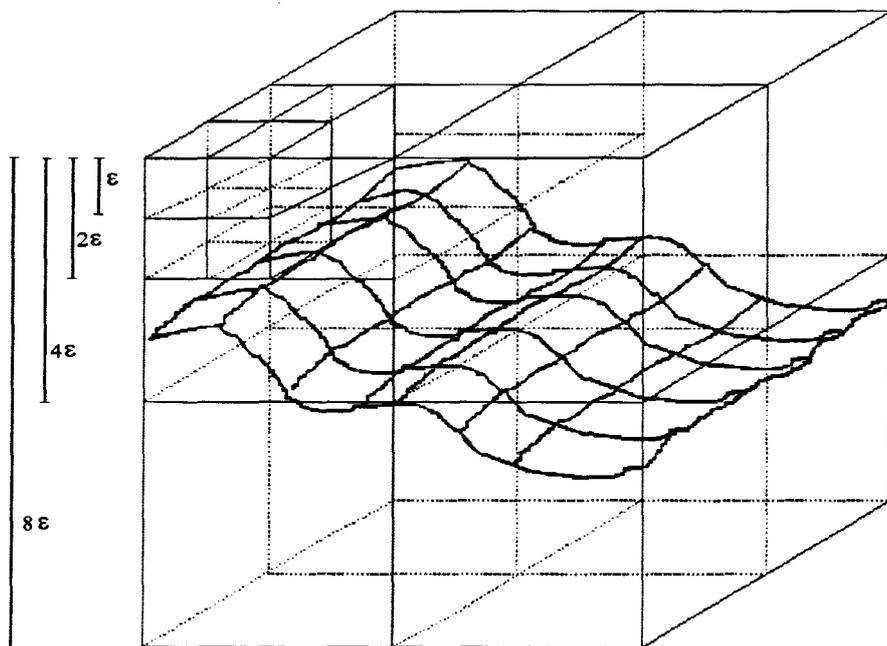
Comme l'image peut être considérée comme la réalisation d'un processus aléatoire, on peut alors définir la probabilité  $P(\varepsilon, m)$  d'avoir  $m$  points appartenant à  $S$  dans un cube de taille  $\varepsilon^3$  centré sur un point de  $S$ .

$$P(\varepsilon, m) = \frac{N(\varepsilon, m)}{M}$$

En utilisant l'équation précédente on obtient :

$$\sum_{m=1}^N P(m, \varepsilon) = 1, \forall \varepsilon$$

**Division de l'espace en boîtes de côté  $\varepsilon$**



**Figure V.11 : Méthode des boîtes**

Le nombre total de boîtes cubiques centrées sur les points de S qui contiennent m points de S est alors donné par :

$$N(\varepsilon, m) = \frac{M}{m} P(\varepsilon, m)$$

Le nombre moyen de cubes de taille  $\varepsilon$  contenant m points de S est :

$$\hat{N}(\varepsilon) = \sum_{m=1}^{m_{\max}} N(\varepsilon, m) = \sum_{m=1}^{m_{\max}} \frac{M}{m} P(\varepsilon, m)$$

or, comme nous l'avons vu en introduisant les fractales (cf. § I.B.1) :

$$N(\varepsilon) \approx \left(\frac{1}{\varepsilon}\right)^{D_f}$$

où  $D_f$  représente la dimension fractale de la surface S. On peut donc utiliser cette relation pour estimer  $D_f$  :

$$\text{Log}(\hat{N}(\varepsilon)) = -D_f \text{Log}(\varepsilon) + cste$$

$D_f$  représente alors la valeur absolue de la pente de la droite formée par les points de coordonnées  $(\text{Log}(\varepsilon), \text{Log}(\hat{N}(\varepsilon)))$ .

Keller dans [Keller-89] apporte une amélioration à cette méthode en interpolant linéairement les niveaux de gris des pixels de l'image pour obtenir une surface tridimensionnelle continue, ce qui permet de corriger les artefacts dus à la nature discrète de l'image.

### II.A.3 : Méthode des variations

Cette méthode est basée sur la détermination d'une gaine volumique recouvrant la surface S que l'on cherche à caractériser. Elle permet de déterminer une dimension fractale au sens de Minkowski. Nous avons étendu la méthode de variations de Tricot pour une courbe [Tricot-93] au calcul de la dimension d'une surface.

La gaine recouvrante est obtenue à partir des variations maximales de niveaux de gris, calculées à l'intérieur d'une fenêtre de voisinage, de tous les points de la surface S. L'étendue de ces variations est déterminée par les valeurs extrêmes des niveaux de gris atteintes dans une fenêtre carrée de côté  $\varepsilon$  centrée sur chaque point de la surface S. Ces valeurs extrêmes permettent de déterminer le volume de la gaine recouvrante qui dépend de la taille du côté  $\varepsilon$  de

la fenêtre utilisée. En faisant varier la taille de cette fenêtre, des valeurs différentes de la gaine volumique sont obtenues, ce qui permet de déterminer la dimension fractale à partir de la définition de la dimension de Minkowski.

Soit  $I(x,y)$  la surface  $S$  fractale tridimensionnelle d'une image de taille  $K \times J$ . On détermine pour chaque point de l'image les valeurs minimales  $m\_var_\epsilon$  et maximales  $M\_var_\epsilon$  définissant les valeurs extrêmes de niveaux de gris à l'intérieur de la fenêtre de voisinage par :

$$M\_var_\epsilon(x,y) = \sup_{\substack{x-\epsilon/2 < u < x+\epsilon/2 \\ y-\epsilon/2 < v < y+\epsilon/2}} I(u,v)$$

et

$$m\_var_\epsilon(x,y) = \inf_{\substack{x-\epsilon/2 < u < x+\epsilon/2 \\ y-\epsilon/2 < v < y+\epsilon/2}} I(u,v)$$

La gaine volumique  $G\_vol(\epsilon)$  qui recouvre la surface tridimensionnelle  $S$  correspond alors au volume délimité par :

$$G\_vol(\epsilon) = \sum_{x=x+1}^K \sum_{y=y+1}^J M\_var_\epsilon(x,y) - m\_var_\epsilon(x,y)$$

On obtient alors la dimension fractale à partir du calcul de la pente de la droite ( $\text{Log}(\epsilon)$ ,  $\text{Log}(G\_vol(\epsilon))$ ) grâce à la relation suivante :

$$D_f = 3 - \left[ \frac{\text{Log}(G\_vol(\epsilon))}{\text{Log}(\epsilon)} \right]$$

où  $\left[ \frac{\text{Log}(G\_vol(\epsilon))}{\text{Log}(\epsilon)} \right]$  représente la pente de la droite ( $\text{Log} G\_vol(\epsilon) = f(\text{Log}(\epsilon))$ )

#### II.A.4 : Méthode des gratte-ciel

La dimension fractale est obtenue à partir d'une extension à deux dimensions, au sens topologique, de la relation élémentaire donnée par Mandelbrot caractérisant les courbes fractales et utilisée pour mesurer une côte maritime :

$$L(\epsilon) \approx \frac{1}{\epsilon^{D_f-1}}$$

avec  $L(\varepsilon)$  représentant la mesure de la longueur de la côte effectuée avec une ouverture de compas de taille  $\varepsilon$ .

Pour le cas d'une surface fractale, on en déduit la relation suivante :

$$A(\varepsilon) \approx \frac{1}{\varepsilon^{D_f-2}}$$

où  $A(\varepsilon)$  représente l'aire mesurée de la surface avec un élément carré de taille  $\varepsilon^2$ .

On obtient alors la relation suivante :

$$D_f \approx 2 - \frac{\text{Log}A(\varepsilon)}{\text{Log}(\varepsilon)}$$

Cette méthode considère la surface tridimensionnelle de l'image comme une collection de parallélépipèdes de hauteurs égales à l'intensité des niveaux de gris de l'image, de base carrée de côté  $\varepsilon$  et en mesure l'aire surfacique [Caldwell-90]. Cet ensemble de parallélépipèdes s'identifie ainsi à un complexe futuriste composé de différents gratte-ciel. L'aire surfacique totale  $A(\varepsilon)$  de cet ensemble est déterminée pour différentes valeurs de  $\varepsilon$ . L'image est alors découpée en fenêtres carrées de côté  $\varepsilon$ . Les parallélépipèdes situés à l'intérieur de chacune des fenêtres sont regroupés en un seul parallélépipède de hauteur égale à la moyenne des différents parallélépipèdes considérés et de base  $\varepsilon$ . L'aire surfacique est ainsi recalculée pour chaque valeur de  $\varepsilon$ .

La dimension fractale est ensuite obtenue en pratique à partir de :

$$D_f = 2 - \left( \frac{\text{Log}A(\varepsilon)}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$$

avec  $\left( \frac{\text{Log}A(\varepsilon)}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$  pente de la droite ( $\text{Log}A(\varepsilon) = f(\text{Log}(\varepsilon))$ )

#### II.A.5: Méthode des couvertures morphologiques

Cette méthode développée par Peleg [Peleg-84] est fondée sur le calcul de l'aire surfacique couvrant l'image [Samarabandu-93, Lynch-91]. Elle implique la définition de surfaces supérieures et inférieures formant ainsi une "blanket" (couverture) qui recouvrent la surface initiale tridimensionnelle. Tous les points de la surface sont pris en compte pour calculer cette couverture qui est obtenue par érosion et dilatation de l'image à partir d'un

élément structurant de taille  $\varepsilon \times \varepsilon$ . L'aire surfacique est alors le volume occupé par cette couverture divisé par  $2 \times \varepsilon$ .

Soient  $Ero_{\varepsilon}(I)$  et  $Dil_{\varepsilon}(I)$  le dilaté et l'érodé de l'image  $I$  avec un élément structurant carré de taille  $\varepsilon \times \varepsilon$ . Le volume  $V(\varepsilon)$  couvrant la surface de l'image est alors :

$$V(\varepsilon) = \sum \{Dil_{\varepsilon}(I) - Ero_{\varepsilon}(I)\}$$

L'aire surfacique à la résolution  $\varepsilon$  est donnée par :

$$A(\varepsilon) = \frac{V(\varepsilon) - V(\varepsilon - 1)}{2}$$

La dimension fractale est obtenue avec la même relation que pour la méthode des gratte-ciel qui calcule une aire surfacique par une technique différente :

$$D_f = 2 - \left( \frac{\text{Log}A(\varepsilon)}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$$

où  $\left( \frac{\text{Log}A(\varepsilon)}{\text{Log}(\varepsilon)} \right)$  est la pente de la droite  $\text{Log}A(\varepsilon) = f\{\text{Log}(\varepsilon)\}$

Lynch [Lynch-91] a montré que la méthode était plus robuste et indépendante des variations linéaires de niveaux de gris avec l'emploi d'éléments structurants de forme plate d'orientation horizontale ou verticale à la place d'éléments structurants de forme sphérique.

## II.B : TEST DE MESURE DE LA DIMENSION FRACTALE

Nous avons testé les différentes méthodes de mesure de la dimension fractale définies dans le paragraphe précédent sur des images générées de dimension connue (cf. § I.E).

### II.B.1 : Paramètres calculés

Pour chaque détermination de la dimension fractale, et cela quelle que soit la méthode employée, nous avons à calculer la pente d'une droite  $\text{Log}(f(\varepsilon)) = f\{\text{Log}(\varepsilon)\}$ . Plus la courbe obtenue est rectiligne plus le modèle fractal est respecté. Pour calculer cette pente nous avons modélisé l'ensemble des points  $(\text{Log}(\varepsilon), \text{Log}(f(\varepsilon)))$  par une droite en utilisant la méthode des moindres carrés. Afin d'explicitier la linéarité de la courbe nous avons aussi calculé les pentes

locales pour deux valeurs successives de  $\varepsilon$ . Nous obtenons ainsi la signature fractale  $Sign[\varepsilon]$  de la courbe.

$$Sign[\varepsilon] = \frac{Log(f(\varepsilon+1)) - Log(f(\varepsilon))}{Log(\varepsilon+1) - Log(\varepsilon)}$$

A partir de la signature, nous avons déterminé :

-  $Sign\_F$  qui permet de comparer la valeur moyenne des pentes locales avec la dimension fractale  $D_f$  obtenue par les moindres carrés :

$$Sign\_F = \frac{\sum_{\varepsilon=\varepsilon_{\min}}^{\varepsilon_{\max}} Sign[\varepsilon]}{\varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}}$$

- les valeurs extrêmes des pentes locales  $Sign\_min$  et  $Sign\_max$   
 - l'écart type des pentes locales :

$$Sign\_ecartype = \sqrt{\sum_{\varepsilon_{\min}}^{\varepsilon_{\max}} (Sign[\varepsilon])^2 - Sign\_F^2}$$

Nous avons généré une série d'images tests de taille 256 x 256 en 256 niveaux de gris de manière à couvrir toute l'étendue que peuvent prendre des image fractales de dimension topologique égale à 2. Elles ont, aux erreurs de modélisation près, les dimensions suivantes : 2,001 - 2,1 - 2,3 - 2,5 - 2,7 - 2,9 - 2,999.

Les dimensions sont calculées pour des valeurs de  $\varepsilon$  allant de  $\varepsilon_{\min} = 3$  jusqu'à  $\varepsilon_{\max} = 31$ . Pour simplifier les algorithmes, nous n'avons utilisé que des valeurs impaires de  $\varepsilon$ , ce qui représente en tout 14 valeurs différentes de  $\varepsilon$ .

### II.B.2 : Dimension mesurée

Nous donnons les tableaux de valeurs calculées des dimensions fractales pour les cinq méthodes présentées.

<b>METHODES DES BOITES</b>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	1.85	1.88	1.95	2.046	2.10	2.11	2.11
<b>Sign_F</b>	1.85	1.89	1.91	2.06	2.11	2.17	2.19
<b>Sign_min</b>	0.31	0	0.16	0.09	0.42	0.31	0.35
<b>Sign_max</b>	4.85	4.21	4.57	5.21	6.23	5.84	5.55
<b>Sign_ecartype</b>	0.274	0.108	0.435	0.267	0.460	0.420	0.336

<b>METHODES DES BOITES DE VOSS</b>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	2.10	2.14	2.26	2.41	2.47	2.42	2.39
<b>Sign_F</b>	2.11	2.14	2.26	2.42	2.57	2.61	2.60
<b>Sign_min</b>	2.04	2.08	2.13	1.93	1.537	1.177	1.044
<b>Sign_max</b>	2.15	2.19	2.31	2.52	2.80	3.197	3.191
<b>Sign_ecartype</b>	0.004	0.004	0.0095	0.007	0.0358	0.076	0.0876

<b>METHODES DES VARIATIONS</b>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	1.96	2.00	2.12	2.27	2.42	2.52	2.56
<b>Sign_F</b>	1.99	2.03	2.14	2.28	2.43	2.54	2.58
<b>Sign_min</b>	1.74	1.79	1.94	2.10	2.22	2.29	2.32
<b>Sign_max</b>	2.10	2.12	2.20	2.32	2.48	2.60	2.65
<b>Sign_ecartype</b>	0.012	0.011	0.015	0.012	0.004	0.0122	0.027

<b>METHODES DES GRATTE-CIEL</b>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	2.05	2.07	2.14	2.25	2.40	2.56	2.63
<b>Sign_F</b>	2.05	2.07	2.13	2.24	2.38	2.53	2.60
<b>Sign_min</b>	1.942	1.95	2.04	2.13	2.26	2.33	2.37
<b>Sign_max</b>	2.10	2.11	2.20	2.34	2.54	2.74	2.84
<b>Sign_ecartype</b>	0.010	0.09	0.006	0.015	0.03	0.056	0.04

<b>METHODES DES COUVERTURES MORPHOLOGIQUES avec un élément structurant isotrope</b>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	2.14	2.17	2.25	2.36	2.54	2.76	2.86
<b>Sign_F</b>	2.17	2.189	2.27	2.37	2.53	2.74	2.85
<b>Sign_min</b>	2.07	2.09	2.17	2.21	2.33	2.36	2.36
<b>Sign_max</b>	2.25	2.30	2.37	2.66	2.96	3.20	3.13
<b>Sign_ecartype</b>	0.0185	0.0185	0.005	0.046	0.056	0.043	0.0078

Ces simulations montrent que, en règle générale, :

- les dimensions calculées diffèrent des dimensions théoriques à des degrés divers. Notons cependant que ces différences peuvent être dues en parties à l'imprécision du modèle.
- les différentes méthodes ne donnent pas des mesures identiques pour une même image.
- l'étendue des valeurs des dimensions calculées est toujours inférieure à l'étendue théorique qui est de 2.0 à 3.0.
- les dimensions calculées à partir des images de dimensions théoriques élevées, c'est-à-dire proches de 3.0, sont toujours plus faibles que les dimensions théoriques.

Une des raisons principales de ces observations s'explique par le caractère discret de ces images. Un objet fractal réel est auto-similaire, ou du moins vérifie l'auto-affinité, et constitue par nature une fonction non-discrète. Quand les dimensions des objets approchent la valeur théorique maximale 3.0, la surface devient très irrégulière et les valeurs discrétisées de cette surface sont fortement espacées. La plupart des recouvrements pour des valeurs faibles de  $\varepsilon$  sont alors surestimés, ce qui minimise la dimension fractale calculée.

A la vue de ces tableaux il apparaît que les méthodes basées sur l'utilisation de boîtes ne fournissent pas de bonnes estimations de la dimension fractale. L'étendue des dimensions mesurée est très faible. De plus la courbe obtenue ( $\text{Log}(\varepsilon)$ ,  $\text{Log}(f(\varepsilon))$ ) permettant de calculer la dimension fractale s'éloigne de la droite idéale comme le montre la différence importante entre  $D_f$  et  $\text{Sign}_F$ , ce qui laisserait penser que les images tests ne sont pas fractales.

La méthode dite des gratte-ciel, celle des variations et plus encore la méthode de couverture morphologique fournissent les meilleures approximations de la dimension fractale. La méthode des gratte-ciel présente cependant un inconvénient important du fait de devoir respecter des tailles d'images multiples des valeurs de  $\varepsilon$  pour définir une même surface d'analyse. La méthode de variations étant très gourmande en temps de calcul et fournissant des résultats moins bons que la dernière méthode, nous nous sommes alors attachés à utiliser la méthode de couverture morphologique pour déterminer les dimensions fractales de nos images.

En se référant aux travaux de Lynch [Lynch-91], nous avons utilisé la méthode de couverture morphologique avec un élément structurant plat :

<b>METHODES DES COUVERTURES MORPHOLOGIQUES</b>							
<i>avec un élément structurant plat vertical</i>							
	<b>2,001</b>	<b>2,1</b>	<b>2,3</b>	<b>2,5</b>	<b>2,7</b>	<b>2,9</b>	<b>2,999</b>
<b>Dimension F</b>	2.07	2.09	2.17	2.33	2.58	2.76	2.99
<b>Sign_F</b>	2.09	2.11	2.16	2.28	2.50	2.76	2.94
<b>Sign_min</b>	2.05	2.06	2.08	2.14	2.29	2.48	2.64
<b>Sign_max</b>	2.17	2.20	2.29	2.59	2.91	3.14	3.22
<b>Sign_ecartype</b>	0.0251	0.026	0.00854	0.019	0.063	0.087	0.09

Nous obtenons une étendue des valeurs calculées similaire quelle que soit l'orientation, verticale ou horizontale, de l'élément structurant, et qui se montre légèrement supérieure à celle obtenue avec un élément structurant isotrope. De plus, le temps de calcul avec un élément structurant plat à la place d'un élément structurant isotrope est amélioré puisque les opérations morphologiques de dilatation et d'érosion nécessitent moins de calculs.

## **CHAPITRE 6**

# **MISE EN OEUVRE**

*Nous abordons dans ce chapitre la mise en oeuvre pratique de l'analyse de texture à partir de clichés radiographiques.*

*Nous présentons dans la première partie l'ensemble du matériel utilisé pour cette application, depuis la phase de numérisation jusqu'à la phase de traitement des images. Nous traitons ensuite les différentes procédures de numérisation que nous avons développées pour assurer la meilleure fiabilité de cette étape.*

*Nous explicitons dans la deuxième partie les prétraitements que nous avons effectués sur les images de texture afin de pouvoir procéder à leur analyse. Ces prétraitements consistent en un lissage pour réduire le bruit et en une uniformisation de la dynamique de toutes les images.*

*La dernière partie est consacrée à une mesure de la reproductibilité des méthodes présentées dans les chapitres précédents en faisant varier les conditions de saisie des clichés et de leur numérisation.*

## I : MISE EN OEUVRE

### I.A : ARCHITECTURE DU SYSTEME

Nous présentons les différents éléments de l'architecture matérielle qui nous ont permis d'étudier la structure osseuse (cf. figures VI.1.a et VI.1.b).

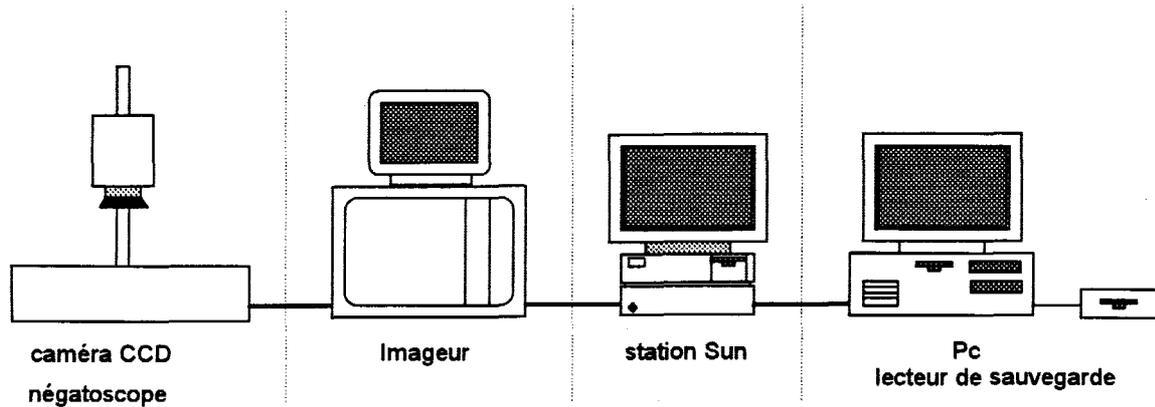


Figure VI.1.a : Schéma de l'architecture matérielle du système

#### I.A.1 : Caméra d'acquisition

Le support d'information sur lequel nous travaillons est formé par des films radiographiques. Il est nécessaire de les numériser pour étudier la structure osseuse avec les méthodes d'analyse présentées dans les chapitres précédents.

La caméra utilisée pour numériser les clichés est une caméra matricielle CCD Kodak Videk Megaplus 1400. Cette caméra possède une matrice de surface active de 1035 x 1320 pixels carrés, ce qui lui permet de travailler sur des images haute définition de taille 1024 x 1024 en 256 niveaux de gris. L'optique de la caméra est un objectif de distance focale égale à 55 mm. Afin de vérifier la stabilité temporelle de la caméra, nous avons effectué un test de mesures échelonnées dans le temps. Nous nous sommes alors aperçus qu'il était nécessaire de laisser un temps de chauffe de la caméra d'une heure avant de l'utiliser pour garantir une bonne reproductibilité des mesures.

#### I.A.2 : Imageur

Le système de traitement des images couplé à la caméra est une station Série 151 de Imaging Technologies. Elle permet l'acquisition et l'enregistrement des images ainsi que leur visualisation sur un moniteur externe. Ce système est composé de plusieurs modules différents



Figure VI.1.b : Photo de l'architecture matérielle du système

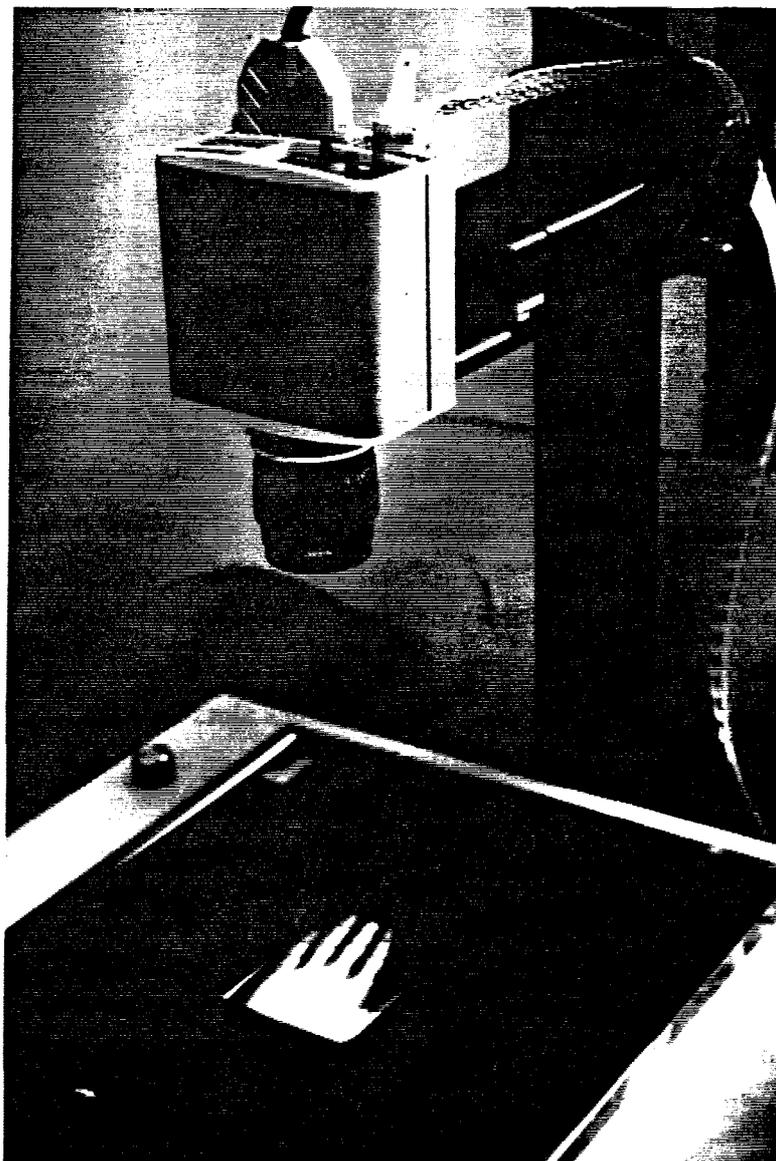


Figure VI.2 : Système d'éclairage

VSI, FB, ALU et IPA. La carte VSI permet l'acquisition d'images 1024 x 1024 et leur visualisation sur un moniteur externe. La carte FB gère la sauvegarde en mémoire et permet de stocker jusqu'à 4 images 1024 x 1024 codées sur 8 bits. Les cartes ALU et IPA fournissent des fonctions usuelles de traitement d'images mais ne sont pas utilisées pour notre application qui n'est pas orientée temps réel.

### I.A.3 : Système de traitement

L'imageur est géré par une SPARC-station IPC qui sert à la fois d'interface avec l'utilisateur et d'interface de programmation. Les programmes sont écrits en langage C-ANSI. L'imageur est livré avec un ensemble de primitives de fonctions de traitement d'images. Cependant, nous avons développé l'intégralité des fonctions utilisées, exceptées celles liées au matériel. Ce choix méthodologique s'explique pour deux raisons. La première est de permettre l'entière portabilité de nos programmes vers d'autres systèmes. C'est pourquoi nos fonctions ne sont pas dépendantes des primitives de l'imageur. De plus le C-ANSI est un langage de base, ce qui lui assure une parfaite portabilité vers d'autres versions plus évoluées de ce langage. La deuxième raison est due à la spécificité et l'originalité des fonctions que nous avons utilisées et qui, pour certaines d'entre elles, n'étaient pas disponibles dans la bibliothèque de fonctions fournies avec l'imageur.

Les sauvegardes de nos programmes et de nos images sont effectuées sur un lecteur de disquettes de 20 mégaoctets à partir d'un ordinateur de type P.C. relié au SPARC-station IPC par un réseau éthernet.

## I.B : NUMERISATION DU CLICHE

Le transfert de l'image analogique, le cliché radiographique, vers l'image numérique a fait l'objet de nos plus grands soins afin d'assurer la meilleure fiabilité de cette étape.

Afin de transcrire le plus fidèlement possible le cliché radiographique en une image numérique nous avons défini plusieurs protocoles que nous explicitons dans les paragraphes suivants.

### I.B.1 : Eclairage du cliché

Le cliché radiographique est par nature trop sombre pour être numérisé directement. Il faut lui fournir une source d'éclairage uniforme. L'utilisation d'une source unique lumineuse génère un éclairage non uniforme en raison de l'intensité lumineuse plus dense reçue par la partie centrale exposée. L'emploi de plusieurs sources lumineuses directionnelles provoque aussi une mauvaise distribution de lumière. Certaines régions reçoivent alors plus de lumière

que d'autres, modifiant ainsi la luminosité de l'image originale. Tenant compte de ces problèmes, nous avons choisi d'utiliser un négatoscope qui est composé d'un tube néon fluorescent circulaire. Le cliché est alors posé au centre du néon. Nous obtenons ainsi un éclairage uniformément réparti sur tout le cliché radiographique (cf. figure VI.2).

Lorsque certaines zones du cliché radiographique sont très claires, elles ont tendance à "baver" sur les zones sombres en raison de la charge électrique trop importante accumulée par les cellules de la matrice photosensible de la caméra CCD, qui se déversent alors dans les cellules voisines. Afin d'éviter ce problème, appelé défaut de "smear", nous avons placé un cache noir masquant les surfaces inutiles de la radiographie. Seule la région étudiée est alors éclairée, sans risque de perturbations provenant des régions environnantes.

Pour se préserver de l'éclairage ambiant lors de l'acquisition des clichés, nous avons confectionné une chambre noire qui recouvre l'ensemble du système d'acquisition. Les conditions extérieures n'interfèrent pas, ce qui rend le système indépendant des conditions extérieures du lieu où il est installé.

### I.B.2 : Taille de la fenêtre d'étude

C'est à partir d'une étude statistique d'une série de 30 clichés radiographiques d'adolescents que nous avons déterminé les dimensions de la fenêtre de travail permettant de définir une zone présentant une structure homogène. Rappelons que cette région est délimitée par les cartilages de conjugaison et les bords de l'épiphyse qui présentent des aspects radiographiques différents (cf. chapitre I). Nous cherchons alors à définir une zone présentant une texture homogène. Le choix de clichés d'adolescents, âgés de 13 à 18 ans, révèle une volonté de pouvoir utiliser notre étude pour un maximum d'applications médicales depuis l'enfant jusqu'à l'adulte. La taille du métacarpe de l'enfant est inférieure ou égale à celle de l'adulte en raison de la croissance. La détermination des dimensions d'une région homogène chez l'adolescent permet a fortiori son utilisation chez l'adulte.

Nous avons déterminé les tailles de régions homogènes, basées sur des critères visuels d'homogénéité, de la structure osseuse pour chacun des 30 clichés. Cette étude nous a conduit à définir une taille de fenêtre de travail de 160 x 160 pixels représentant, compte tenu de la distance focale de l'optique de notre caméra, une région d'analyse carrée de 5 mm de côté.

### I.B.3 : Agrandissement

L'agrandissement du système de prise de vue est contrôlé au début de chaque séance de numérisation. Pour assurer un agrandissement constant, nous utilisons une pièce de référence externe circulaire. La pièce est numérisée par la caméra et une mesure de son diamètre est alors effectuée de manière automatique à partir de l'image gradient. En fonction de la valeur

trouvée, un éventuel ajustement est alors demandé à l'utilisateur. L'isotropie de la pièce nous assure une parfaite reproductibilité de la mesure, quel que soit son positionnement sur le négatoscope. Ce contrôle de l'agrandissement, grâce à la mesure d'une pièce de référence, permet de garantir un agrandissement constant lors de la phase de numérisation.

Comme les clichés radiographiques sont réalisés avec un agrandissement nul, et comme le grandissement est constant lors de la numérisation, les images sont toutes étudiées avec le même agrandissement.

#### I.B.4 : Contrôle de l'orientation du cliché

Pour mesurer l'évolution d'une pathologie chez un sujet, les attributs de texture doivent être extraits dans des conditions les plus identiques possibles. C'est pourquoi nous contrôlons l'orientation du cliché radiographique lors de la numérisation.

Précisons les éléments qui conditionnent l'orientation. Lors de la réalisation de la radiographie, il est demandé au patient de poser la main à plat. Il est impossible à ce stade de contrôler avec précision l'orientation du métacarpe par rapport au tube radiogène. Ensuite le cliché est posé sous la caméra Videk pour procéder à la numérisation. Ces deux phases sont des sources potentielles de modification de l'orientation de la zone de texture étudiée.

Comme il est impossible de contrôler l'orientation prise par le cliché lors de ces deux phases, il a été choisi de rechercher une orientation qui soit propre au métacarpe et plus précisément à l'épiphyse de cet os.

Dans un premier temps, nous isolons la forme de l'épiphyse par une détection de contour effectuée à partir de l'image gradient. Nous définissons ensuite, à partir d'un balayage horizontal, les couples de points formés par les deux points du contour situés sur une même ligne de balayage. Nous déterminons le milieu des segments ainsi formés par ces couples de points, puis la droite axiale qui passe au mieux en ces milieux au sens des moindres carrés (cf. figure VI.3.a). En fonction de l'inclinaison de cette droite, nous déterminons un nouvel ensemble de couples de points. Nous calculons pour tous les points d'un côté du contour les droites normales à la droite axiale passant par ces points. Le nouvel ensemble de couples de points est constitué par les points de ce côté du contour, associés à ceux formés par l'intersection des droites normales avec l'autre côté du contour (cf. figure VI.3.b). Nous déterminons alors une nouvelle droite axiale qui tient compte désormais de l'orientation initiale de l'épiphyse (cf. figure VI.3.c). Ce calcul de la droite axiale est réitéré jusqu'à obtenir la stabilisation de son inclinaison. Cette inclinaison constitue alors une valeur intrinsèque de l'orientation de l'épiphyse. Notons que l'orientation calculée est d'autant plus précise que la forme de l'épiphyse est allongée.

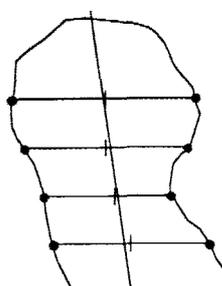


Figure VI.3.a

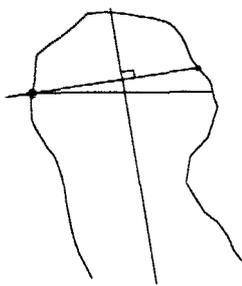


Figure VI.3.b

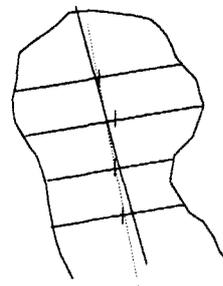


Figure VI.3.c

Figures VI.3.a, VI.3.b et VI.3.c : Calcul de l'orientation de l'épiphyse

Nous avons décidé d'utiliser pour toutes les images une inclinaison identique qui définit un angle de  $90^\circ$  avec l'axe des abscisses de l'image numérique (cf. figure VI.3.d). Cette valeur fixée de l'inclinaison nécessite alors un certain nombre de réajustements du positionnement du cliché par l'opérateur lors de sa numérisation. Jusqu'à l'obtention de la validation de l'inclinaison de l'épiphyse, il est demandé à l'opérateur de numériser à nouveau le cliché en le réorientant manuellement.

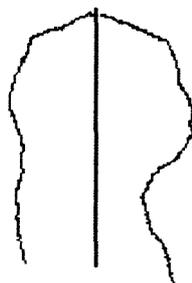


Figure VI.3.d : Orientation correcte de l'épiphyse

## II : PRETRAITEMENTS

### II.A : LISSAGE

Des bruits d'origines diverses provoquent une certaine dégradation de l'image. Ils peuvent être introduits au cours de plusieurs phases du procédé d'acquisition, de stockage ou de numérisation des clichés. Citons, comme sources potentielles de bruits, la qualité du film radiographique, le procédé de développement ainsi que le stockage, qui peuvent provoquer l'usure ou la rayure du cliché, et enfin la numérisation. Afin de réduire l'influence de ces bruits d'origines diverses, un prétraitement par lissage s'avère nécessaire pour améliorer les traitements ultérieurs. Cette opération permet de corriger les hautes fréquences de l'image qui

contiennent les différents bruits sans modifier les basses fréquences qui sont représentatives du contenu informationnel de l'image, c'est-à-dire les travées osseuses.

*II.A.1 : Présentation des méthodes de lissage*

Nous allons aborder différentes méthodes permettant de lisser l'image. Ces méthodes se classent en trois catégories : les méthodes globales, les méthodes adaptatives et les méthodes optimales.

*II.A.1.a : Méthodes globales*

Les méthodes de lissage sont dites globales lorsqu'il n'est pas tenu compte des spécificités locales de l'image. Tous les points de l'image subissent un traitement identique, même s'ils présentent des caractéristiques locales différentes. Cette approche utilise le plus souvent un filtrage de type passe-bas.

Soient I une image originale et I' l'image résultat du filtrage de l'image I par le filtre F qui, dans le domaine spatial, est définie par :

$$I'(x,y) = \sum_{(u,v) \in V_{ij}} F_{i,j}(u,v) \times I(x+u,y+v)$$

où  $V_{ij}$  est un voisinage du pixel de coordonnées (x,y).

**- Filtre moyeneur:**

Un exemple très connu de filtre passe-bas est le filtre moyeneur. Dans ce cas :

$$\forall (u,v) \in V_{i,j}, F_{i,j}(u,v) = 1$$

Des pondérations différentes permettent de prendre en compte l'influence des pixels d'un voisinage  $V_{ij}$  en fonction de leur proximité avec le pixel central (cf. figure VI.4).



Figure VI.4 : Exemples de filtres passe bas

Le filtrage moyeneur réduit les composantes hautes fréquences de l'image, parmi lesquelles figurent les bruits perturbant l'image, mais aussi les composantes de l'image constituant les détails et les contours. La réduction générale des hautes fréquences par moyennage provoque alors l'apparition d'un flou sur l'image.

**- Filtre médian.**

Le principe de ce filtre est de remplacer l'intensité de chaque pixel par la valeur médiane calculée sur un voisinage du pixel. Différentes configurations de voisinage sont envisageables, à savoir isotropes ou utilisant des formes particulières directionnelles. Le nombre d'itérations et la taille du voisinage sont des facteurs qui modifient le degré de correction apporté à l'image [Ritenour-84, Arce-87, Loupas-89, Bolon-90].

*II.A.1.b : Méthodes adaptatives*

Les méthodes adaptatives de lissage prennent en compte les propriétés locales ou globales de l'image. Celles-ci peuvent être déterminées par une connaissance a priori sur la nature du bruit ou par calcul. L'opération de lissage est alors appliquée de manière différente pour chaque point de l'image en fonction de ses caractéristiques propres. Ce type de méthode a tendance à rendre l'image moins floue et à préserver les contours parce qu'il permet de conserver les hautes fréquences naturelles de l'image.

Présentons les principes de plusieurs méthodes adaptatives pour illustrer cette approche :

**- Lissage par homogénéité maximale.**

L'idée de cette méthode est de calculer, sur un ensemble de voisinages différents, la région la plus homogène et de remplacer la valeur du pixel central par la valeur moyenne des niveaux de gris dans cette région la plus homogène [Tomita-77, Nagao-79].

**- Lissage pondéré par l'inverse du module du gradient.**

Cette méthode repose sur la mesure des variations de niveaux de gris par le calcul du gradient. Le bruit provoquant une variation brusque de niveaux de gris, le filtre calcule un moyennage sur un voisinage pondéré par l'inverse du module du gradient, ce qui minimise l'influence des pixels bruités [Wang-81b].

**- Moyennage local par valeurs les plus proches.**

Cette méthode s'inspire du calcul d'une moyenne effectuée sur un nombre K de valeurs choisies à l'intérieur d'un voisinage donné. Ces valeurs correspondent aux K pixels d'intensité les plus proches de l'intensité du pixel central. Le paramètre K permet alors de modifier le degré de correction nécessaire à apporter en fonction de l'intensité du bruit [Davis-78].

### *II.A.1.c : Méthodes optimales*

Ces méthodes sont basées sur l'utilisation de filtres issus des mêmes familles de filtres que ceux employés pour la détection de contour [Shen-86, Deriche-90]. Ils vérifient les mêmes critères d'optimisation, à une opération de dérivation près. Ils utilisent le fait que la convolution d'un signal donné est équivalente à la dérivation du résultat de lissage obtenu par la convolution du signal avec l'intégral de ce filtre [Deriche-90]. Les filtres de lissage correspondent alors aux intégrales de ces filtres de détection de contours.

Nous avons choisi d'utiliser le type de lissage par filtres optimaux et plus précisément le filtre de Deriche pour corriger le bruit présent dans nos images parce qu'il préserve bien les détails et les contours des images [Deriche-90].

#### II.A.2 : Filtre de Deriche

Le filtre de lissage choisi  $h(x)$  est obtenu par intégration de l'opérateur

$$xe^{-\alpha|x|}$$

proposé par Deriche [Deriche-90] :

$$h(x) = k(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|}$$

où  $k$  est choisi de manière à obtenir un filtre discret normalisé :

$$\sum_{-\infty}^{+\infty} h(x) = 1 \Leftrightarrow k = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}$$

Le filtre bidimensionnel  $h(x,y)$  est alors obtenu en combinant deux filtres monodimensionnels de directions horizontale et verticale :

$$h(x,y) = k(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|} \times k(\alpha|y| + 1)e^{-\alpha|y|}$$

En ajustant le paramètre  $\alpha$ , il est alors possible de contrôler le degré de réduction du bruit. Ce filtre s'implante de manière récursive, ce qui lui confère une grande rapidité d'exécution. Nous avons, pour les images de textures osseuses, ajuster  $\alpha$  à la valeur 0.9, ce qui correspond à un lissage très doux.

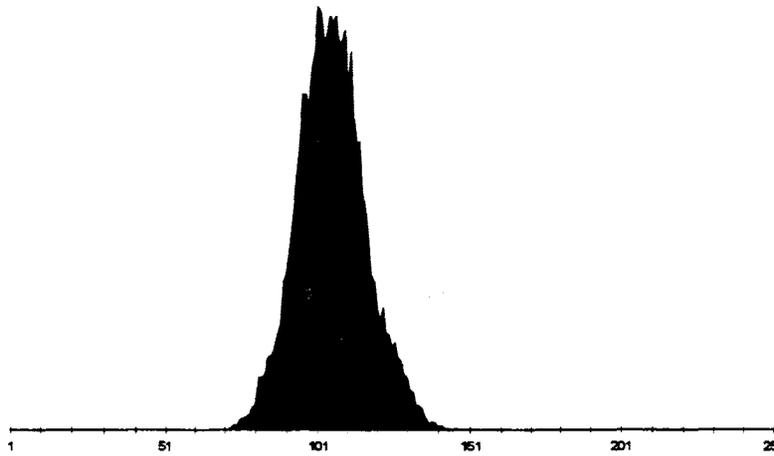
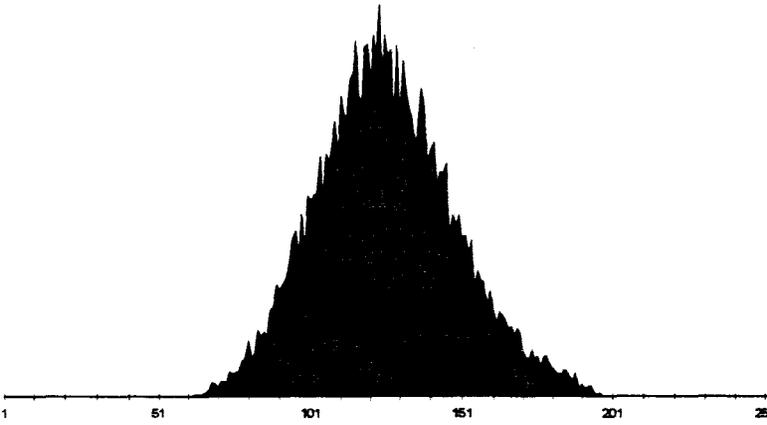
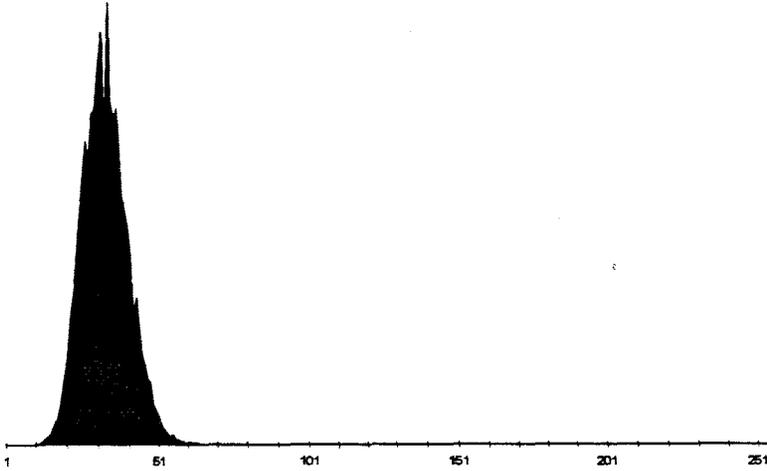
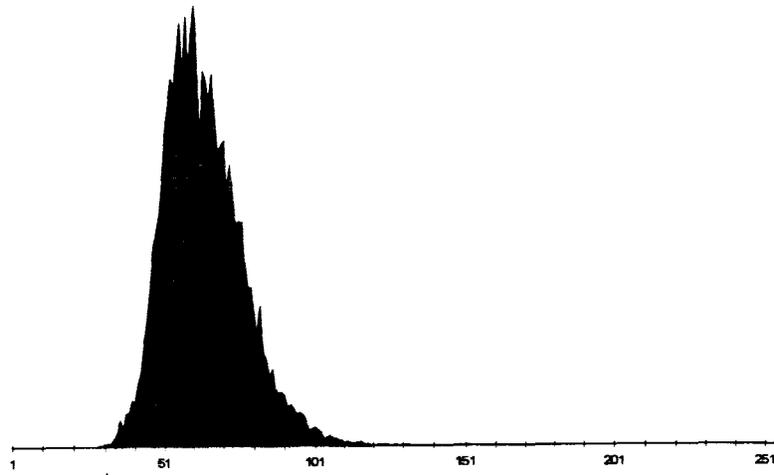


Figure VI.5 : Exemples d'histogramme de niveaux de gris de différentes images de textures osseuses.

## II.B : CORRECTION DE LA DYNAMIQUE

### II.B.1 : Dispersion initiale

L'observation des histogrammes des niveaux de gris de l'image montre que les images à traiter présentent des dynamiques de niveaux de gris très inégales (cf. figure VI.5). L'étendue des histogrammes, témoin d'indication de la dynamique initiale des images, varie d'un facteur 1 à 4,5. De même, la valeur de la médiane de l'histogramme est aussi très variable. Cette inégalité des dynamiques provient essentiellement de la dispersion de la luminosité lors de la réalisation de la radiographie. Les causes de cette dispersion ont été étudiées dans le chapitre II.

L'allure générale des histogrammes est cependant sensiblement identique. Ce sont toutes des courbes unimodales qui ont une allure gaussienne.

En raison de l'importance de la dispersion de dynamique de luminosités, il est impossible d'analyser directement les images. Nous avons alors envisagé plusieurs manières de remédier à ce problème. La première approche consiste à utiliser des références pour corriger la dynamique. La deuxième approche a recours à une correction par des traitements logiciels.

### II.B.2 : Utilisation de références

Ce type de correction est basé sur l'emploi de références permettant un étalonnage de la dynamique. Il est alors nécessaire de déterminer des zones étalons identiques pour tous les clichés pour redéfinir l'étendue de la dynamique.

#### *III.B.2.a : Référence interne au cliché*

Nous avons envisagé d'utiliser dans un premier temps des références internes au cliché radiographique. La zone corticale de la diaphyse, constituée d'os très compact donc très lumineux sur un cliché, et le fond du cliché radiographique ont été choisis naturellement en raison de leur aspect uniforme et de leurs positions extrêmes sur l'histogramme des niveaux de gris. L'idée est alors de mesurer la dynamique initiale par la mesure des niveaux de gris de ces deux zones de référence et de la corriger par la suite de manière à avoir une dynamique identique pour tous les clichés.

Cependant, une étude approfondie de ces deux sites a montré qu'il était impossible de les utiliser comme références de luminosité pour tous les clichés. Le fond de l'image, dont la luminosité varie en fonction de la proximité des zones osseuses, se révèle ne pas être uniforme. D'autre part, le cortex ne peut pas être choisi comme référence parce qu'il présente des densités d'os très inégales, donc un aspect radiographique différent selon les individus. De plus, il se

modifie avec l'âge. La mesure de la variation de l'épaisseur corticale fait par ailleurs l'objet d'études de caractérisation quantitative de la résistance osseuse [Dubois-91].

### *III.B.2.b : Référence externe*

Devant l'impossibilité de trouver des références internes permettant un étalonnage de la dynamique, on peut utiliser des pièces externes servant de références et dont les images radiographiques présentent une dynamique de luminosité du même ordre que la structure osseuse étudiée. Celles-ci, placées à côté de la main, accompagneraient alors la prise de chaque cliché. Ensuite elles serviraient à corriger les dynamiques des images.

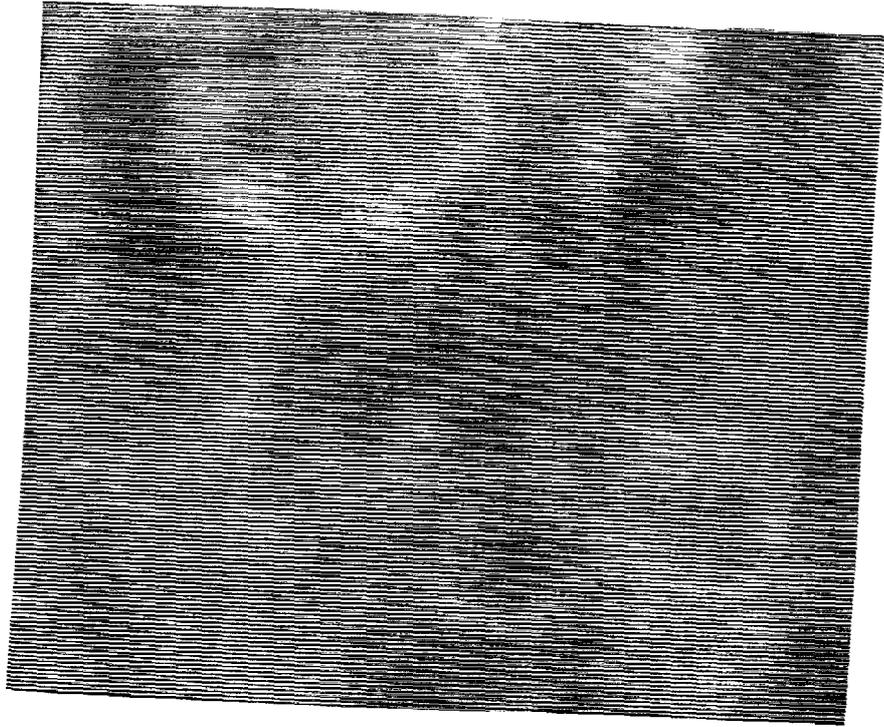
Pendant un tel procédé implique des contraintes supplémentaires pour la réalisation des clichés. Elle nécessite notamment la présence de la pièce de référence sur chaque site de radiologie et l'éviction de tous les clichés qui seraient effectués sans l'adjonction de la pièce externe. Une telle restriction est incompatible avec les contraintes liées à l'application telles qu'elles ont été définies, notamment le recours à un examen ordinaire de la routine clinique pour caractériser la structure osseuse.

### *II.B.3 : Correction par traitement logiciel*

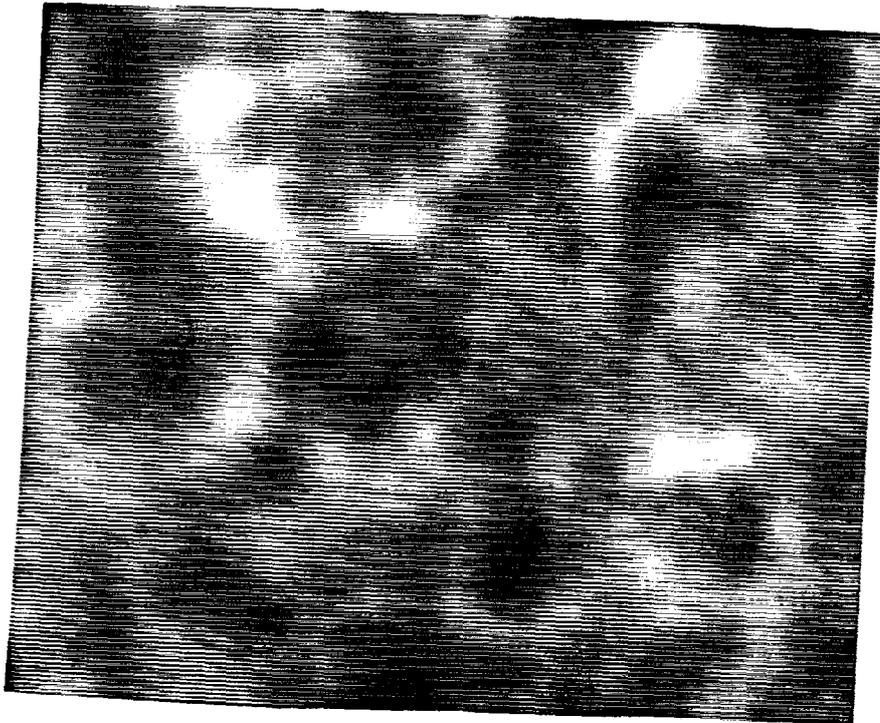
Comme le recours à des références externes s'est avéré inapplicable pour notre travail, nous nous sommes tournés vers une solution par traitement logiciel pour uniformiser la dynamique de toutes les images qui présentent une dispersion des niveaux de gris trop importante pour être ignorée. Cependant cette uniformisation ne doit pas modifier l'ordre des relations entre les niveaux de gris au sein d'une même image. Considérons deux paires de pixels de niveaux de gris différents, mais ayant une différence de niveaux identique  $d$  au sein de chaque paire. La transformation doit conserver une différence de niveau identique  $d'$  au sein des deux paires de pixels modifiés. Ces relations jouent en effet un rôle important dans la perception de la notion de texture et sont tout particulièrement étudiées par l'analyse statistique de la texture.

En uniformisant la dynamique, les valeurs de niveaux de gris ne sont plus des valeurs absolues de luminosité, mais deviennent des valeurs relatives propres à chaque cliché. Seules les relations entre niveaux de gris sont conservées à un rapport homothétique près, constant pour tous les pixels de l'image.

Plusieurs méthodes utilisent la forme de l'histogramme (maxima locaux, vallée, ...) pour définir les seuils de codage de l'image [Rosenfeld-78, Weszka-78] mais ne sont pas adaptables à nos images en raison de l'aspect unimodal de l'histogramme. D'autres méthodes utilisent des histogrammes de propriétés statistiques de l'image pour déterminer les seuils [Deravi-83, Chanda-85]. Mais en raison de la grande diversité de luminosité des images à



(a)



(b)

Figure VI.6.a et b : Images de texture avant (a) et après prétraitement (b)

traiter ces mesures statistiques ne sont pas a fortiori applicables. D'autre part, les méthodes basées sur une égalisation d'histogramme ont été exclues en raison de la non-linéarité de la transformation qui ne conservent pas les rapports initiaux entre niveaux de gris transformés de l'image.

Pour corriger les dynamiques, nous avons développé une méthode prenant en compte les caractéristiques de l'image, c'est-à-dire l'aspect unimodal de l'histogramme des niveaux de gris et respectant les relations entre les niveaux de gris de l'image. Elle est basée sur un codage de l'image. Afin de minimiser l'influence des extrémités de l'histogramme, qui correspondent en général à des pixels peu représentatifs ou à des points aberrants, nous éliminons 1% du nombre total de pixels à chaque extrémité de l'histogramme. Nous divisons ensuite la partie restante de l'histogramme en un nombre de paliers, de largeur identique et équidistants deux à deux, égal au nombre de niveaux de gris désirés de l'image codée. L'ensemble des nouvelles valeurs des niveaux de gris est calculé de manière à utiliser entièrement la dynamique des niveaux de gris de l'image, ce qui provoque un rehaussement de la luminosité initiale de l'image. Les relations entre niveaux de gris sont ainsi conservées, exceptés ceux appartenant à un même palier.

Cette méthode nécessite en effet que l'histogramme soit unimodal. Ce codage en paliers d'égale largeur sous-entend en effet une prise en compte identique de tous les niveaux de gris de l'étendue de l'histogramme, ce qui n'est pas envisageable pour les niveaux de gris des vallées des histogrammes multimodaux. Ceci générerait alors une réduction importante du nombre des niveaux de gris situés au niveau des modes de l'histogramme et une exagération du nombre des niveaux de gris représentant les vallées c'est-à-dire des niveaux de gris des pixels peu présents dans l'image.

Nous codons ainsi nos images en 16 niveaux de gris. L'utilisation des 256 niveaux de gris n'est pas utile pour notre application. De plus comme certains histogrammes sont très faiblement étalés, c'est-à-dire possédant une étendue inférieure à 30 niveaux de gris, nous avons choisi une réduction du nombre total des niveaux de gris à 16 valeurs, de manière à pouvoir appliquer la même correction à toutes les images.

Le résultat de ce traitement est visible sur les figures VI.6.a, VI.6.b.

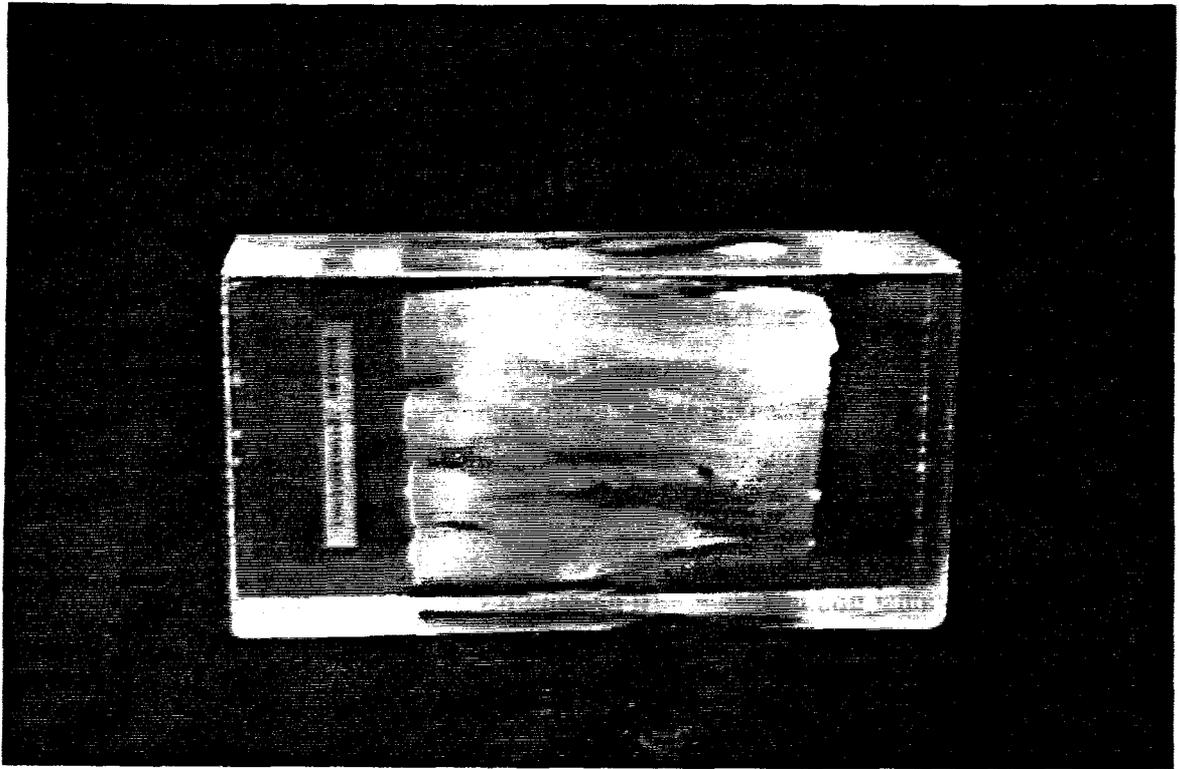


Figure VI.7 : Piece osseuse coulée dans la résine.

### **III : MESURE DE LA REPRODUCTIBILITE DES METHODES PROPOSEES**

Nous avons effectué une étude de la reproductibilité des méthodes que nous proposons pour qualifier la structure osseuse. Il s'agit de déterminer la robustesse des attributs de texture proposés et de déterminer l'influence des conditions de saisie des clichés radiographiques et de leur numérisation. Cette étude permet de situer le cadre de l'exploitation des clichés en vue d'une utilisation routinière en pratique clinique.

#### **III.A : SUPPORT DE L'ETUDE**

Pour des raisons évidentes d'éthique, il n'était pas concevable de réaliser les séries de clichés permettant cette étude sur une même personne. Or il fallait tester nos différentes méthodes sur des images de textures se rapprochant au maximum de la réalité. Les différents clichés devaient aussi être réalisés dans des conditions de positionnement sur la table radiographique strictement similaires afin de ne pas fausser les résultats.

Ces différentes exigences ont pu être satisfaites par l'emploi d'une pièce cadavérique d'une main d'homme qui pour des raisons de commodités d'usage et de facilité de positionnement a été coulée dans de la résine (cf. figure VI.7). La texture analysée pour cette étude correspond ainsi à l'image de la structure osseuse de l'épiphyse du métacarpe telle qu'elle a été définie dans le cadre de notre application.

#### **III.B : RESULTATS**

##### **III.B.1 : Influence du bruit.**

Nous avons initialement testé la reproductibilité des attributs définis en fonction du bruit pouvant perturber nos images.

Ne connaissant pas la nature exacte de ce bruit, il ne nous a pas été permis de le modéliser avec exactitude. Nous avons alors ajouté à l'image de la pièce osseuse un bruit blanc ayant une distribution gaussienne qui est le modèle de bruit le plus souvent utilisé. Ce bruit a été défini de manière à ce que son amplitude corresponde à différents pourcentages de l'étendue de l'histogramme de niveaux de gris de l'image originale, à savoir 5, 10, 15, 20 et 25 %.

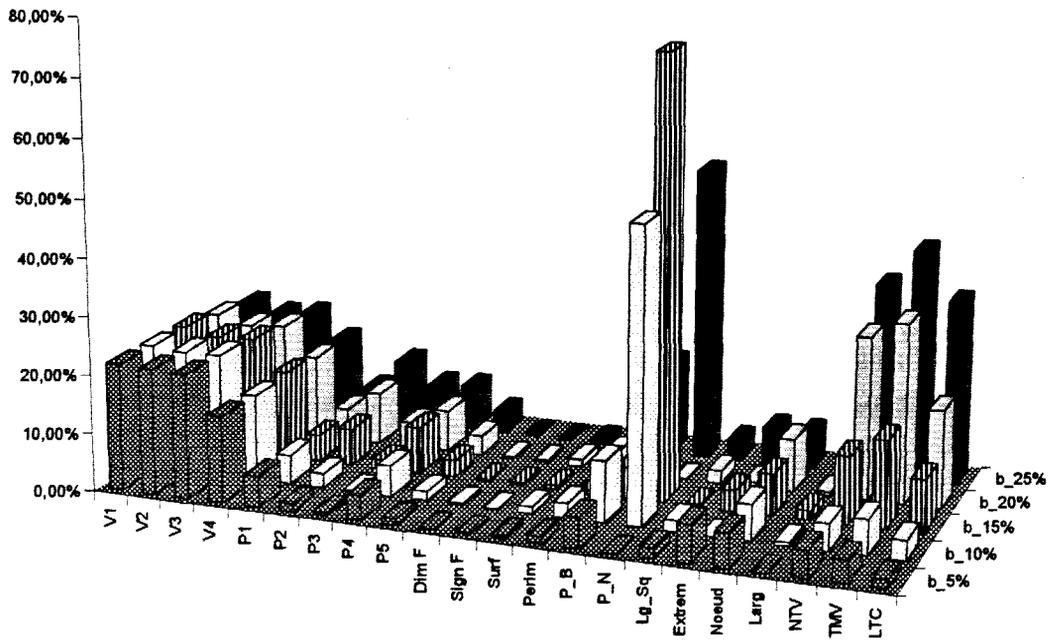


Figure VI.8.b : Influence du bruit blanc.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim F	Sign F	Surf	Peri m	P_B	P_N	Lg_ Sq	Extr em	Noe ud	Larg	NTV	TMV	LTC
% varia b_5	21,64	21,42	21,25	15,97	5,36	1,40	0,67	4,23	1,12	0,04	0,15	0,46	1,14	5,26	0,00	1,83	6,31	6,71	0,00	4,62	3,73	1,50
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
% varia b_10	21,36	20,87	20,96	16,74	6,00	2,46	0,19	6,30	1,66	0,30	0,07	1,17	2,69	10,53	50,00	1,87	0,00	6,19	0,65	4,62	6,97	3,32
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
% varia b_15	21,16	19,92	12,34	16,16	4,46	6,30	1,61	7,87	2,90	0,30	0,40	0,72	0,64	6,26	75,00	0,48	3,60	7,14	1,72	11,64	14,93	9,17
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
% varia b_20	20,02	18,64	19,10	16,16	6,36	8,87	4,25	7,05	3,35	0,26	0,36	1,31	3,39	15,79	0,00	2,23	0,90	9,05	0,74	27,69	30,60	16,83
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
% varia b_25	18,74	17,36	17,93	14,87	6,36	10,86	7,27	7,64	3,79	0,41	0,36	0,81	3,92	15,79	50,00	3,49	6,31	6,19	1,06	33,08	39,65	31,27
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.8.a : Influence du bruit

Les résultats sont exprimés en pourcentage de variation des attributs calculés sur les images bruitées par rapport aux attributs calculés sur l'image originale (cf. tableau VI.8.a et figure VI.8.b). Nous constatons que les méthodes proposées présentent des robustesses différentes à la présence du bruit blanc.

L'analyse des résultats montre une variabilité importante de la méthode de mesure différentielle des variations locales et de la méthode de caractérisation du relief par rapport à la présence du bruit blanc.

A l'opposé, la méthode fractale et, à un degré moindre, la méthode de LDP et certains attributs de la méthode d'extraction du réseau trabéculaire tels que Surf, Perim, Lg\_Sq, Extrem, Noeud et Larg fournissent des résultats globalement insensibles à l'ajout de bruit blanc.

Il est intéressant de souligner que la robustesse des résultats présentés n'est pas fonction du type d'analyse de texture qu'elle soit statistique ou structurelle.

Par la suite pour toutes les études de reproductibilité en fonction d'un critère donné, nous calculons la moyenne, l'écart-type et le coefficient de variation pour l'ensemble des attributs de texture.

### III.B.2 : Influence de la numérisation du cliché

#### *III.B.2.a : Reproductibilité intrinsèque de la numérisation.*

Nous avons numérisé 10 fois un même cliché de la pièce anatomique dans des conditions strictement identiques de réglage de la caméra et de positionnement du cliché. Nous

contrôlons ainsi la reproductibilité intrinsèque de la numérisation. Rappelons qu'il est nécessaire de laisser la caméra allumée une heure afin d'assurer la stabilité des mesures de luminosité.

Les résultats de ces mesures sont donnés sur le tableau VI.9.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim F	Sign F	Surf	Peri m	P_B	P_N	Lg_ Sq	Extr em	Noe ud	Larg	NTV	TM V	LTC
moy	36,16	30,69	73,88	43,28	0,567	8,40	1073	3656	0,463	2,708	2,770	8337	3712	38,78	6,66	1722	118,1	209,8	2,43	121,0	129,0	4788
enn																						
ecart type	0,64	0,43	1,15	0,58	0,006	0,18	15,18	98,61	0,005	0,009	0,010	224,7	59,85	4,16	1,77	38,26	3,87	6,38	0,038	10,02	13,66	57,98
coef	1,78	1,40	1,56	1,34	1,12	2,20	1,41	2,77	1,08	0,34	0,36	2,70	1,61	10,72	27,01	2,22	3,28	3,04	1,67	8,29	10,59	1,21
vari	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.9 : Reproductibilité intrinsèque de la numérisation

Nous constatons que certains attributs de texture, à savoir P\_B, P\_N, NTV, TMV issus de l'analyse structurale sont très sensibles à la réalisation des radiographies. Ces attributs semblent mal adaptés pour une caractérisation reproductible de la structure osseuse à partir de radiographies.

### III.B.2.b : Influence du réglage de la luminosité

Nous avons ensuite fait varier les réglages d'ajustement de la luminosité de la carte d'acquisition en modifiant le gain. Nous étudions ainsi la texture d'une même image présentant des luminosités très différentes. Nous avons calculé les attributs de texture sur un ensemble de 12 enregistrements différents.

Les résultats sont donnés sur le tableau VI.10.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim F	Sign F	Surf	Peri m	P_B	P_N	Lg_ Sq	Extr em	Noe ud	Larg	NTV	TMV	LTC
moy	36,64	31,46	75,00	43,04	0,567	8,22	1100	3678	0,466	2,746	2,836	7989	3674	31,70	6,00	1726	116,9	197,5	2,38	121,0	136,6	4980
enn																						
ecart type	1,56	1,44	3,62	1,258	0,007	0,32	6,90	118,5	0,007	0,007	0,006	120,5	328,8	2,16	1,18	32,34	7,03	7,05	0,032	1,63	2,49	76,89
coef	4,27	4,67	4,70	2,92	1,16	3,88	0,63	3,31	1,62	0,26	0,21	1,61	9,20	6,77	23,66	1,87	6,07	3,67	1,33	1,35	1,83	1,64
varia	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.10 : Influence du réglage de la luminosité

Il apparaît nettement que la méthode de mesure différentielle des variations locales et les attributs structurels Perim, P\_B, P\_N et Extrem sont les plus sensibles à ces variations de luminosités.

*III.B.3 : Influence de la réalisation radiographique*

*III.B.3.a : Reproductibilité intrinsèque des clichés radiographiques.*

Nous avons réalisé une série de 6 clichés les uns à la suite des autres dans des conditions strictement identiques. Les clichés ont été réalisés avec une tension de 39 kV et une exposition de 32 mAs. Ces paramètres n'ont pas été modifiés au cours de cette série. La phase de numérisation est réalisée dans des conditions de réglage de la luminosité définissant la meilleure dynamique de l'image. Nous mesurons ainsi la dispersion intrinsèque des clichés radiographiques vis à vis des attributs de texture. Les résultats sont donnés par le tableau VI.11.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lg_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC
										F	F		m			Sq	em	ud				
moy	36,81	32,29	76,47	43,84	0,663	8,62	1086	3363	0,444	2,69	2,768	8178	3729	34,20	6,00	1762	113,6	200,4	2,28	126,6	136,2	4743
enn																						
ecar	2,69	2,19	5,14	2,46	0,007	0,37	33,33	114,8	0,007	0,017	0,019	189,2	346,6	3,92	1,67	66,6	6,60	6,37	0,092	9,09	8,28	200,0
type																						
coef	7,30	6,78	6,72	6,60	1,26	4,27	3,07	3,43	1,59	0,62	0,71	2,31	9,27	11,46	27,89	3,16	4,84	3,18	4,03	7,24	6,12	4,22
vari.	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.11 : Reproductibilité intrinsèque des clichés radiographiques

Nous nous apercevons que la reproductibilité de ces mesures n'est pas identique pour l'ensemble des méthodes proposées. Les méthodes de mesure de la dimension fractale et les longueurs de plages apparaissent les mieux adaptées pour une caractérisation reproductible de la structure osseuse.

*III.B.3.b : Reproductibilité dans le temps*

Nous avons réalisé une autre série de 6 clichés dans des conditions identiques à la série précédente deux mois plus tard. Certaines différences ont pu avoir lieu avec l'étude précédente tels que le lot de films utilisés ou la qualité des bains de développement. Nous voulons ainsi étudier la reproductibilité dans le temps du calcul des attributs.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lq_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC
										F	F	m				Sq	em	ud				
moy	35,25	30,16	72,01	43,29	0,530	9,85	1005	3016	0,419	2,687	2,784	7770	3645	34,67	3,50	1643	104,1	185,6	2,32	121,6	138,0	4951
ecart	2,95	2,83	5,82	1,756	0,027	1,19	58,01	352,8	0,020	0,033	0,025	494,9	185,4	2,87	1,12	93,39	11,74	16,16	0,043	3,40	4,24	47,61
coeff	8,38	8,72	8,09	4,06	5,16	12,04	5,77	11,70	4,81	1,22	0,91	6,37	5,09	8,27	31,84	5,68	11,27	8,71	1,85	2,79	3,07	1,96
varia	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.12 : Reproductibilité dans le temps

Les résultats qui sont donnés par le tableau VI.12 montrent une reproductibilité des valeurs des attributs légèrement inférieure, mais comparable à celle obtenue avec la série réalisée deux mois plutôt dans des conditions identiques.

*III.B.3.c : Importance du réglage des paramètres de saisie des clichés radiographiques*

Nous avons testé l'influence des valeurs des paramètres de saisie des clichés radiographiques, à savoir la tension exprimée en kV et l'exposition en mAs. Les conditions de réalisation de la radiographie de la main sont fixées à une tension de 39 kV et une exposition de 32 mAs. Elles sont identiques pour la pièce osseuse. Nous avons obtenu des clichés pour lesquels la tension variait de 37 à 42 kV et l'exposition de 25 à 39 mAs, ce qui correspond à une variation de deux graduations pour l'exposition puisque le pas de réglage est de 7 mAs. Ces valeurs coïncident avec l'étendue possible des différentes valeurs de paramètres pouvant être ajustées par les manipulateurs radio lors de la prise de clichés dans le cadre de l'imprécision due à une réalisation routinière. Nous avons ainsi réalisé sept clichés de la pièce osseuse.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lq_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC
										F	F	m				Sq	em	ud				
moy	36,05	31,51	74,59	43,32	0,583	8,27	1103	3523	0,453	2,696	2,782	8349	3899	29,43	5,71	1788	121,7	189,5	2,31	124,4	134,2	4856
ecart	1,84	1,30	3,43	1,60	0,009	0,31	31,67	145,8	0,008	0,014	0,033	294,5	149,9	5,34	1,68	88,71	8,43	8,16	0,038	7,96	10,57	223,3
coeff	5,11	4,11	4,60	3,69	1,68	3,72	2,87	4,14	1,67	0,64	1,18	3,53	3,85	18,15	27,61	4,96	6,93	4,30	1,67	6,40	7,88	4,60
varia	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.13 : Importance du réglage des paramètres de réalisation radiographique

Les résultats sont visibles sur le tableau VI.13. Ils indiquent qu'un mauvais ajustement des paramètres de prise de clichés radiographiques aux conditions fixées a une influence sur la valeur des attributs calculés.

*III.B.3.d : Influence de l'appareil radiographique utilisé.*

Nous avons aussi évalué la dépendance des mesures vis à vis de l'appareil radiographique utilisé. A cet effet, nous avons réalisé des clichés de la pièce osseuse sur cinq appareils ou tubes radiogènes différents et mesuré la reproductibilité des attributs de texture.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim F	Sign F	Surf	Peri m	P_B	P_N	Lg_ Sq	Extr em	Noe ud	Larg	NTV	TMV	LTC
moy enne	37,25	31,58	75,91	43,52	0,664	8,68	1100	3381	0,445	2,694	2,777	8199	3857	32,84	7,20	1783	117,1	196,8	2,27	137,5	122,4	4933
ecart type	3,09	2,48	6,115	3,414	0,020	0,88	45,85	338,0	0,020	0,023	0,026	18,81	107,4	2,33	2,32	34,29	10,52	8,47	0,045	17,51	15,26	112,8
coeff varia	8,31	7,86	8,06	7,84	3,63	10,15	4,17	10,00	4,46	0,87	0,94	0,23	2,78	7,12	32,16	1,82	8,98	4,32	1,86	12,73	12,46	2,29
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.14 : Influence de l'appareil radiographique utilisé

Les résultats, donnés par le tableau VI.14, montrent une reproductibilité moyenne mais meilleure que pour ceux correspondant à un mauvais ajustement des paramètres de prises de clichés.

*III.B.3.e : Importance de la résolution du film*

Nous avons aussi testé l'influence de la résolution du film utilisé. Pour ce faire, nous avons employé un autre type de film avec 3 écrans renforçateurs différents qui conditionnent la qualité de la résolution obtenue. Ce type de film est utilisé pour réaliser des radiographies ordinaires ne nécessitant pas une résolution importante.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lg_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC
										F	F	m				Sq	em	ud				
moyenne	31,87	28,27	66,64	38,19	0,616	10,33	1013	2870	0,414	2,86	2,742	7921	3836	33,66	6,76	1779	119,4	208,1	2,19	138,6	117,3	6226
ecart type	3,16	2,86	6,49	2,22	0,043	1,91	73,63	631,2	0,033	0,047	0,042	616,2	228,6	7,83	2,68	113,3	8,62	12,88	0,066	16,46	18,44	694,6
coeff varia	9,89	10,09	9,76	6,82	8,29	18,62	7,26	18,61	8,06	1,78	1,63	6,62	5,96	23,34	46,63	6,37	7,22	6,19	2,66	11,14	16,72	11,38
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.15 : Importance de la qualité du film

Les résultats du tableau VI.15 montrent une dispersion importante de la valeur des attributs comme en témoigne la valeur élevée des coefficients de variation calculés. Cette qualité ordinaire de résolution des films radiographiques n'est pas suffisante pour notre étude. Il est donc nécessaire d'utiliser un type de film dit de haute résolution.

*III.B.4 : Influence du positionnement*

*III.B.4.a : Importance de l'orientation*

Nous avons orienté de manières différentes la pièce osseuse lors de la prise des clichés radiographiques. Nous avons ainsi réalisé un ensemble de sept clichés orientés respectivement de 3, 6, 9, 12, 15, 20 et 25 degrés par rapport à la position initiale de la pièce osseuse. Lors de la phase de numérisation, les clichés sont positionnés de la même manière pour ne pas modifier les valeurs des orientations lors de la prise des clichés.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lg_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC
										F	F	m				Sq	em	ud				
moyenne	36,69	31,00	73,46	43,94	0,641	9,38	1038	3194	0,432	2,676	2,766	8076	3709	34,38	4,26	1694	111,8	200,2	2,36	124,6	136,6	4914,
ecart type	2,72	3,44	6,666	3,13	0,033	1,26	69,16	483,9	0,027	0,042	0,060	286,3	122,3	2,74	1,92	81,99	13,00	11,10	0,088	8,12	7,72	89,96
coeff varia	7,66	11,09	8,94	7,14	6,00	13,29	6,66	16,16	6,17	1,67	2,18	3,63	3,30	7,96	46,18	4,84	11,62	5,64	3,73	6,62	6,69	1,83
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.16 : Importance de l'orientation

Les résultats de cette étude sont donnés par le tableau VI.16.a. Nous notons que l'orientation a un effet important sur la reproductibilité des résultats. Nous avons calculé

également la reproductibilité pour les seuls clichés présentant une orientation inférieure à 10 degrés de la position initiale (cf. tableau VI.16.b).

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lg_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC	
										F	F		m			Sq	em	ud					
moyenne	34,29	29,27	70,14	42,73	0,525	10,06	976,9	2918	0,417	2,66	2,74	8165	3727	32,67	4,33	1694	111,3	183,7	2,37	122,3	137	4875	
ecart type	2,04	2,67	5,08	2,62	0,02	0,98	23,44	281,0	0,02	0,04	0,06	268,5	77,81	0,47	1,70	53,71	10,50	8,99	0,14	7,69	7,79	98,06	
coeff	5,96	9,12	7,24	6,90	3,80	9,70	2,40	9,63	4,21	1,62	2,16	3,29	2,09	1,44	39,22	3,17	9,43	4,84	6,72	6,20	5,89	2,01	
variat	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.16 : Orientation inférieure à 10 degrés.

Les coefficients de variation sont alors sensiblement meilleurs. C'est pourquoi nous avons établi un protocole de contrôle de l'orientation intrinsèque de l'épiphyse à partir de la droite médiane (cf. §I.B.4).

*III.B.4.b : Influence du positionnement de la fenêtre d'analyse*

Nous avons mesuré en dernier lieu l'influence du positionnement de la fenêtre d'analyse de la texture osseuse. Nous avons étudié la dispersion des attributs de texture calculés pour douze emplacements différents de la région centrale de l'épiphyse du métacarpe et vérifiant les critères de localisation définis au chapitre I - §III.C.

	V1	V2	V3	V4	P1	P2	P3	P4	P5	Dim	Sign	Surf	Peri	P_B	P_N	Lg_	Extr	Noe	Larg	NTV	TMV	LTC	
										F	F		m			Sq	em	ud					
moyenne	37,65	31,45	76,15	44,36	0,575	8,22	1087	3679	0,468	2,679	2,766	8290	3700	34,00	4,60	1686	111,4	181,3	2,46	127,6	129,2	4999	
ecart type	1,69	2,31	3,97	1,66	0,016	0,69	61,97	281,5	0,015	0,025	0,027	287,4	86,33	2,76	2,24	41,64	4,20	5,74	0,102	3,28	4,21	64,45	
coeff	4,24	7,36	5,22	3,67	2,84	7,18	5,70	7,65	3,22	0,94	0,97	3,47	2,33	8,11	48,80	2,46	3,77	4,17	4,14	2,67	3,26	1,29	
varia	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%

Tableau VI.17 : Influence du positionnement de la fenêtre d'analyse

Le tableau VI.17 donne le résultat de reproductibilité à partir des coefficients de variation calculés pour chacun des attributs de texture proposés. L'influence du positionnement

de la fenêtre d'analyse se révèle être plus faible que celle des différents paramètres de réalisation des clichés radiographiques étudiés précédemment.

### III.C : CONCLUSIONS

Nous avons mis en oeuvre un ensemble de procédures afin d'assurer la meilleure reproductibilité et robustesse à l'analyse de la texture osseuse. Nous contrôlons ainsi l'agrandissement et l'orientation du cliché lors de la phase de numérisation. Nous avons taché aussi de remédier aux problèmes électroniques de la caméra, à savoir la dérive temporelle et l'effet de "smear", et à l'influence de la luminosité ambiante.

Avec toutes ces précautions, nous avons effectué une série de mesures des attributs de textures sur une pièce osseuse en faisant varier les conditions de réalisation et de numérisation des clichés.

Il ressort de cette étude, d'une part, que certains facteurs ont une influence plus importante que d'autres sur la reproductibilité des attributs. Il apparaît nettement que les facteurs liés à la phase de réalisation des clichés radiographiques sont plus influents que ceux liés à la phase de numérisation. La nécessité d'un ajustement correct des paramètres de saisie des clichés radiographiques et l'utilisation de films haute résolution s'avèrent primordiales pour la reproductibilité de toute analyse de la texture osseuse à partir de clichés radiographiques.

D'autre part, les attributs proposés ne montrent pas tous la même robustesse par rapport aux variations des conditions de réalisation des clichés et de la numérisation.

Les attributs structurels s'affranchissent mal des problèmes liés à la dispersion radiographique lorsqu'ils caractérisent des motifs ou des propriétés locales de la texture. C'est le cas notamment des attributs de l'analyse par extraction du réseau trabéculaire déduits des analyses histomorphométriques (P\_B, P\_N, Extrem et, à un degré moindre, Noeud) et des attributs de caractérisation du relief qualifiant les vallées (TMV et NTV). Par contre les attributs structurels définissant des propriétés de texture globales par rapport à l'image analysée, comme la surface ou le périmètre du réseau trabéculaire, la longueur du squelette du réseau et la longueur des crêtes se montrent plus reproductibles.

Quant aux attributs statistiques, ils ne présentent pas non plus une reproductibilité identique. Les attributs issus de la mesure de la dimension fractale et de la méthode des longueurs de plage présentent une bonne reproductibilité, exceptés ceux liés à l'exploitation des grandes plages. Les plages peuvent être considérées comme des éléments structurels et les remarques précédentes concernant l'analyse structurelle s'appliquent aussi, tout

particulièrement pour les grandes plages. Ceux issus de la mesure différentielle de variations locales sont très sensibles aux effets de la dispersion radiographique en raison du calcul différentiel et nous avons montré qu'ils avaient une mauvaise reproductibilité.

## **CHAPITRE 7**

# **EVALATION DES ATTRIBUTS DE TEXTURE**

*Ce chapitre expose les différents résultats de la caractérisation de la structure osseuse située au niveau de l'épiphyse du métacarpe ainsi que les performances des différentes méthodes proposées.*

*Nous avons effectué, dans la première partie, de ce chapitre une sélection des attributs de caractérisation de la structure osseuse parmi l'ensemble des attributs proposés par les différentes méthodes d'analyse de texture retenues. Cette sélection est basée sur l'étude de la dispersion et de la corrélation de ces attributs au sein d'un groupe homogène de personnes saines de même âge.*

*Nous évaluons, dans la deuxième partie, les pouvoirs discriminants des attributs sélectionnés précédemment au cours d'essais de classification de plusieurs groupes de personnes saines d'âges différents et ostéoporotiques.*

## **I : PRESENTATION DES GROUPES ETUDIES**

Nous avons essayé de caractériser l'influence d'une pathologie osseuse, à savoir l'ostéoporose, et de l'âge sur la structure osseuse à partir de l'analyse de clichés radiographiques de l'épiphyse du métacarpe chez des personnes adultes.

Nous avons ainsi tenté de discriminer 4 groupes de personnes, constitués chacun de 20 individus (N=20).

Le premier groupe, appelé NORMAL, est celui que nous avons utilisé pour étudier la dispersion et la corrélation des attributs au paragraphe suivant. Il est constitué de 20 personnes (N=20), hommes et femmes, d'âge moyen  $59 \pm 10$  ans (cf. figure III.1). Ce groupe nous servira aussi de référence pour la comparaison des autres groupes sains, d'âges différents, et pathologiques.

Le deuxième groupe, nommé JEUNE, est formé de 20 personnes saines (N=20), des deux sexes, plus jeunes que le groupe de référence NORMAL. Leur âge moyen est en effet de  $41 \pm 10$  ans (cf. figure VII.2).

Le troisième groupe, nommé AGE, est constitué de 20 personnes très âgées des deux sexes (N=20), non atteintes de pathologies à répercussion osseuse majeure. L'âge moyen de ce groupe de personnes est de  $83 \pm 12$  ans (cf. figure VII.3).

Le dernier groupe étudié est formé d'hommes et de femmes ostéoporotiques (N=20), ayant déjà eu un tassement vertébral, d'âge moyen  $63 \pm 15$  ans (cf. figure VII.4). Ce groupe est appelé OSTEO.

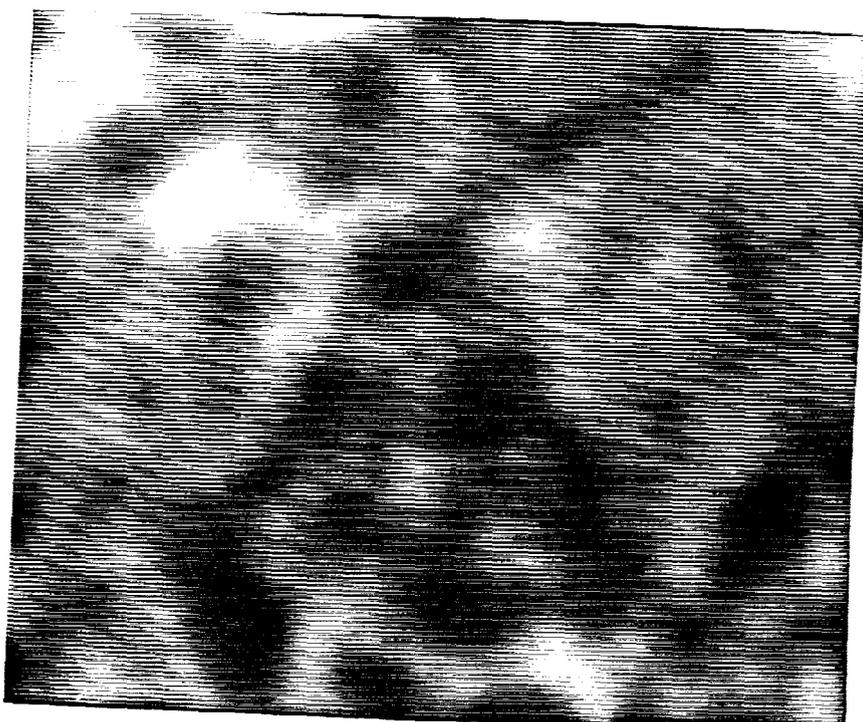


Figure VII.1 : Image de texture osseuse d'une personne du groupe NORMAL

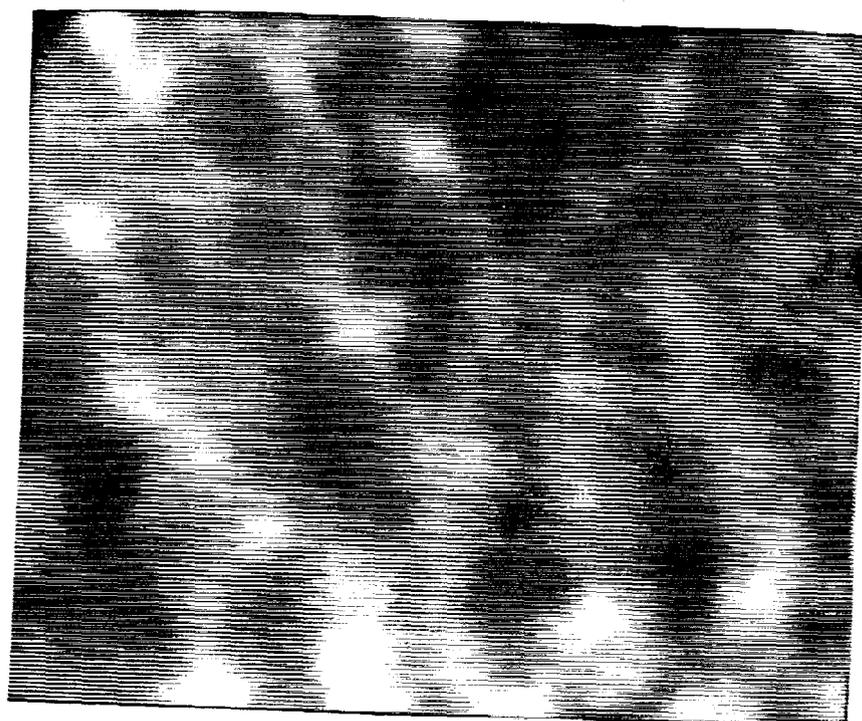


Figure VII.2 : Image de texture osseuse d'une personne du groupe JEUNE

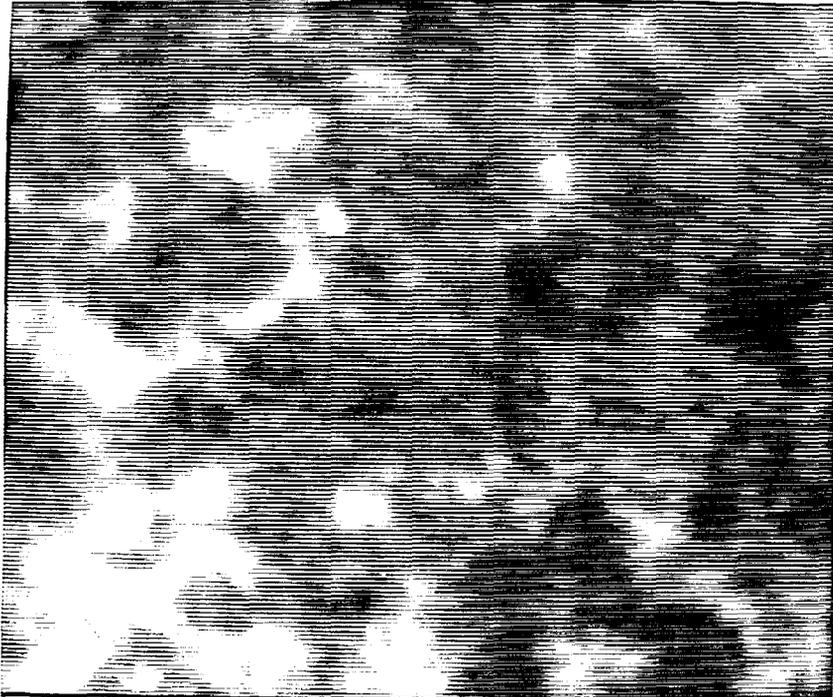


Figure VII.3 : Image de texture osseuse d'une personne du groupe AGE

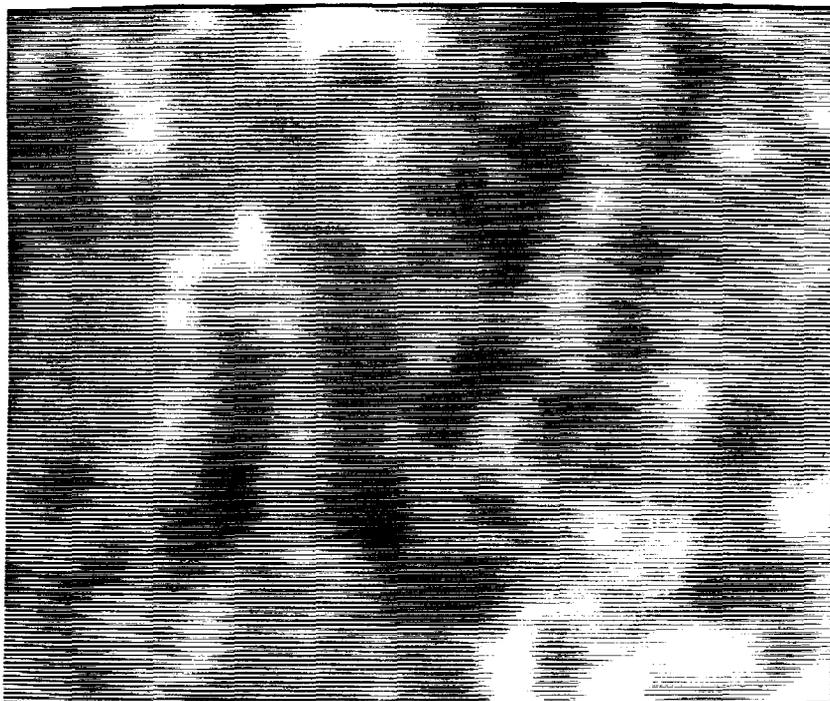


Figure VII.4 : Image de texture osseuse d'une personne du groupe OSTEO.

## **II : SELECTION DES ATTRIBUTS**

Avant de procéder à des essais de classification pour différencier les individus des différents groupes sur la base de l'analyse de leur texture osseuse, nous avons procédé à une sélection des meilleurs attributs parmi l'ensemble des paramètres proposés pour caractériser la texture.

### **II.A : METHODOLOGIE**

#### **II.A.1 : Problème de la sélection des attributs**

Les méthodes de sélection des attributs ont pour objectif de réduire la dimension de l'espace de représentation en sélectionnant, parmi les  $d$ -composantes originelles,  $d'$  ( $d' < d$ ) attributs pertinents. Cette étape de sélection apparaît bien souvent comme décisive car elle conditionne les performances des procédures de classification ultérieures.

La sélection des attributs apparaît comme un vaste problème où la plupart des méthodes théoriques s'intéressent au choix optimum des attributs garantissant la meilleure discrimination [Pudil-81, Patrick-69, Fehlauer-78, Eigen-74, Diday-82, Fukunaga-72]. Or, pour notre application, il est important de considérer le contexte spécifique dans lequel nous déterminons les attributs, c'est-à-dire le fait que les images à analyser sont soumises à une importante dispersion radiographique (cf. chapitre II). Il nous semble en effet nécessaire de sélectionner prioritairement les attributs les mieux adaptés à l'analyse de telles images et de prendre en compte leurs capacités effectives à caractériser la structure osseuse. C'est pourquoi nous proposons une méthode de sélection hiérarchisée, fondée sur les deux réflexions précédentes, que nous présentons dans le paragraphe suivant.

#### **II.A.2 : Méthodologie employée**

Nous analysons dans un premier temps la dispersion des attributs au sein de la population homogène de référence constitué par le groupe NORMAL, qui est formé de personnes saines de même âge et ne présentant aucune pathologie osseuse notable.

De cette étude, nous retenons en priorité les attributs qui présentent les plus faibles dispersions relatives en mesurant le coefficient de variation de chacun des attributs au sein de ce groupe. Nous excluons ainsi de notre sélection les attributs présentant une trop forte dispersion à l'intérieur de ce groupe, c'est-à-dire ayant un coefficient de variation supérieur à 15%.

Nous analysons ensuite les corrélations entre les attributs des différentes méthodes pris 2 à 2. Nous constituons des groupements d'attributs fortement corrélés, c'est-à-dire présentant des coefficients de corrélation supérieurs à 0,8.

Dans chaque groupement, nous sélectionnons un représentant unique afin de réduire le nombre d'attributs sélectionnés.

## II.B : ETUDE DE LA DISPERSION DES ATTRIBUTS

La méthodologie de sélection des attributs que nous avons employée nous amène, dans un premier temps, à étudier la dispersion de leurs valeurs pour les textures analysées.

Afin d'illustrer cette dispersion, nous donnons les tableaux récapitulatifs de la variabilité interne de ces différents attributs au sein du groupe NORMAL, en indiquant pour chacun d'eux la valeur moyenne, les valeurs extrêmes, l'écart-type et le coefficient de variation.

### II.B.1 : Méthode d'extraction du réseau

	Méthode d'extraction du réseau							
	Surf	Perim	P_B	P_N	Lg_Sq	Noeud	Extrem	Larg
Moyenne	8044	3607	26,65	5,5	1664	107	177,6	2,374
Maximum	8921	4175	35	11	1977	141	221	2,628
Minimum	6032	2745	15	2	1214	71	134	2,013
Ecart type	647	344,3	6,23	2,7	171	15,8	21,26	0,15
Coefficient de Variation	8,04%	9,55%	23,38%	49,09%	10,28%	14,77%	11,97%	6,32%

Nous notons que les attributs P\_B et P\_N issus de cette méthode (cf. chapitre III-§II.B) présentent les valeurs les plus dispersées au sein de ce groupe homogène. Ces deux attributs, très sensibles aux conditions d'obtention de l'image (cf. chapitre VI), ne sont pas adaptés à la caractérisation de la texture osseuse radiographique. Les autres attributs présentent des valeurs plus homogènes dont les coefficients de variation sont inférieurs à 15%.

*II.B.2 : Méthode de caractérisation du relief*

	<b>Méthode de caractérisation du relief</b>		
	NTV	TMV	LTC
Moyenne	106,8	161	4526
Maximum	170	241	6315
Minimum	73	74	3659
Ecart type	26,91	43,4	665
Coefficient de Variation	25,20%	26,96%	14,69%

L'attribut LTC, qui reflète une caractéristique globale de l'image, à savoir la longueur de la ligne de partage des eaux, présente des valeurs moins dispersées au sein du groupe NORMAL que les deux autres attributs qui caractérisent des propriétés locales liées aux vallées de l'image tridimensionnelle (cf. chapitre III-§II.C).

*II.B.3 : Méthode de mesure différentielle des variations locales.*

	<b>Méthode de mesure différentielle des variations</b>			
	V1	V2	V3	V4
Moyenne	33,7	27,75	65,89	41,06
Maximum	46,03	40,85	95,11	51,58
Minimum	21,98	16,27	43,99	31,31
Ecart type	6,81	5,65	12,26	5,53
Coefficient de Variation	20,21%	20,36%	18,61%	13,47%

L'analyse de ce tableau révèle que les attributs V1, V2 et V3, obtenus à partir de réponses à des opérateurs différentiels, sont moins homogènes que V4 qui caractérise la dispersion moyenne de l'ensemble des variations locales de la texture (cf. chapitre IV-§II.A).

*II.B.4 : Méthode des longueurs de plages*

<b>Méthode des longueurs de plages</b>					
	P1	P2	P3	P4	P5
Moyenne	0,521	10,09	934,6	3012	0,4143
Maximum	0,631	14,21	1199	4868	0,519
Minimum	0,37	6,01	687	1322	0,291
Ecart type	0,067	2,55	143,09	951	0,061
Coefficient de Variation	12,86%	25,27%	15,31%	31,57%	14,72%

L'analyse de ce tableau révèle que les attributs P2 et P4 sont les attributs, relatifs à cette méthode, qui présentent les valeurs les plus dispersées au sein du groupe NORMAL. Ce résultat était prévisible puisque ces deux attributs sont liés plus directement que les autres aux grandes plages, qui sont les éléments les plus variables d'une image à une autre (cf. chapitre IV-§II.B).

*II.B.5 : Méthode de mesure de la dimension fractale*

<b>Méthode de mesure de la dimension fractale</b>		
	Dim F	Sign F
Moyenne	2,608	2,681
Maximum	2,726	2,794
Minimum	2,436	2,500
Ecart type	0,0848	0,085
Coefficient de Variation	3,25%	3,17%

Nous observons que les deux attributs obtenus à partir de la méthode de mesure de la dimension fractale (cf. chapitre V-§II.A) sont très faiblement dispersés au sein du groupe NORMAL. Par ailleurs, il est intéressant de noter que l'étendue des valeurs mesurées des dimensions fractales est très faible. Cette faible étendue des valeurs de la dimension fractale est d'ailleurs une caractéristique de cette méthode. Rappelons que l'étendue maximale théorique varie de la dimension topologique du plan, qui est égale à 2, jusqu'à la dimension topologique

de l'espace, qui est 3. En pratique, il est inhabituel de trouver des textures présentant des dimensions aussi extrêmes [Boulecan-95].

En conclusion, nous observons que l'ensemble des attributs Surf, Perim, Lg\_Sq, Noeud, Extrem, LTC, V4, P1, P3, P5, DimF et SignF présentent des valeurs faiblement dispersées avec des coefficients de variation inférieurs à 15 % pour l'ensemble des images de texture osseuse du groupe NORMAL.

Cette homogénéité des valeurs s'explique par la reproductibilité de la localisation anatomique de l'os étudié. En effet, le positionnement de la main lors de la radiographie a l'avantage de rendre l'os immobile, avec une orientation constante par rapport au tube radiogène, quelle que soit la personne. De plus, selon les individus, les différentes épaisseurs de tissus traversées par les rayons X se superposant à la région d'analyse ont un effet négligeable sur le cliché radiographique. Les attributs caractérisent uniquement la structure osseuse sans artefact dû au positionnement de la main ou à des différences anatomiques significatives entre individus. Ainsi ces attributs prennent des valeurs du même ordre au sein d'une population d'individus sains d'âges semblables.

D'autre part, cette homogénéité des valeurs prises par ces attributs montre aussi que la dispersion radiographique est bien corrigée par les prétraitements.

A l'inverse des attributs précédents, les attributs restants, à savoir P\_B, P\_N, NTV, TMV, V1, V2, V3, P2 et P4, présentent une forte dispersion au sein du groupe NORMAL. Ces attributs qui, de plus, sont très sensibles aux conditions de réalisation des radiographies, semblent mal adaptés à la caractérisation de la structure osseuse.

## II.C : ETUDE DE LA CORRELATION DES ATTRIBUTS

Nous avons étudié, dans un deuxième temps, les corrélations entre les différents attributs proposés au sein du groupe NORMAL, afin de réduire les informations redondantes et restreindre le nombre d'attributs utilisés pour caractériser la texture. Cette étude permet aussi d'évaluer le degré de correspondance ou d'informations nouvelles apportées par chacune des méthodes.

### II.C.1 : Corrélation des attributs intra - méthodes

#### *II.C.1.a : Méthode d'extraction du réseau*

Nous avons séparé les attributs de cette méthode en deux groupes suivant leur contenu informationnel. Nous étudions ainsi d'un côté les corrélations des attributs Surf, Perim, P\_B,

P\_N et Lg\_Sq qui expriment la répartition globale du réseau trabéculaire dans l'image (cf. tableau VII.5.a). De l'autre côté, nous regroupons les attributs Noeud, Extrem et Larg qui qualifient, de manière qualitative, l'arrangement des différentes connexions du réseau (cf. tableau VII.5.b). Il nous a semblé, en effet, important de conserver les deux types d'informations complémentaires sur la structure osseuse apportés par cette méthode. C'est la raison pour laquelle nous les étudions séparément, afin de conserver un attribut représentatif de chaque type.

Nous donnons, dans le tableau VII.5.a, les valeurs des coefficients de corrélation des attributs qualifiant la répartition du réseau trabéculaire dans l'image.

Méthode d'extraction du réseau					
	Surf	Perim	P B	P N	Lg Sq
Surf	1				
Perim	0,864	1			
P B	-0,543	-0,434	1		
P N	0,502	0,361	-0,632	1	
Lg Sq	0,88	0,984	-0,410	0,353	1

Tableau VII.5.a : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode d'extraction du réseau qualifiant la répartition globale du réseau trabéculaire.

Il ressort de l'analyse du tableau VII.5.a la possibilité de regrouper les attributs {Surf-Perim-Lg\_Sq} qui sont fortement corrélés entre eux, puisqu'ils présentent des coefficients de corrélation supérieurs à 0,8. Comme ces trois paramètres présentent des dispersions du même ordre, nous retenons l'attribut Lg\_Sq pour représenter ce groupe {Surf-Perim-Lg\_Sq} en raison de la robustesse légèrement meilleure de cet attribut par rapport aux deux autres (cf. chapitre VI).

Les attributs P\_B et P\_N sont faiblement corrélés avec les autres attributs : les valeurs des coefficients de corrélation avec les autres attributs sont situées entre 0,36 et 0,63. Nous avons décidé cependant de ne pas utiliser les attributs P\_N et P\_B pour caractériser la texture en raison de leur manque de reproductibilité et de la grande dispersion des valeurs à l'intérieur de la série étudiée précédemment (cf. § II.B.1).

Nous avons ensuite étudié les corrélations des attributs qualifiant qualitativement l'arrangement du réseau trabéculaire (cf. tableau VII.5.b)

Méthode d'extraction du réseau			
	Noeud	Extrem	Larg
Noeud	1		
Extrem	0,832	1	
Larg	-0,369	-0,571	1

Tableau VII.5.b : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode d'extraction du réseau qualifiant l'arrangement du réseau trabéculaire.

Il ressort de l'analyse du tableau VII.5.b la possibilité de regrouper les deux attributs {Noeud-Extrem} qui présentent un coefficient de corrélation élevé, égal à 0,832, tandis que Larg est faiblement corrélé avec ces deux attributs : -0,37 et -0,57.

A l'intérieur du groupement {Noeud-Extrem}, nous retenons l'attribut Noeud dont la robustesse est meilleure que celle de l'attribut Extrem (cf. chapitre VI), ces deux attributs présentant des dispersions de valeurs semblables au sein du groupe NORMAL.

Ainsi l'étude de la dispersion et des corrélations des attributs de la méthode d'extraction du réseau nous a conduit à réduire les attributs utilisés à la sélection suivante : Lg\_Sq, Noeud et Larg.

### II.C.1.b : Méthode de caractérisation du relief

Méthode de caractérisation du relief			
	NTV	TMV	LTC
NTV	1		
TMV	-0,820	1	
LTC	0,723	0,952	1

Tableau VII.6 : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode de caractérisation du relief.

L'étude du tableau VII.6 montre que les attributs associés à cette méthode sont très fortement corrélés, et tout particulièrement LTC et TMV.

Nous avons choisi de ne retenir, parmi les trois attributs, que l'attribut LTC en raison de la dispersion importante des valeurs des attributs NTV et TMV, ainsi que de la grande différence de robustesse entre LTC et les deux autres attribut au sein du groupe NORMAL.

*II.C.1.c : Méthode de mesure différentielle des variations locales.*

<b>Mesure différentielle des variations locales</b>				
	V1	V2	V3	V4
V1	1			
V2	0,862	1		
V3	0,821	0,901	1	
V4	0,974	0,89	0,824	1

Tableau VII.7 : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode de mesure différentielle des variations locales

Les attributs de cette méthode apparaissent comme étant fortement corrélés entre eux, avec des coefficients de corrélation situés entre 0,82 et 0,97 (cf. tableau VII.7). Nous n'avons retenu alors qu'un seul attribut, le plus reproductible et présentant la dispersion la plus faible (cf. chapitre VI) au sein du groupe homogène, c'est-à-dire V4.

*II.C.1.d : Méthode des longueurs de plages*

<b>Méthode des longueurs de plages</b>					
	P1	P2	P3	P4	P5
P1	1				
P2	-0,940	1			
P3	0,882	-0,932	1		
P4	0,984	-0,958	0,917	1	
P5	0,950	-0,908	0,881	0,964	1

Tableau VII.8 : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode des longueurs de plages.

Les attributs associés à cette méthode présentent également de fortes corrélations : les coefficients de corrélation sont supérieurs ou égaux à 0,88 (cf. tableau VII.8). Nous avons décidé de ne retenir que l'attribut P1, pour les mêmes raisons de reproductibilité et de dispersion que précédemment.

*II.C.1.e : Méthode de mesure de la dimension fractale*

Méthode de mesure de la dimension fractale		
	Dim F	SignF
Dim F	1	
SignF	0,797	1

Tableau VII.9 : Coefficients de corrélation entre les attributs de la méthode de mesure de la dimension fractale.

Les attributs Dim F et Sign F sont très corrélés avec un coefficient de corrélation proche de 0,8 (cf. tableau VII.9). Comme ces deux attributs présentent des robustesses et des dispersions équivalentes, nous avons choisi de ne sélectionner qu'un seul de ces deux attributs, à savoir Dim F.

Finalement l'étude des corrélations entre les attributs associés aux différentes méthodes a permis de sélectionner un nombre restreint de sept attributs à savoir : Lg\_Sq, Noeud, Larg, LTC, V4, P1 et Dim F.

Nous allons, dans le prochain paragraphe, étudier les corrélations de ces différents attributs issus de méthodes d'analyse différente.

II.C.2 : Corrélations des attributs inter-méthodes

Nous donnons, dans le tableau VII.10, les coefficients de corrélation des différents attributs, toutes méthodes confondues. Par souci de simplicité et de clarté, nous n'étudions les corrélations qu'entre les attributs retenus précédemment, sélectionnés parce qu'ils résumaient l'information contenue par l'ensemble des attributs et des méthodes proposées.

Corrélation des attributs retenus							
	V4	P1	Dim F	Lg Sq	Noeud	Larg	LTC
V4	1						
P1	0,829	1					
Dim F	0,562	0,563	1				
Lg Sq	0,54	0,758	0,627	1			
Noeud	0,434	0,606	0,559	0,926	1		
Larg	-0,149	-0,157	-0,081	-0,372	-0,369	1	
LTC	0,486	0,535	0,429	0,823	0,781	-0,509	1

Tableau VII.10 : Coefficients de corrélation entre les attributs provenant des différentes méthodes.

Nous notons que, dans l'ensemble, les valeurs de ces attributs sont relativement peu corrélées, ce qui montre la complémentarité des méthodes proposées. C'est pourquoi nous avons décidé de conserver ces sept attributs pour caractériser les textures. Ce choix souligne une volonté de privilégier le pouvoir discriminant de cette analyse à la robustesse. En effet, les attributs retenus présentent des robustesses différentes. La volonté de caractériser prioritairement l'apport de l'analyse de texture osseuse à partir de clichés radiographiques justifie de privilégier le pouvoir discriminant à la robustesse.

Soulignons que les corrélations sont plus importantes entre la méthode de mesure des variations locales et la méthode des longueurs de plages qu'avec les autres méthodes. On retrouve le même phénomène pour certains paramètres de la méthode d'extraction du réseau, à savoir Lg\_Sq et Noeud, qui sont fortement corrélés avec l'attribut associé à la méthode de caractérisation du relief.

Notons aussi que l'attribut Dim F, qui représente la dimension fractale de l'image, est faiblement corrélé avec les autres attributs : les valeurs du coefficient de corrélation se situent aux alentours de la valeur 0,5 sauf pour la corrélation avec Larg. Cette faible corrélation avec les autres attributs des différentes méthodes d'analyse de texture montre l'apport de cette nouvelle méthode pour l'analyse de texture.

### **III : EVALUATION DU POUVOIR DISCRIMINANT DES ATTRIBUTS**

Nous avons essayé de discriminer les différents groupes présentés au §I en les comparant au groupe NORMAL. La comparaison avec ce groupe se justifie parce qu'il se situe à une période charnière de l'évolution du patrimoine osseux. C'est en effet à cette période de la vie, à laquelle correspond l'âge moyen du groupe NORMAL, que les phénomènes d'ostéogénèse subissent des évolutions importantes (cf. chapitre I) modifiant l'équilibre des phases de formation et de résorption des cellules osseuses et pouvant entraîner une fragilisation du squelette osseux par l'ostéoporose.

La prise en compte des groupes deux par deux correspond à une démarche médicale classique qui consiste à analyser séparément les différents critères intervenant au niveau de la structure osseuse, qui sont l'âge et l'effet de l'ostéoporose, afin de ne pas mélanger l'influence de ces derniers. Ainsi la comparaison NORMAL-JEUNE et NORMAL-AGE permet d'étudier l'évolution de la structure osseuse suivant l'âge chez des sujets sains tandis que l'étude NORMAL-OSTEO, qui compare des personnes de même âge, permet d'analyser l'effet de cette pathologie sur la structure osseuse.

### III.A : PRESENTATION DES OUTILS D'ANALYSE UTILISES

Comme nous avons sélectionné sept attributs de texture, il nous faut utiliser une procédure de représentation bidimensionnelle des données multidimensionnelles pour observer les résultats d'essais de discrimination entre les différents groupes. En effet, au cours des dialogues avec les praticiens, il nous a semblé important de pouvoir leur produire un graphique pour discuter de la validité ou des limites d'une approche d'analyse de données.

De très nombreux travaux ont été consacrés à ces représentations [Jambu-78, Duda-73, Vogel-79, Yau-75]. Ils bénéficient d'une mise en oeuvre plus ou moins simple et nécessitent souvent des choix arbitraires pour certains paramètres de réglages tels que des seuils ou des coefficients de pondération. Nous avons alors choisi d'utiliser la méthode de projection non linéaire de Sammon [Sammon-69]. L'objectif de cette méthode est de préserver le mieux possible la structure des données de l'espace multidimensionnelle : plus précisément 2 points voisins dans cet espace conservent leurs propriétés de voisinage dans l'espace de projection. Pour cela, cette méthode détermine, de manière itérative, les projections qui minimisent une fonction d'erreur caractérisant la différence de structure entre l'espace multidimensionnel de départ et l'espace de projection.

Nous complétons ces résultats par une analyse discriminante [Lagarde-83], attribut par attribut, pour justifier les succès et les échecs de la discrimination que la projection de Sammon nous permet d'évaluer de manière très subjective. Cette analyse, qui permet d'évaluer le pouvoir discriminant de chaque attribut, est basée sur la recherche de combinaisons linéaires des attributs qui permettent de séparer le mieux possible les différents groupes étudiés.

### III.B : ETUDE DE CLASSIFICATION DES DIFFERENTS GROUPES

#### III.B.1 : Classification NORMAL - JEUNE

Nous étudions, dans ce paragraphe, l'évolution en fonction de l'âge de la structure osseuse chez des sujets sains du groupe JEUNE et du groupe NORMAL.

Afin d'illustrer la variabilité interne et de caractériser les valeurs des attributs du groupe JEUNE, nous donnons un tableau récapitulatif des valeurs des attributs de ce groupe.

Homogénéité des attributs du groupe JEUNE							
	V4	P1	Dim F	Lg Sq	Noeud	Larg	LTC
Moyenne	43,64	0,540	2,607	1526	93,1	2,44	4353
Maximum	49,97	0,599	2,72	1664	144	2,587	4956
Minimum	36,66	0,540	2,53	1332	77	2,218	3712
Ecart type	3,69	0,0399	0,052	95,12	9,5	0,094	306
Coefficient de Variation	8,46	7,39	1,99	6,23	10,20	3,85	7,03

Les valeurs prises par les attributs du groupe JEUNE sont du même ordre que celles du groupe NORMAL.

Nous observons aussi que les valeurs des attributs sont légèrement moins dispersées pour le groupe JEUNE que pour le groupe NORMAL. Ceci peut s'expliquer par une dispersion radiographique plus faible en raison de l'unicité du site de réalisation des clichés du groupe JEUNE et par une homogénéité de la structure osseuse plus importante pour ce groupe qui est constitué de personnes d'âges moins dispersés. En effet l'écart de  $\pm 10$  ans pour le groupe JEUNE est plus restreint que l'écart de  $\pm 15$  ans pour le groupe NORMAL. D'autre part, les personnes du groupe JEUNE ne sont pas atteintes par des modifications dues aux phénomènes d'ostéogenèse liés à l'âge comme peuvent l'être certaines personnes du groupe NORMAL. Ce phénomène de vieillissement peut entraîner des modifications notables de la structure osseuse et une dispersion plus importante des attributs pour les individus de ce groupe.

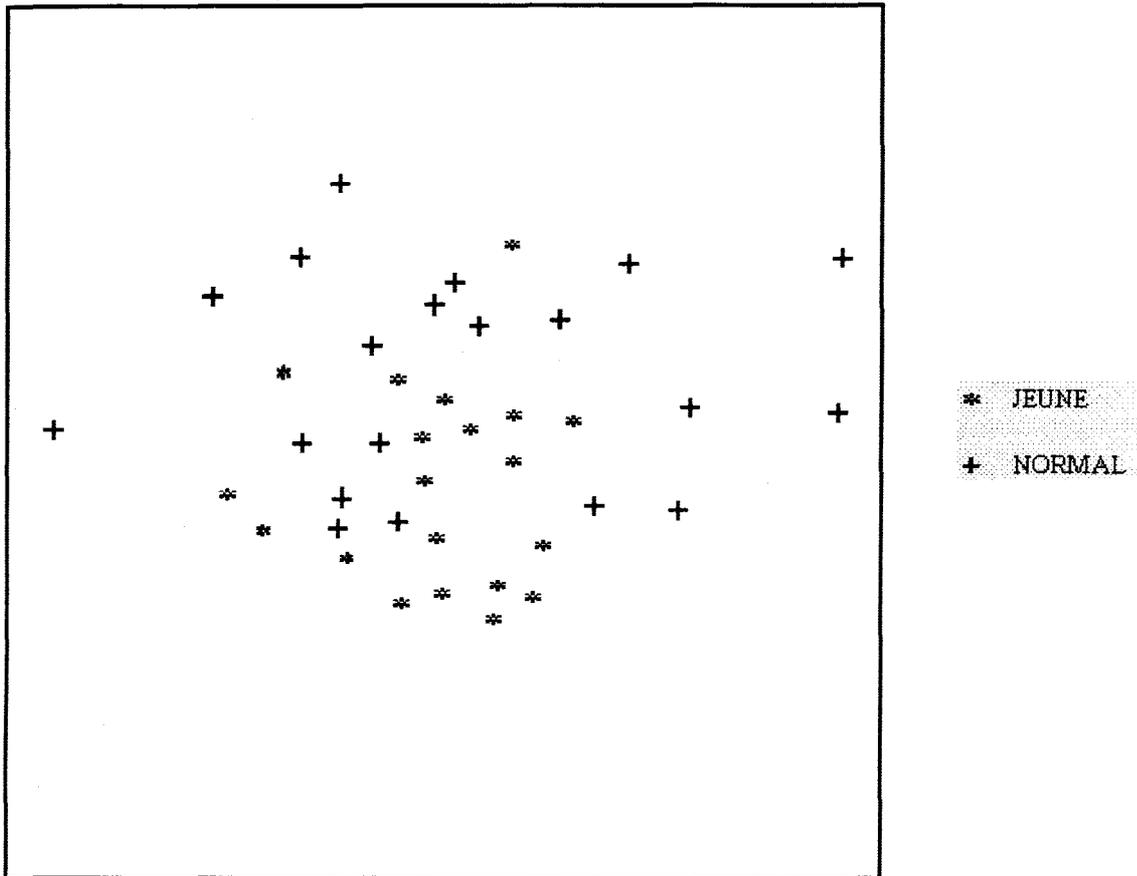


Figure VII.11 : Projection bidimensionnelle des attributs des groupes NORMAL et JEUNE

Le résultat de la projection bidimensionnelle des attributs relatifs aux sujets des deux groupes NORMAL et JEUNE par la méthode de Sammon montre que la discrimination n'est pas possible (cf.VII.11).

Pour comprendre l'origine des limites du pouvoir discriminant des sept attributs sélectionnés, nous effectuons une Analyse Discriminante entre les deux groupes en utilisant successivement chacun des attributs, à savoir V4, P1, Dim F, Lg\_Sq, Noeud, Larg et LTC. Les tableaux suivants donnent le résultat de cette analyse.

V4	Normal	Jeune
Normal	13	7
Jeune	9	11
% d'erreur =		40%

P1	Normal	Jeune
Normal	12	8
Jeune	9	11
% d'erreur =		45%

bien classé  
 mal classé

<i>Dim F</i>	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	13	7
<i>Jeune</i>	11	9
% d'erreur =		45%

<i>Lg Sq</i>	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	13	7
<i>Jeune</i>	8	12
% d'erreur =		38%

 bien classé  
 mal classé

<i>Noeud</i>	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	12	8
<i>Jeune</i>	7	13
% d'erreur =		38%

<i>Larg</i>	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	13	7
<i>Jeune</i>	8	12
% d'erreur =		38%

 bien classé  
 mal classé

<i>LTC</i>	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	9	11
<i>Jeune</i>	8	12
% d'erreur =		48%

 bien classé  
 mal classé

L'analyse discriminante effectuée avec l'ensemble des sept attributs sélectionnés ne donne pas de meilleurs résultats.

$\Sigma$ attribut	<i>Normal</i>	<i>Jeune</i>
<i>Normal</i>	13	7
<i>Jeune</i>	7	13
% d'erreur =		35%

 bien classé  
 mal classé

Dans tous les cas, les taux d'erreur restent proches de 50 %, ce qui rend la discrimination entre ces deux groupes impossible. Notons toutefois que les attributs de la méthode d'extraction du réseau apparaissent comme étant ceux conduisant aux taux d'erreur les plus faibles.

L'étude de la structure osseuse des clichés radiographiques du métacarpe ne révèle pas de différences significatives entre les deux groupes NORMAL et JEUNE de personnes saines variant en âge.

*III.B.2 : Classification NORMAL - AGE*

Nous étudions à présent les modifications de la structure osseuse pour des sujets très âgés (83 ans d'âge moyen).

Nous illustrons la variabilité interne et caractérisons les valeurs des attributs du groupe AGE en donnant un tableau récapitulatif des valeurs des attributs de ce groupe.

Homogénéité des attributs du groupe AGE							
	V4	P1	Dim F	Lg Sq	Noeud	Larg	LTC
Moyenne	49,80	0,585	2,74	1876	135	2,11	6269
Maximum	62,1	0,665	2,90	2060	152	2,29	7363
Minimum	40,44	0,521	2,56	1651	113	1,915	4828
Ecart type	5,53	0,0386	0,091	122	12,6	0,09	565
Coefficient de Variation	11,10%	6,60%	3,32%	6,50 %	9,33%	4,27%	8,47%

En comparant les valeurs de ce groupe à celles du groupe NORMAL, nous constatons que les attributs du groupe AGE prennent des valeurs nettement différentes de celles obtenues pour le groupe NORMAL. En effet, les différences entre les moyennes se situent entre 1,2 fois et 2,8 fois les écarts types, ce qui est très significatif.

Les valeurs plus importantes de V4, Dim F et LTC pour les personnes du groupe AGE montrent une irrégularité accrue de la structure osseuse pour ce groupe. C'est pourquoi les squelettes caractérisant le réseau trabéculaire sont plus complexes comme l'indiquent les valeurs plus élevées de Lg\_Sq et Noeud. D'autre part, on note une diminution significative de la largeur des chaînes du réseau.

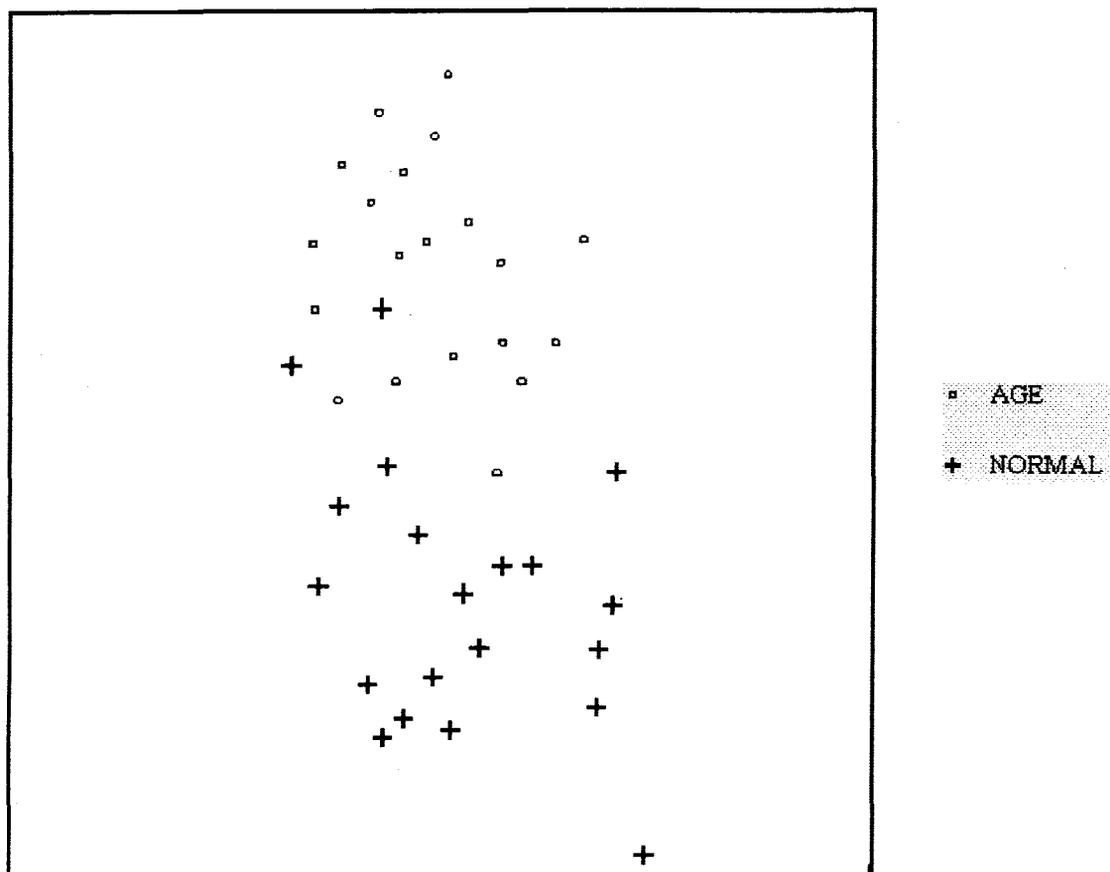


Figure VII.12 : Projection bidimensionnelle des attributs des groupes NORMAL et AGE

La projection non-linéaire de Sammon met, cette fois-ci, nettement en évidence les différences constatées sur les attributs. Nous observons qu'il existe une discrimination nette entre ces deux groupes (cf. figure VII.12). Il est en effet possible de séparer distinctement les deux groupes. Cette séparation montre la différence de structure osseuse mise en évidence par notre analyse entre ces deux groupes.

Pour évaluer les performances de discrimination de chaque attribut, nous effectuons une Analyse Discriminante effectuée avec chacun des paramètres pris séparément.

<i>V4</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	14	6
<i>Age</i>	7	13
<i>% d'erreur =</i>	32,5%	

<i>P1</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	13	7
<i>Age</i>	7	13
<i>% d'erreur =</i>	35%	

bien classé  
 mal classé

<i>Dim F</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	17	3
<i>Age</i>	5	15
% d'erreur =		20%

<i>Lg Sq</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	16	4
<i>Age</i>	4	16
% d'erreur =		20%

 bien classé  
 mal classé

<i>Noeud</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	18	2
<i>Age</i>	4	16
% d'erreur =		15%

<i>Larg</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	18	2
<i>Age</i>	4	16
% d'erreur =		15%

 bien classé  
 mal classé

<i>LTC</i>	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	17	3
<i>Age</i>	3	17
% d'erreur =		15%

 bien classé  
 mal classé

Les résultats de l'Analyse Discriminante confirment ce pouvoir séparateur des attributs. En effet nous obtenons pour chaque attribut de faibles taux d'erreur, situés entre 15 % et 35 %. L'analyse fractale est la plus discriminante des analyses de texture de type statistique. Cependant les attributs de type structurel sont dans l'ensemble autant ou plus performants que la dimension fractale Dim F.

Nous présentons ensuite le résultat de l'analyse discriminante effectuée avec tous les attributs sélectionnés précédemment.

$\Sigma$ attribut	<i>Normal</i>	<i>Age</i>
<i>Normal</i>	18	2
<i>Age</i>	3	17
% d'erreur =		12,5%

 bien classé  
 mal classé

Comme il fallait s'y attendre, les deux groupes sont nettement discriminés puisque le taux d'erreur obtenu par la discrimination effectuée avec l'ensemble des 7 attributs sélectionnés est de 12,5 %.

En conclusion sur les résultats de cette discrimination, nous notons que la dimension fractale ne permet pas une discrimination plus importante que celle obtenue en employant des attributs de types structurels provenant ou de la méthode d'extraction du réseau ou de la caractérisation du relief. Ce résultat montre que la dimension fractale n'apporte pas d'informations véritablement "révolutionnaires" par rapport aux autres méthodes. Les résultats

de la dimension fractale sont cependant meilleurs que ceux obtenus avec des méthodes statistiques classiques. Nous constatons aussi que les performances des deux méthodes d'analyse structurelle sont similaires. Cette équivalence de résultats entre les deux méthodes peut s'expliquer par l'uniformisation de la dynamique rendue nécessaire par la dispersion radiographique (cf. chapitre II). Cette uniformisation prive l'analyse de la structure osseuse d'une exploitation de la luminosité absolue des images, qui est directement liée à la quantité d'os traversés par les rayons X. Cette luminosité absolue aurait permis alors d'utiliser une notion de hauteur absolue prise par les différents éléments constituant les images en fonction de leur luminosité. Cette impossibilité d'exploiter des valeurs absolues de luminosité pénalise tout particulièrement la méthode de caractérisation du relief en l'empêchant d'exploiter les altitudes des vallées obtenues après squelettisation en raison de la modification du caractère absolu de ces valeurs. Les attributs de cette méthode proviennent alors uniquement de l'exploitation de la luminosité relative de chaque image. Ceux de la méthode d'extraction du réseau des trabéculations n'ont recours eux aussi, mais par nature, qu'à la luminosité relative des images, essentiellement d'ailleurs lors de la phase de binarisation, ce qui peut expliquer en partie les performances similaires de ces deux méthodes.

### III.B.3 : Classification NORMAL - OSTEOPOROSE

Nous analysons maintenant l'effet de l'ostéoporose, étudiée en phase initiale de fragilisation du squelette, sur la structure osseuse en comparant des sujets de même âge ( $\approx 60$  ans).

Afin d'illustrer la variabilité interne et de caractériser les valeurs des attributs du groupe OSTEO, nous donnons un tableau récapitulatif des valeurs rencontrées.

Homogénéité des attributs du groupe Ostéo							
	V4	P1	Dim F	Lg Sq	Noeud	Larg	LTC
Moyenne	43,69	0,570	2,619	1640	101	2,40	4394
Maximum	49,06	0,628	2,73	1754	137	2,529	5428
Minimum	35,75	0,48	2,48	1438	86	2,18	3750
Ecart type	3,13	0,043	0,059	91,58	10,58	0,105	363
Coefficient de Variation	8,16 %	8,54 %	2,25 %	5,58%	10,47%	4,57%	8,26%

Les valeurs des attributs pour ce groupe ostéoporotique sont sensiblement identiques à ceux du groupe NORMAL.

Nous visualisons sur la figure VII.13 la projection non-linéaire par Sammon des attributs des groupes NORMAL et OSTEO.

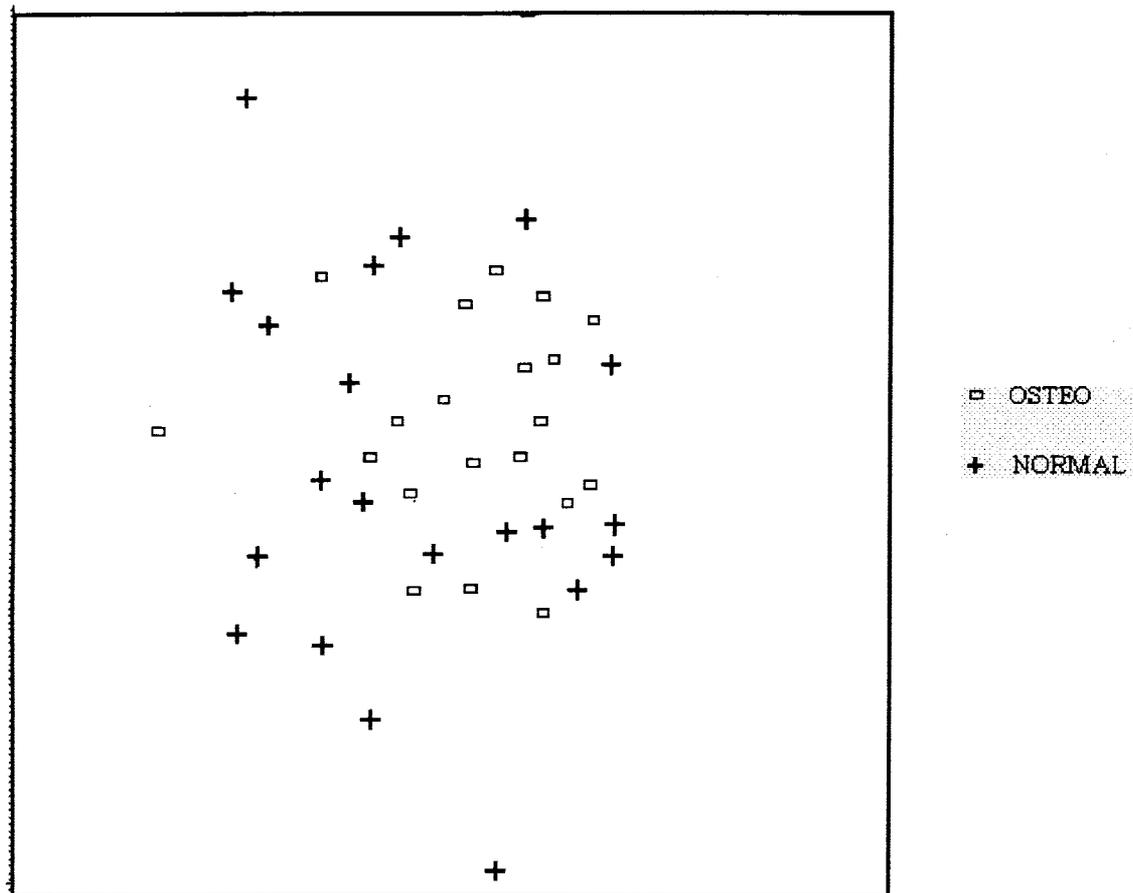


Figure VII.13 : Projection bidimensionnelle des attributs des groupes NORMAL et OSTEO

Nous observons que la discrimination entre ces deux groupes est impossible. Il n'apparaît pas de regroupements distincts des deux populations étudiées.

Nous analysons ce manque de discrimination par l'Analyse Discriminante effectuée avec chacun des attributs pris séparément.

<i>V4</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	12	8
<i>Ostéo</i>	9	11
% d'erreur =		43%

<i>P1</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	12	8
<i>Ostéo</i>	9	11
% d'erreur =		43%

bien classé  
 mal classé

<i>Dim F</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	7	13
<i>Ostéo</i>	11	9
% d'erreur =		60%

<i>Lg Sq</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	10	10
<i>Ostéo</i>	9	11
% d'erreur =		48%

 bien classé  
 mal classé

<i>Noeud</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	9	11
<i>Ostéo</i>	7	13
% d'erreur =		45%

<i>Larg</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	12	8
<i>Ostéo</i>	9	11
% d'erreur =		43%

 bien classé  
 mal classé

<i>LTC</i>	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	9	11
<i>Ostéo</i>	7	13
% d'erreur =		45%

 bien classé  
 mal classé

Nous présentons ensuite le résultat de l'analyse discriminante effectuée avec tous les attributs sélectionnés précédemment.

$\Sigma$ attribut	<i>Normal</i>	<i>Ostéo</i>
<i>Normal</i>	12	8
<i>Ostéo</i>	8	12
% d'erreur =		40%

 bien classé  
 mal classé

La discrimination des deux groupes normaux et ostéoporotiques, constitués d'individus d'âge équivalent n'est pas possible, comme le montrent les taux importants d'erreur de classification, effectuée avec les différents attributs, tous proches de 50 %. Aucun attribut ne s'est révélé nettement plus discriminant que les autres.

L'analyse effectuée ne révèle pas de différences de structure osseuse entre ces deux groupes.

#### IV : CONCLUSION

Nous obtenons au sein de chaque groupe étudié des valeurs d'attributs peu dispersées. Cette faible dispersion montre que le site choisi permet une analyse de la structure osseuse qui n'est pas perturbée, à l'inverse d'autres sites anatomiques tels que les vertèbres ou le col fémoral, par des artefacts dus à des différences significatives anatomiques ou des différences

d'épaisseurs de tissus se superposant à la zone d'analyse ou encore à une mauvaise reproductibilité du positionnement du site d'analyse.

L'étude des corrélations et de la dispersion des différents attributs proposés a permis de réduire à sept le nombre d'attributs retenus pour étudier la structure osseuse. Ces sept attributs, provenant de méthodes différentes, sont peu corrélés. Cette faible corrélation montre la complémentarité des méthodes proposées.

Il ressort par ailleurs que certains attributs de l'analyse structurale, notamment  $Lg\_Sq$ ,  $Larg$  et  $LTC$ , sont plus performants que ceux de l'analyse statistique, mise à part la dimension fractale  $Dim F$ .

Les différents résultats de la discrimination des groupes de personnes d'âges différents ont montré que la texture osseuse était modifiée lorsque les personnes étaient très âgées. Cette modification de la structure osseuse se traduit par une augmentation de l'irrégularité du réseau trabéculaire. Ceci s'explique par les phénomènes importants de résorption des travées osseuses à partir d'un âge avancé. La discrimination entre groupes de personnes saines d'âge moyen 40 et 60 ans est impossible, ce qui traduit une modification beaucoup moins importante de la structure osseuse entre ces deux tranches d'âge.

La discrimination entre personnes saines et ostéoporotiques de même âge n'est pas possible. Ce dernier résultat permet de souligner une limitation de l'étude de clichés radiographiques conventionnels réalisés en routine clinique. En raison de l'importante dispersion radiographique, les différences de luminosités initiales sont corrigées par une uniformisation de la dynamique des images. La structure osseuse est alors étudiée uniquement à partir de l'analyse de l'arrangement et de la répartition de ses constituants. Elle ne prend en compte ni la hauteur absolue des travées se rapportant à la luminosité absolue des images, qui est strictement proportionnelle à la quantité d'os traversés par les rayons X, ni les variations absolues de hauteurs entre travées osseuses et tissus mous. En effet l'uniformisation de la dynamique, nécessaire en raison de la dispersion radiographique, modifie le caractère absolu de ces valeurs et prive une exploitation de l'information issue de ces valeurs absolues. Celles-ci constituent pourtant une information importante sur la structure osseuse. Lorsque les modifications structurales ne sont pas assez significatives, cette perte d'information est préjudiciable à la discrimination des différentes populations.

## **CONCLUSION**

## CONCLUSION

La structure osseuse joue un rôle important dans la notion de résistance osseuse et apporte une aide précieuse à la connaissance du patrimoine osseux. En raison de l'absence d'examens routiniers, la caractérisation de la structure osseuse constitue actuellement un pôle de recherche important (chapitre I). L'objectif de cette thèse est de proposer une stratégie d'analyse de la texture de l'os trabéculaire à partir d'images radiographiques. Cette analyse est réalisée par traitements numériques de ces images. Le choix de la radiographie comme support d'analyse s'explique par des intérêts d'ordre économique et par une commodité d'examens quasiment inégalable dont le caractère atraumatique est aussi l'un des aspects les plus intéressants.

L'étude densitométrique d'une série de clichés radiographiques d'une mire en plexiglas a révélé une importante diversité de qualités des images radiographiques (chapitre II). Confronté à ce problème de différences de qualité, nous avons été amenés à corriger les luminosités initiales par une uniformisation des dynamiques à partir de l'histogramme des images.

Face à la complexité des textures étudiées, la sélection a priori d'une technique d'analyse s'est avérée délicate. C'est pourquoi nous avons été amenés à explorer différentes techniques d'analyse de type statistique et structurel.

Les méthodes classiques, mise à part la méthode de longueurs de plages, se sont avérées inadaptées à l'objectif de cette étude. Pour caractériser de manière pertinente la texture osseuse, nous avons alors élaboré des méthodes originales d'analyse de texture, basées sur l'extraction du réseau trabéculaire, la caractérisation du relief tridimensionnel de l'image (chapitre III) et la mesure des variations locales de la texture (chapitre IV). La première méthode repose sur la description de l'image binaire obtenue à partir du laplacien de gaussien, et de son squelette au sens morphologique du terme. La deuxième méthode utilise la squelettisation en niveaux de gris et le calcul de la ligne de partage des eaux. La dernière méthode citée est basée sur l'estimation des variations locales de la texture.

Nous avons aussi utilisé une technique nouvelle d'analyse de textures basée sur l'utilisation des fractales (chapitre V). Nous avons comparé différentes techniques de mesure de la dimension fractale sur des images test générées artificiellement, pour retenir la méthode de la couverture morphologique qui fournit les meilleures approximations de cette dimension.

Nous avons alors établi une méthodologie expérimentale permettant d'assurer la meilleure fiabilité à l'étape de numérisation des clichés radiographiques (chapitre VI).

A partir de tests réalisés pour mesurer la reproductibilité et la robustesse des méthodes, nous avons montré que les facteurs liés à la phase de réalisation des clichés radiographiques sont plus influents sur la reproductibilité des attributs que ceux liés à la phase de numérisation (chapitre VI). D'autre part, il est apparu que les attributs proposés ne présentent pas tous la même robustesse par rapport aux conditions variables de réalisation des clichés. Les attributs structurels définissant des propriétés de texture globales par rapport à l'image analysée et ceux de la mesure de dimension fractale se montrent les plus reproductibles.

Nous avons ensuite analysé les performances des différents attributs proposés dans le cadre d'une tentative de discrimination de plusieurs groupes de personnes saines d'âges différents et ostéoporotiques (chapitre VII). Pour ce faire, nous avons effectué une sélection des attributs basée sur l'analyse de la dispersion et des corrélations entre ces attributs au sein d'une population homogène. Nous avons réduit à sept le nombre d'attributs utilisés pour la discrimination sur un ensemble de 21 proposés initialement. La faible corrélation des sept attributs retenus pour la caractérisation de la texture osseuse montre une certaine complémentarité des méthodes proposées.

Il ressort par ailleurs que certains attributs de l'analyse structurelle, notamment  $Lg\_Sq$ ,  $Larg$  et  $LTC$  sont plus performants que ceux de l'analyse statistique mise à part la dimension fractale  $Dim F$ . Aucun attribut ne présente cependant, seul, un pouvoir de séparation suffisant pour produire une discrimination performante des pathologies étudiées.

L'essai de classification des différents groupes étudiés a permis de souligner une limitation de l'étude de clichés radiographiques conventionnels réalisés en routine clinique. En raison de l'importante dispersion radiographique, nous avons été contraints d'uniformiser la dynamique des images, en prenant soin toutefois de respecter les relations initiales entre niveaux de gris, ce qui implique une perte des informations densitométriques liées à la luminosité absolue et l'impossibilité de caractériser les variations et les différences de densité du réseau trabéculaire. Ces variations constituent pourtant une information importante, liée à la structure osseuse. Or lorsque les modifications structurelles ne sont pas assez significatives, cette perte d'information apparaît préjudiciable à la discrimination des différentes populations.

Afin d'améliorer les performances de cette analyse, il semble important de fixer impérativement les paramètres influant le plus la reproductibilité des attributs, à savoir l'ajustement des paramètres de saisie des clichés radiographiques et l'utilisation de films haute

résolution. D'autre part, l'ajout d'une référence étalon lors de la réalisation de la radiographie permettrait de prendre en compte l'information densitométrique caractérisant une notion de hauteur absolue des trabéculations en fonction de leur luminosité. Même si un tel recours restreint la commodité de l'examen tel qu'il est effectué actuellement, il serait alors possible de travailler avec les luminosités absolues des images, ce qui permettrait d'intégrer le degré de perte osseuse pour caractériser la structure osseuse.

Par ailleurs, bien que les méthodes proposées aient été mises en oeuvre dans le cadre de l'analyse de radiographies du métacarpe, elles peuvent être facilement utilisées pour l'analyse d'autres sites osseux et la caractérisation d'autres types d'exams médicaux. Les méthodes originales proposées dans ce travail sont d'ailleurs actuellement en phase d'installation pour la caractérisation d'images scanner tomographiques du radius.

# LEXIQUE

**Anastomose** : Réunion des travées osseuses.

**BUA** [Broadband Ultrasound Attenuation ] : Mesure de l'atténuation des ultrasons.

**Calcaneum** : Os du talon qui soutient tout le poids du corps.

**Chondrocyte** [*chondros* : cartilage & *kytos* : cellule] : Cellule sphérique du tissu cartilagineux.

**Collagène** : Scléroprotéine complexe, composant essentiel des fibres du tissu osseux.

**Diaphyse** [*diaphysis* : point de jonction du tronc et des branches d'un arbre] : Portion moyenne du corps d'un os long.

**Distal** : Qui a rapport aux extrémités éloignées du centre.

**DMO** [Densité minérale osseuse] : Mesure d'une quantité d'éléments minéraux par unité de volume par une absorptiométrie osseuse.

**Endochondral** [*endon* : à l'intérieur & *chondros* : cartilage] : Qui est ou se produit à l'intérieur du cartilage.

**Epiphyse** : Extrémité des os long.

**Glycogène** [*glycos* : doux] : Le glycogène constitue une forme de réserve importante chez l'homme et les animaux, rapidement mobilisable sous forme de glucose en cas de besoins métaboliques.

**Hématopoïétique** : Qui concerne la formation des globules sanguins : moelle osseuse, globule rouges.

**Hyalin** : Dont l'aspect est vitreux, opalin.

**Hyperparathyroïdie** : Cette maladie peut être définie comme l'ensemble des troubles consécutifs à une anomalie des glandes parathyroïdes analogue à ce que produit l'injection de parathormone.

**Hypophyse** : Glande à sécrétion hormonale aux fonctions multiples logée à la base du crâne dans la selle turcique. Ses hormones agissent sur de multiples cellules cibles, elles-mêmes ayant une fonction endocrine.

**Médullaire** : Relatif à la moelle osseuse.

**Métaphyse** : Jonction entre les épiphyses et la diaphyse pour un os long.

**N/F [Nodes / Free ends]** : Rapport du nombre de noeuds sur le nombre d'extrémités libres dans la caractérisation du squelette d'une image.

**Ostéoblaste** : Foeme jeune de cellule présente dans le tissu conjonctif ou cartilagineux en voie d'ossification. Il participe à la formation de la substance fondamentale et se transforme en ostéocyte.

**Ostéoclaste** [*osteon* : os & *klastos* : brisé] : Cellule géante multinucléée située le long des travées osseuses, dans des logettes appelées lacune de Howship, et qui joue un rôle fondamental dans la résorption osseuse physiologique ou pathologique.

**Ostéocyte** [*osteon* : os & *cytos* : cellule] : Cellule du tissu osseux.

**Ostéon** (ou système de Havers) : Principal constituant de l'os cortical compact. Un ostéon est constitué de 4 à 20 lamelles osseuses cylindriques développées concentriquement autour du canal de Havers.

**Ostéoporose** : L'ostéoporose se définit comme un syndrome clinique caractérisé par une perte osseuse qui fragilise le squelette de telle sorte qu'apparaissent des fractures spontanées ou dues à des traumatismes minimes.

**Ostéosclérose** [*osteon* : os & *skleros* : dur] : Lésion caractérisée par un épaississement localisé et généralisé des travées osseuses.

**P/A** : Rapport périmètre sur aire.

**Parathyroïde** : Petite glande à sécrétion hormonale interne, produisant la parathormone, placée dans le voisinage de la glande thyroïde.

**PBO** : Ponction biopsie osseuse qui consiste en un prélèvement d'une carotte osseuse.

**Périchondre** [*peri* : autour & *chondros* : petit corps dur] : Membrane conjonctive entourant les cartilages, excepté les surfaces articulaires, assurant leur nutrition et leur croissance par apposition.

**Périodontal** : Os qui relie la dent aux maxillaires.

**Périoste** : Membrane fibreuse entourant les os et ayant un rôle important dans la nutrition et la croissance en épaisseur des os.

**Phosphatase** : Enzyme libérant les phosphates anorganiques.

**SOS [Speed of Sound]** : Mesure de la vitesse des ultrasons.

**SV [Star Volume]** : Technique de caractérisation du volume osseux moyen à partir de coupes histomorphométriques.

**Syndrome de Turner** : Les sujets atteints de cette maladie sont porteurs d'un seul chromosome sexuel X ou d'anomalies dans la structure d'un des deux chromosomes X. Ce syndrome se manifeste par une petite taille, un impubérisme, un ensemble dysmorphique du visage, des membres et des viscères.

**Tissu conjonctif** : Tissu mou qui relie des organes ou parties d'organes.

**Thyroïde** : Organe glandulaire à sécrétion hormonale interne, produisant T3, T4 et la calcitonine, située à la partie antérieure et inférieure du cou.

**Trabéculatation** : Qui forme des travées ou des cloisons plus ou moins complètes.

# **BIBLIOGRAPHIE**



- [Aaron-89] : Aaron J.E., Makins N.B., Sagreiya K., *The microanatomy of trabecular bone loss in normal aging men and women*, Clin. Ortho. Rel. Res., 215, p.260-271, 1989.
- [Ade-83] : Ade F., *Characterization of textures by "eigenfilters"*, Signal Processing, 5, p.451-457, 1983.
- [Alexandre-93] : Alexandre C., *Les facteurs de résistance osseuse*, In Marcelli C., Sebert J.L., *Architecture et résistance mécanique osseuse*, Masson, p.41-47, 1993.
- [Amadsun-89] : Amadsun M., King R., *Textural features corresponding to textural properties*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 19-5, p.264-274, 1989.
- [Arce-87] : Arce G.R., Crinion R.J., *Median filters analysis for 2D recursively filtered signals*, IEEE Trans. A.S.S.P, 35, p.60-69, 1987.
- [Audran-93] : Audran M., Chappard D., Basle M.F., Rebel A., *Vieillesse et modifications de l'architecture et de la résistance mécanique de l'os*, p.113-119, In Marcelli C., Sebert J.L., *Architecture et résistance mécanique osseuse*, Masson, 1993.
- [Ballard-82] : Ballard D.H., Brown C.M., *Computer Vision*, Prentice-Hall, Inc., Englewoods Cliffs, New Jersey, 1982.
- [Barnsley-88] : Barnsley M.F., *Fractal everywhere*, London, Academic Press, 1988.
- [Bell-67] : Bell G.H., Dunbar O., Beck J.S., Gibb A., *Variations in strength of vertebrae with age and their relation with osteoporosis*, Calcif. Tissue Int., 1, p.75-86, 1967.
- [Benhamou-94] : Benhamou C.L., Lespailles E., Jacquet G., Harba R., Jennane R., Lousot T., Tourliere D., Ohle W.Y., *Fractal organisation of trabecular bone images on calcaneus radiographs*, J.Bone Min.Res., à paraître.
- [Bergot-89] : Bergot C., Laval-Jeantet A.M., Preteux F., Meunier A., *Measurement of anisotropic vertebral trabecular bone loss during aging by quantitative image analysis*, Calcif. Tissue, 43, p.143-149, 1989.
- [Berry-93] : Berry J., Webber R., Horton R., Santago P., Pope JtI, *Fractal dimension as a measure of change in trabecular bone structure*, in *Advances in Bioengineering*, Tarbell JM Ed., The American Society of Mechanical Engineers, New York, 26, p.185-186, 1993.
- [Beucher-90] : Beucher S., *Segmentation d'images et morphologie mathématique*, Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1990.
- [Bolon-90] : Bolon P., Fruttaz J.L., *Adaptative order filter. Application to edge Enhancement of noisy images*, Signal processing V, Theories and applications, Eds Torres Masgrau Lagunas, p.817-820, 1990.
- [Bonnell-93] : Bonnell F., *Os cortical et os trabéculaire : un point de vue mécanique finaliste (de l'anatomie microscopique à la macroscopie)*, p.1-13, In Marcelli C., Sebert J.L., *Architecture et résistance mécanique osseuse*, Masson, 1993.
- [Boulecan-95] : Boulecan H., *Topographie d'images en niveaux de gris : Contribution au contrôle de qualité des matériaux composites*, Thèse de l'I.N.S.A.de Lyon, 1995.
- [Bovik-90] : Bovik A., Clark M., Geisler W., *Multichannel texture analysis using localized spatial filters*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 12-1, p.55-73, 1990.

## Bibliographie

---

- [Bracewell-65] : Bracewell R., *The Fourier transform and its applications*, Eds Mac Graw -Hill, New York, p.160-163, 1965.
- [Brodatz-66] : Brodatz, *Textures - A photographic album for artists and designers*, Dover, New-York, 1966.
- [Brown-87] : Brown C., Batocletti J., Srinivasan R., Moore J., Sigman P., *In vivo  $^{31}P$  NMR spectroscopy for evaluation of osteoporosis*. Lancet, 4, p.37-38, 1987.
- [Buckland-94] : Buckland-Wright J.C., Lynch J.A., Rima J., Fogelman I., *Fractal signature analysis of macroradiographs measures trabecular organisation in lumbar vertebrae of postmenopausal women*, Calc.Tissue Int., 54, p.106-112, 1994.
- [Buf-90] : Du Buf J.M.H., Kardan M., Spann M., *Texture feature performance for image segmentation*, Pattern Recognition, 23, p.291-309, 1990.
- [Bushberg-94] : Bushberg J.T., Seibert J.A., Leidholdt E.M., Boone J.M., *The essential physics of medical imaging*, Ed. W.M. Passano, Baltimore, 1994.
- [Cainaiello-79] : Canaiello E.R., Gisolfo A., Vitulano S., *A technique for texture analysis using C-calculus*, Signal Processing, 1, p.159-173, 1979.
- [Caldwell-90] : Caldwell C.B., Stapleton S.J., Holdsworth D.W., Jong R.A., Weiser W.J., Cooke G. Yaffe M.J., *Characterisation of mammographic parenchymal pattern by fractal dimension*, Phys. Med. Biol., 35, p.235-247, 1990.
- [Caliguri-93] : Caliguri P., Giger M.L., Favus M.J., Jia H., Dor K., Dixon L.B, *Computerized radiographic analysis of osteoporosis : preliminary evaluation*. Radiology, 186, p.471-474, 1993.
- [Caliguri-94] : Caliguri P., Giger M.L., Favus M.J., *Multifractal radiographic analysis of osteoporosis*, Med.Phys, 21, p.503-508, 1994.
- [Canny-83] : Canny J.F., *Finding edges and lines in images*, Technical reports no. 720, Massachusetts Institute of Technology, 1983.
- [Cargill-89] : Cargill E.B., Donohoe K., Kolodny G., Parker J.A., Zimmermann R.E., *Analysis of lung scans using fractal*, Proceedings of SPIE, 1092, p.2-8, 1989.
- [Chanda-85] : Chanda B., *On image enhancement and threshold selection using the gray level cooccurrence matrix*. Pattern Recognition Letters, 3-4, p.243-251, 1985.
- [Chellappa-85] : Chellappa R., Chatterjee S., *Classification of textures using gaussian markov random fields*, IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process, 33, p.78-82, 1985.
- [Chen-79] : Chen P.C., Pavlidis T., *Segmentation by texture using a cooccurrence matrix*, Comput. Graphics Image Process., 10, p.172-182, 1979.
- [Chen-82] : Chen C.H., *A study of texture classifications using spectral features*, Proc 6th Int. Conf. on Pattern Recognition, Munich, p.1064-1067, 1982.
- [Chen-89] : Chen C.C., Daponte J.S., Fox M.D., *Fractal feature analysis and classification in medical imaging*, IEEE Trans. Med.Imag., 8, p.133-142, 1989.
- [Chen-90] : Chen C., Dubes R., *Discrete MRF parameters as features for texture classification*, IEEE Int. Conf. on Systems Man Cybern., 1990.
- [Cheng-92] : Cheng K.H., Hernandez M., *Magnetic resonance diffusion imaging detects structural damage in biological tissues upon hyperthermia*, Cancer Res., 52-21, p.6066-6073, 1992.

- [Chu-90] : Chu A., Sehgal C.M., Greenleaf J.F., *Use of gray value distribution of run lengths for texture analysis*, Pattern Recognition Letters, 11, p.415-420, 1990.
- [Chung-94] : Chung H., Chu C., Underweiser M., Wehrli F., *On the fractal nature of trabecular structure*, Med. Phys., 21, p.1535-1540, 1994.
- [Colin-92] : Colin D., *Analyse de texture osseuse*, DEA productique et informatique industrielle, LILLE, 1992.
- [Colin-94] : Colin D., Bekkoucha A., Dubois P., Postaire J.G., *Analyse de texture osseuse radiographique : application sur l'épiphyse du métacarpe*, Actes du VIIème Forum Jeunes Chercheurs en Génie Biologique et Médical, Lyon, p.48-49, Mai 1994.
- [Colin-94b] : Colin D., Bekkoucha A., Dubois P., *Analyse de texture osseuse radiographique*, IIIème Congrès sur la Recherche en Imagerie Médicale, Paris, Sept 1994.
- [Colin-95] : Colin D., Postaire J.G., Weil J., Dubois P., *Analyse préliminaire de la texture osseuse radiographique chez l'adolescent*, Innovat. Tech. Biol. Med., 16-3, p.246-257, 1995.
- [Compston-87] : Compston J.E., Mellish R.W.E., Garrahan N.J., *Age-related changes in iliac crest trabecular micro-anatomic bone in man*, Bone, 8, p.289-312, 1987.
- [Conners-80] : Conners R.W., Harlow C.A., *A theoretical comparison of texture algorithms*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2, p.204-222, 1980.
- [Cortet-95] : Cortet B., Colin D., Dubois P., Delcambre B., Marchandise X., *Les différentes méthodes d'analyse quantitative de la structure osseuse*, Rev. Rhum., 1995 [Soumis].
- [Coster-89] : Coster M., Chermant J.L., *Précis d'analyse d'images*, Presses CNRS, 1989.
- [Cross-83] : Cross G.R., Jain A.K., *Markov random field texture models*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 5-1, p.25-39, 1983.
- [Cummings-90] : Cummings S.R., Black D., Nevitt M.C., *Appendicular densitometry and age predict hip fracture in women*. JAMA, 263, p.665-668, 1990.
- [Davis-78] : Davis L.S., Rosenfeld A., *Noisy cleaning by iterated local averaging*, IEEE Trans. Syst. Man and Cyben., 8-9, p.705-710, 1978.
- [Davis-81] : Davis L.S., Clearman M., Aggarwal J.K., *An empirical evaluation of generalized cooccurrence matrices*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 3-2, p.214-221, 1981.
- [De Souza-82] : De Souza P., *Texture recognition via autoregression*, Pattern recognition, 15, p.471-475, 1982.
- [Dellepiane-87] : Dellepiane S., Serpico S.B., Vernazza G. et Viviani R., *Fractal based image analysis in radiological applications*, Proceedings of the SPIE, 845, p.396-343, 1987.
- [Denizon-86] : Denizon A., *Etude de la texture musculaire par traitement numérique d'images*, Thèse de l'Université de Clermont-Ferrand, 1986.
- [Deravi-83] : Deravi F., Pal S.K., *Gray level thresholding using second-order statistics*, Pattern Recognition Letters, 1-5, p.417-422, 1983.
- [Deriche-87] : Deriche R., *Using Canny's criteria to derive a recursive implemented optimal edge detector*, The International Journal of Computer Vision, 1-2, p. 167-87, 1987.
- [Deriche-90] : Deriche R., *Fast algorithms for low level vision*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 18-1, p.679-698, 1990.

## Bibliographie

---

- [Derin-87] : Derin H., Elliott H., *Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs random field*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 9, p.39-55, 1987.
- [Diday-82] : Diday E., *Éléments d'analyse de données*, Dunod, Paris, 1982.
- [Dubois-91] : Dubois P., Derisquebourg T., Duquesnoy B., Marchandise X., *Mesure automatique de l'épaisseur corticale moyenne des métacarpiens*, Revue d'Imagerie Médicale, 3, p.88-92, 1991.
- [Duda-73] : Duda R.O., Hart P.E., *Pattern classification and scene analysis*, John Wiley, N.Y., 1973.
- [Durand-91] : Durand E.P., Rueeggsegger P., *Cancellous bone structure : analysis of high resolution CT images with the run length method*, Journal of Comput. Assist. Tomography, 15, p.133-139, 1991.
- [Eichmann-88] : Eichmann G., Kasparis T., *Topologically invariant texture descriptors*, Comp. Vis. Graph. Im. Process, 41, p.267-281, 1988.
- [Eigen-74] : Eigen D., Fromm F., Northouse R., *Cluster analysis based on dimensional information with applications to feature selection and classification*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern.,4-3, p.284-293, 1974.
- [Fehlauer-78] : Fehlauer J., Eisenstein B., *A declustering criterion for feature extraction in pattern recognition*, IEEE Trans. Computers, 27-3, p.261-266, 1978.
- [Flautre-92] : Flautre B., Hardouin P., *La microradiographie dans l'étude des paramètres trabéculaires*. Act. Orthop. Bel., 58, p.287-296, 1992.
- [Flautre-94] : Flautre B., Hardouin P., *Microradiographic aspect on iliac bone tissue in postmenopausal women with and without vertebral crush fractures*, Bone, 15, p.477-481, 1994.
- [Frei-77] : Frei W., Chen C.C., *Fast boundary détection : a generalization and a new algorithm*, IEEE Computers, 26, p.988-999, 1977.
- [Fu-81] : Fu K.S., Mui J.K., *A survey on image segmentation*, Pattern Recognition, 13, p.3-16, 1981.
- [Fukunaga-72] : Fukunaga K., *Introduction to statistical pattern recognition*, Academic Press, New York, 1972.
- [Gagalowicz-81] : Gagalowicz A., *Visual discrimination of stochastic texture fields based upon their second order statistics*, Int. Conf. on Pattern Recognition, Miami, USA, September 1981.
- [Gagalowicz-83] : Gagalowicz A., *Vers un modèle de texture*, Thèse d'état, INRIA, 1983.
- [Galloway-75] : Galloway M.M., *Texture analysis using gray level run lengths*, Computer Graphics and Image Process., 4, p.172-179, 1975.
- [Garden-61] : Garden R.S., *The structure and function of the proximal end of the femur*, J. Bone Joint Surg., 43-B, p. 576-589, 1961.
- [Garding-88] : Garding J., *Properties of fractal intensity images*, Pattern Recognition Letters, 8, p.319-324, 1988.
- [Garra-93] : Garra B.S., Horii S.C., Mun S.K., Zeman R.K., *Improving the distinction between benign and malignant breast lesions : the value of sonographic texture analysis*, Ultrason. Imaging, 15-4, p.267-285, 1993.
- [Garrahan-86] : Garrahan N.J., Mellish R.W.E., Compston J.E., *A new method for two-dimensional analysis of bone structure in human iliac crest biopsies*, J. Microscopy, 142, p.341-349, 1986.
- [Gentil-92] : Gentil C., *Les fractales en synthèse d'images : le modèle IFS*, Thèse de Doctorat à l'Université Claude Bernard, Lyon I, 1992.

- [Geraets-94] : Geraets W.G.M, Van der Stelt P.F., Elders P.J.M., *The radiographic trabecular bone pattern during menopause*, Bone, 14, p.859-864, 1994.
- [Geusens-93] : Geusens P., *Assessment of biomechanical properties of bone*, In Marcelli C., Sebert J.L., *Architecture et résistance mécanique osseuse*, Masson, p.65-69, 1993.
- [Gluer-94] : Gluer C.C., Cummings S.R., Bauer D.C., Stone K., Pressman A., Genant H.K., *Association between quantitative ultrasound and recent fractures*, J. Bone Min. Res., 9 (Suppl. 1), S131 (abstract), 1994.
- [Gough-94] : Gough J.J., Kent J.T., O'Higgins P., Ellison L.T., *Variogram method for the analysis of bony trabecular shadows in plain radiographs*, Int. J.Biomed.Comput., 35, p.141-153, 1994.
- [Guarini-93] : Guarini G., Onofri E., *New horizons in medicine*, Recenti. Prog. Med., 84-6, p.438-42, 1993.
- [Hahn-91] : Hahn M., Vogel M., Pompesius-Kempa, Delling G., *Trabecular bone pattern factor - A new parameter for simple quantification of bone microarchitecture*, Bone, 13, p.327-330, 1991.
- [Hans-94] : Hans D., Arlot M.E., Schott A.M., Roux J.P., Kotsky P.D., Meunier P.J., *Ultrasound measurements on the os calcis reflect more the bone microarchitecture than the bone mass : A two dimensional histomorphometric study*, Proceedings of Ultrasonic Assessment of Bone, Bath, 1994.
- [Haralick-73] : Haralick R.M., Shanmugan K., Dinstein I., *Textural features for image classification*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 3-6, p.610-621, 1973.
- [Haralick-79] : Haralick R.M., *Statistical and structural approaches to texture*, Proceedings of IEEE, 67-5, p.786-804, 1979.
- [Haralick-84] : Haralick R.M., *Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 6-1, p.58-68, 1984.
- [Haralick-86] Haralick R.M., *Statistical image texture analysis*, in Handbook of Pattern Recognition and Image Processing, Eds Academic Press, p.247-279, 1986.
- [Hausdorff-19] : Hausdorff F, *Dimension und äusseres mass*, Mathematische Annalen, 79, p.157-179, 1919.
- [He-87] : He D.C., Wang L., Guibert J., *Texture feature extraction*, Pattern Recognition Letters. 6, p.269-73, 1987.
- [Hildreth-83] : Hildreth E.C., *The detection of intensity changes by computer and biological vision systems*, Computer Graphics and Image Process., 22, p.1-27, 1983.
- [Hong-80] : Hong T.H., Dyer C.R., Rosenfeld A., *Texture primitive extraction using an edge-based approach*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 10, p.659-679, 1980.
- [Hui-89] : Hui S.L., Slemenda C.W., Johnston C.C. Jr., *Baseline measurements of bone mass predicts fracture in white women*, Ann. Intern. Med., 111, p.355-361, 1989.
- [Jacquet-90] : Jacquet G., Ohley W.J., Mont M.A., Siffert R., Schmuckler R., *Measurement of bone structure by use of fractal dimension*, Proc. Ann. Conf. IEEE/EMBS, p.1402-1403, 1990.
- [Jacquin-90] : Jacquin A.E., *Fractal image coding based on a theory of iterated contractive image transformations*, SPIE, 1360, p.227-239, 1990.
- [Jaggard-90] : Jaggard D.L., *On fractal electrodynamics*, in Recent Advances in Electromagnetic Theory, H.N.Kritikos and D.L. Jaggard, Eds Springer Verlag, New York, 1990.
- [Jambu-78, Duda-73, Vogel-79, Yau-75]

## Bibliographie

---

- [Jambu-78] : Jambu M., *Classification automatique pour l'analyse de données*, Dunod, Paris, 1978.
- [Jara-93] : Jara H., Wehrli Fw., Chung Hw., *High-resolution variable flip angle 3D MR imaging of trabecular microstructure in vivo*, Magn. Res. Med., 29, p.528-539, 1993.
- [Jhamaria-83] : Jhamaria N.L., Lal K.B., Udawat M., Banerji P., Kabra S.G., *The trabecular pattern of the calcaneum as an index of osteoporosis*, J. Bone Joint Surg., 65-B, p.195-198, 1983.
- [Julesz-73] : Julesz B., Gilbert E.N., Sheep L.A., Frisch H.L., *Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second order statistics-revisited*, Perception 2, p.391-405, 1973.
- [Julesz-75] : Julesz B., *Experiments in the visual perception of texture*, Scientific Amer., 233, p.34-43, 1975.
- [Julesz-79] : Julesz B., Gilbert E.N. and Victor J.D., *Visual discrimination of textures with identical third order statistics*, Biological Cybernetics, 31, p.137-140, 1979.
- [Kashyap-86] : Kashyap R.L., Khontanzad, *A model-based method for rotation invariant texture classification*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 8-4, 1986.
- [Keller-87] : Keller J.M., Crownover R.M., Chen R.Y., *Characteristics of natural scenes related to the fractal dimension*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 9, p.621-628, 1987.
- [Keller-89] : Keller J.M., Chen S., *Texture description and segmentation through fractal geometry*, Comp. Vis. Graph. Im. Process, 45, p.150-166, 1989.
- [Kirsch-71] : Kirsch R., *Computer determination of the constituent structure of biological images*, Computer and Biological Images Research, 3, p.315-328, 1971.
- [Kitchen-89] : Kitchen L.J., Malin J., *The effect of spatial discretization on the magnitude and direction response of simple differential edge operators on a step edge*, Comp. Vis. Graph. Im. Process, 47, p.243-258, 1989.
- [Lagarde-83] : Lagarde J., *Initiation à l'analyse de données*, Dunod, Paris, 1983.
- [Laval-93] : Laval-Jeantet A.M., Chevalier F., Bergot C., Laval-Jeantet M., Peyrin F., Houssard J.P., *La structure trabéculaire vertébrale en tomodensitométrie*, In Marcelli C., Sebert J.L., Architecture et résistance mécanique osseuse, Masson, p.82-91, 1993.
- [Laws-79] : Laws K.I., *Texture energy measures*, in Proc. Image Understanding Workshop, p.47-51, 1979.
- [Le Méhauté-90] : Le Méhauté A., *Les géométries fractales*, Paris, Hermes, 1990.
- [Levialdi-71] : Levialdi S., *Parallel pattern processing*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 1-3, p.292-296, 1971.
- [Loupas-89] : Loupas T., McDicken W.N., Allan P.L., *An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images*, IEEE Trans. Circuits Syst., 36, p.129-135, 1989.
- [Lu-93] : Lu G., *Fractal image compression*, Signal Processing : Image Communication, 5, p.327-343, 1993.
- [Lundhal-86] : Lundhal T., Ohley W., Kay S., Siffert R., *Fractional Brownian Motion : A maximum likelihood estimator and its application to image texture*, IEEE Trans. Med. Imag., 5, p.152-161, 1986.
- [Lynch-91] : Lynch J.A., Hawkes D.J., Buckland-Wright J.C., *Analysis of texture in macroradiographs of osteoarthritic knees using the fractal signature*, Phys. Med. Biol., 36, p.709-722, 1991.
- [MacAulay-90] : Mac Aulay C., Palcic B., *Fractal texture features based on optical density surface area. Use in image analysis of cervical cells*, Anal. Quant. Cytol. Histol., 12-6, p.394-398, 1990.

## Bibliographie

---

- [Majumdar-91] : Majumdar A., Tien C.L., *Fractal network model for conductance*, Transactions of ASME, 113, p.516-525, 1991.
- [Majumdar-93] : Majumdar S., Weinstein R.S., Prasad R.R., *Application of fractal geometry techniques to the study of trabecular bone*, Med. Phys., 20, p.1611-1619, 1993.
- [Mandelbrot-67] : Mandelbrot B.B., *How long is the coast of Britain ?*, Statistical self similarity and fractional dimension, Science, 156, p.636-638, 1967.
- [Mandelbrot-68] : Mandelbrot B.B., Van Ness J.W., *Fractional brownian motions, fractional noise and applications*, SIAM Review, 10, p.422-437, 1968.
- [Mandelbrot-75] : Mandelbrot B.B., *Les objets fractals : forme, hasard, dimension*, Paris, Ed. Flammarion, 1975.
- [Mandelbrot-77] : Mandelbrot B.B., *Fractals : form, chance and dimension*, San Francisco, Freeman, 1977.
- [Mandelbrot-82] : Mandelbrot B.B., *The fractal geometry of nature*, San Francisco, Freeman, 1982.
- [Marchandise-92] : Marchandise X., Belgrand P., Legrand A-P., *Solid state  $^{31}\text{P}$  NMR spectroscopy of bone and bone substitutes*, Magn. Reson. Med., 17, p.543-551, 1992.
- [Marr-80] : Marr D., Hyldreth E.C., *Theory of edge detection*, Proc. R. Soc. Lond., B 207, p.187-207, 1980.
- [Matheron-75] : Matheron G., *Random set and integral Geometry*, J.Wiley, 1975.
- [Matsuyama-82] : Matsuyama T., Miura S., Nagao M., *Structural analysis for regularly arranged texture*, Comp. Vis. Graph. Im. Process, 18, p.259-278, 1982.
- [McBroom-85] : McBroom R.J., Hayes W.C., Edwards W.T., Goldberg R.P., White A.A., *Prediction of vertebral body compressive fracture using quantitative computed tomography*, J. Bone Joint Surg., 67-A, p.1206-1214, 1985.
- [Mellish-89] : Mellish R.W.E., Garrahan N.J., Compston J.E., *Age-related changes in trabecular width and spacing in human iliac crest biopsies*, Bone and Mineral, 65, p.331-338, 1989.
- [Minkowski-01] : Minkowski H., *Über die begriffe länge, Oberfläche und Volumen*, Jahresbericht der Deutschen Mathematiker Vereinigung, 9, p.115-121, 1901.
- [Mitchell-77] : Mitchell O.R., Myers C.R., Boyne William, *A Max-Min Measures for image texture analysis*, IEEE Trans. Computers, p.409-415, 1977.
- [Mol-92] : Mol A., Dunn S.M., Van-Der-Stelt P.F., *Diagnosing periapical bone lesions on radiographs by means of texture analysis*, Oral-Surg-Oral-Med-Oral-Pathol., 73-6, p.746-750, 1992.
- [Mosekilde-87] : Mosekilde Li., Mosekilde Le., Danielsen C.C., *Biochemical competence of vertebral trabecular bone in relation to ash density and age in normal individuals*, Bone, 8, p.79-85, 1987.
- [Mosekilde-89] : Mosekilde Li., *Sex differences in age-related loss of vertebral trabecular bone mass and structure- Biochemical consequences*, Bone, 10, p.425-432, 1989.
- [Nagao-79] : Nagao M., Matsuyama T., *Smoothing preserving edge*, Comput. Graphic and Image Process., 9, p.301-407, 1979.
- [Nelson-88] : Nelson T.R., Manchester D.K., *Modeling of lung morphogenesis using fractal geometries*, IEEE Trans. Med. Imag., 7, p.321-327, 1988.

- [Nevatia-80] : Nevatia R., Babu K.R., *Linear feature extraction and description*, Computer Graphics and Image Process., 13, p.257-269, 1980.
- [Nevatia-86] : Nevatia R., *Image segmentation*, Handbook of Pattern Recognition and Image Processing, Eds Academic Press, p.215-231, 1986.
- [Ohanian-92] : Ohanian P.P., Dubes R., *Performance evaluation for four classes of textural features*, Pattern Recognition, 25-8, p.819-833, 1992.
- [Parfitt-83] : Parfitt A.M., Mathews C.H.E., Villanueva A.R., Kleerekoper M., Frame B., Raos D.S., *Relationship between surface, volume and thickness of iliac trabecular bone in aging and in osteoporosis: Implication for the microanatomic and cellular mechanism of bone loss*, J. Clin. Invest., 72, p.1396-1409, 1983.
- [Parfitt-87] : Parfitt A.M., Drezner M.K., Glorieux F.H., Kanis J.A., Malluche H., Meunier P.J., Ott S.M., Recker R.R., *Bone histomorphometry: standardisation of nomenclature, symbols and units*, Report of the ASBMR histomorphometry nomenclature Committee, J. Bone. Min. Res., 2, p.595-610, 1987.
- [Parisien-88] : Parisien M.V., McMahon D., Pushparaj N., Dempster D.W. *Trabecular architecture in iliac crest bone biopsies: intraindividual variability in structural parameters and changes with age*, Bone, 9, p.289-295, 1988.
- [Patrick-69] : Patrick E.A., Fisher F.P., *Nonparametric feature selection*, IEEE Trans. Inform. Theory, 15, p.577-584, 1969.
- [Pavlidis-78] : Pavlidis T., *A review of algorithms for shape analysis*, Computer Graphics and Image Process., 7, p.243-258, 1978.
- [Peleg-84] : Peleg S., Naor J., Hartley R., Avnir D., *Multiple resolution texture analysis and classification*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 6, p.518-523, 1984.
- [Pentland-84] : Pentland A., *Fractal based description of natural scenes*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 6, p.661-674, 1984.
- [Pietikäinen-83] : Pietikäinen M., Rosenfeld A, Davis L.S., *Texture classification using averages of local pattern matches*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern.,13, p.421-26, 1983.
- [Postaire-87] : Postaire J.G., *Analyse de texture et segmentation*, in Postaire J.G., De l'image à la décision, Bordas, p.166-193, 1987.
- [Prasad-91] : Prasad R., Majumdar S., *Fractal geometry as a means of studying trabecular bone structure*, Nuclear Science, Symposium and Medical Imaging Conferences, Santa Fe, p.1844-1848, 1991.
- [Prewitt-70] : Prewitt J.M.S., *Object enhancement and extraction*, on Picture Processing and Psychopictorics, B.S. Lipkin, Eds Academic Press, New York, 1970.
- [Priebe-94] : Priebe C.E., Solka J.L., Lorey R.A., Rogers G.W., Poston W.L., Kallergi M., Qian W., Clarke L.P., Clarke R.A., *The application of fractal analysis to mammographic tissue classification*, Cancer Lett., 77, p.183-189, 1994.
- [Pudil-81] : Pudil P., Blaha S., *Evaluation of the effectiveness of features selected by discriminant analysis method*, Pattern Recognition, 14, p.81-85, 1981.
- [Ramstein-90] : Ramstein G., Raffy M., *Algorithme d'analyse fractale de contours en télédétection et applications*, Int. J. Remote Sensing, 11, p.191-208, 1990.
- [Redd-93] : Redd T.R., Hans du Buf, *A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques*, Image Understanding, 57-3, p.359-372, 1993.

## Bibliographie

---

- [Richardson-61] : Richardson L.F., *The problem of contiguity : an appendix of statistics of deadly quarrels*, General Systems Yearbook, 6, p.139-187, 1961.
- [Ritenour-84] : Ritenour E.R., Nelson T.R., Raff U., *Applications of the median filter to digital radiographic images*, in Proc. 7th Int. Conf. Acoust. Speech, Signal Processing, ASSP-31, p.2311-2314, 1984.
- [Roberts-65] : Roberts L.G., *Machine perception of three dimensionnal solids*, Optical and Electro-optical Information Processing, MIT Press, Ed. J.T. Tipet, Cambridge, p.157-191, 1965.
- [Rosenfeld-70] : Rosenfeld E., Troy E., *Visual texture analysis*, TR-116, Computer Science Center, University of Maryland, 1970.
- [Rosenfeld-71] : Rosenfeld A., Thursyon M., *Edge and curve detection for visual scene analysis*, IEEE Trans. Computer, 20, p.562-569, 1971.
- [Rosenfeld-78] : Rosenfeld A., Davis L.S., *Iterative histogram modification*, IEEE Trans. Syst Man and Cyben., 8-4, p.300-302, 1978.
- [Roux-93] : Roux C., Lemmonier E., Kolta S., *Atténuation des ultrasons au calcaneum et densités osseuses*, Rev. Rhum. Mal Ostéoartic. [Ed. Fr.], 61, p.897-901, 1993.
- [Ruttimann-92] : Ruttimann E., Webber R.L., Hazelrig J.B., *Fractal dimension from radiographs of peridental alveolar bone*, Oral Surg. Oral Med. Oral Pathol., 74, p.98-110, 1992.
- [Ryan-94] : Ryan P.J., Fogelman I., *Osteoporotic vertebral fractures : Diagnosis with radiography and bone scintigraphy*, Radiology, 190, p.669-672, 1994.
- [Samarabandu-93] : Samarabandu J., Acharya R., Hausmann E., Allen K., *Analysis of bone X-rays using morphological fractals*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 12, p.466-470, 1993.
- [Sammon-69] : Sammon J.W., *A non linear mapping for data structure analysis*, IEEE Trans. Computers, 18, p.401-409, 1969.
- [Sammon-69] : Sammon J.W., *A non linear mapping for data structure analysis*, IEEE Trans. Computers, 18, p.401-409, 1969.
- [Saupe-88] : Saupe D., *Algorithms for random fractals*, in The Science of Fractal Images, Springer Verlag, Peitgen H.O. and Saupe D. Editors, p.71-133, 1988.
- [Schott-93] : Schott A.M., Hans D., Meunier P.J., *Mesures ultrasoniques sur le calcanéum : méthodologie et intérêt clinique potentiel*, In Marcelli C., Sebert J.L., Architecture et résistance mécanique osseuse, p. 103-113, Masson, 1993.
- [Selby-94] : Selby K., Majumdar S., Newitt D., Guglielmi G., Genant H.K., *Regional variations in MR relaxation time and trabecular structure in the human calcaneus*, SMRM Meeting 1994, San Francisco, Abstract book, p.289, 1994.
- [Serra-82] : Serra J., *Image analysis and mathematical morphology*, Academic Press, New York, London, 1982.
- [Shanmugam-79] : Shanmugam K.S., Dickey F.M., Green J.A., *An optimal frequency domain filter for edge detection in digital pictures*, 1-1, p.37-49, 1979.
- [Shen-85] : Shen J., Castan S., *Un nouvel algorithme de détection de contours*, Actes du 5<sup>ème</sup> congrès AFCET-Reconnaissance de formes et intelligence artificielle, Grenoble, p.201-203, 1985.
- [Shen-86] : Shen J., *Filtrage rapide en traitement d'image et vision 3d par ordinateur*, Thèse d'état, Université Paul Sabatier, Toulouse, 1986.

- [Singh-70] : Singh M., Nagrath A.R., Maini P.S., Haryana R., *Changes in trabecular pattern of the upper end of the femur as an index of osteoporosis*, Journal Bone Joint Surgery, 3, p.457-467, 1970.
- [Stephani-67] : Stephani A., *Précis de technique radiographique*, Ed. Maloine, 1967.
- [Tamura-78] : Tamura H., Mori S., Yamawaki T., *Textural features corresponding to visual perception*, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., 8-6, p.460-472, 1978.
- [Tanimoto-78] : Tanimoto S.L., *An optimal algorithm for computing Fourier texture descriptors*, IEEE trans. Comput., 27, p.81-84, 1978.
- [Taveras-85] : Taveras J.M., Ferrucci J.T., *Radiology : diagnosis, imaging, intervention*, in Radiologic physics, Chapitre 1-8, vol 1, Ed. J.B. Lippincott Compagny- Philadelphia., 1985.
- [Teich-94] : Teich M.C., Lowen S.B., *Fractal patterns in auditory nerve-spike trains*, IEEE Engineering in Medicine and Biology, p.197-202, 1994.
- [Tomita-77] : Tomita, Tsuji S., *Extraction of multiple regions by smoothing in selected neighborhoods*, IEEE Trans. Syst Man and Cyben., 7-1, p.107-109, 1977.
- [Tomita-82] : Tomita F., Shirai Y., Tsuji S., *Description of textures by a structural analysis*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 4-2, p.183-191, 1982.
- [Tricot-93] : Tricot C., *Courbes et dimensions fractales*, Springer Verlag, Ed. Science et Culture, 1993.
- [Turner-93] : Turner C.H., Burr D.B., *Basic biomechanical measurements of bone: a tutorial*, Bone, 14, p.595-608, 1993.
- [Turner-94] : Turner C.H., Peacock M., Schaefer C.A., Timmerman L., Johnston Jr. C.C., *Ultrasonic measurements discriminate hip fractures independently of bone mass*, J. Bone Min. Res., 9 (Suppl. 1), S145 (abstract), 1994.
- [Unser-84] : Unser M., *Description statistique de textures : application à l'inspection automatique*, Thèse de Docteur es Sciences-Techniques, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne, 1984.
- [Unser-84b] : Unser M., *Local linear transforms for texture measurements*, Signal Processing, 11, p.61-79, 1984.
- [Van Gool-85] : Van Gool L., Dewaele P., Oosterlinck A., *Texture analysis anno 1983*, Comp. Vis. Graph. Im. Process, 29, p.336-357, 1985.
- [Verhoeven-93] : Verhoeven J.M.T., Thijssen J.M., *Potential of fractal analysis for lesion detection in echographic images*, Ultrason. Imaging, 15, p.304-23, 1993.
- [Vesterby-89] : Vesterby A., Gundersen H.J.G., Melsen F., *Star volume of marrow space and trabeculae of the first lumbar vertebra: Sampling efficiency and biological variation*, Bone, 10, p.7-13, 1989.
- [Vesterby-90] : Vesterby A., *Star volume of narrow space and trabeculae in iliac crest : Sampling procedure and correlation to star volume of first lumbar vertebra*, Bone, 11, p.149-155, 1990.
- [Vilnrotter-86] : Vilnrotter F.M., Nevatia R., Price K.E., *Structural analysis on natural textures*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 8-1, p.76-89, 1986.
- [Vogel-79] : Vogel M.A., Wong A.K.C., *PFS clustering method*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1, p.237-245, 1979.
- [Vogel-94] : Vogel J., Huang C., Ross P.D., Davis J.W., Wasnich R.D., *Broadband ultrasound attenuation (BUA) predicts risk of vertebral fractures*, J. Bone Min. Res., 9 (Suppl. 1), S133 (abstract), 1994.

## Bibliographie

---

- [Voorhees-87] : Voorhees H., Poggio T., *Detecting blobs as texton in natural images*, Proceeding of Image Understanding Workshop, 2, p.892-899, 1987.
- [Voss-86] : Voss R., *Random fractals, Characterization and measurement*, in *Scaling Phenomena in Disordered Systems*, Pynn R. and Skjeltorp A. Editions, Plenum, New York, 1986.
- [Voss-88] : Voss R., *Fractals in nature : from characterization to simulation*, in *The science of fractal images*, Springer Verlag, Peitgen H.O. and Saupe D. Editors, p.21-69, 1988.
- [Wagner-80] : Wagner R.F., Barnes G.T., Askins B.S., *Effect of reduced scatter on radiographic information content and patient exposure : a quantitative demonstration*, *Medical Physics*, 7, p.13-18, 1980.
- [Wakamatsu-69] : Wakamatsu E., Sissons H.A., *The cancellous bone of the iliac crest*, *Calcif. Tissue Res.*, 4, p.147-161, 1969.
- [Wang-81] : Wang S., Velasco F.D., Wu A.Y. and Rosenfield A., *Relative effectiveness of selected texture primitive statistics for texture discrimination*, *IEEE Trans. Syst. Man and Cybern.*, 11-5, p.360-370, 1981.
- [Wang-81b] : Wang D.C., Vagnucci H., *Gradient inverse weighted smoothing scheme and the evaluation of its performance*, *Comput. Graphic and Image Process.*, 15, p.167-181, 1981.
- [Wang-86] : Wang R., Hanson R., Riseman E.M., *Texture analysis based on local standard deviation of intensity*, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami Beach, Florida, June 22-26, p.22-24, 1986.
- [Wehrli-93] : Wehrli F.W., Ford J.C., Chung H.W., Wehrli S.L., Williams J.L., Grimm M.J., Kugelmass S.D., Jara H., *Potential role of nuclear magnetic resonance for the evaluation of trabecular bone quality*, *Calcif Tissue Int*, 53 (suppl 1), S162-169, 1993.
- [Weinstein-87] : Weinstein R.S., Hutson M.S., *Decreased trabecular width and increased trabecular spacing contribute in bone loss with aging*, *Bone*, 8, p.137-142, 1987.
- [Werhli-91] : Wehrli F.W., Ford J.C., Attie M., Kressel H.Y., Kaplan F.S., *Magnetic resonance interferometry : a preliminary application to the study of trabecular structure*, *Radiology*, 179, p.615-621, 1991.
- [Werhli-94] : Wehrli F.W., Ford J.C., Hwang S.N., Haddad J., William J.L., *Quantitative MRI of patients with osteoporosis*, *SMRM Meeting 1994*, San Francisco, Abstract book p.288, 1994.
- [Weszka-76] : Weszka J.S., Dyer C.R., Rosenfeld A., *A comparative study of texture measures for terrain classification*, *IEEE Trans. Syst. Man and Cybern.*, 6, p.269-285, 1976.
- [Weszka-78] : Weszka J.S., *Survey of threshold selection techniques*, *Computer Graphics and Image Process.*, 7, p.259-265, 1978.
- [Wu-92] : Wu C.M., Chen Y.C., Hsieh K.S., *Texture features for classification of ultrasonic liver images*, *IEEE Medical Imaging*, 11-2, p.141-152, 1992.
- [Ziou-91] : Ziou D., *La détection de contours dans des images à niveaux de gris : mise en oeuvre et sélection de détecteurs*, Thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 1991.
- [Yau-75] : Yau S.S., Chang S.C., *A direct method for cluster analysis*, *Pattern Recognition*, 7, p.215-224, 1975.

