

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU  
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



## *MEMOIRE DE MAGISTER EN ELECTRONIQUE*

### *OPTION : Télédétection*

Présenté par :

**M<sup>elle</sup>. DRISS Djouher**

THEME :

### **Identification des pathologies du tissu osseux par traitement d'image**

Devant les membres du jury :

Mr. AMEUR Soltane	Professeur à l'UMMTO	Président
Mr. HADDAD Boualam	Professeur à l'USTHB	Directeur de mémoire
Mme. AMEUR Zohra	Maître de conférences (A) à l'UMMTO	Examinatrice
Mr. LAHDIR Mourad	Maître de conférences (B) à l'UMMTO	Examineur
Mr. MEKAOUI Slimane	Maître de conférences (A) à l'USTHB	Examineur

Soutenu le :                    /            / 2010

## ***Remerciements***

Le travail que nous avons l'honneur de présenter, a été effectué en grande partie au niveau du laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires (LAMPA) de la Faculté de Génie Electrique et d'Informatique de l'université Mouloud MAMMERI de Tizi Ouzou (UMMTO).

J'exprime mes sincères remerciements en premier lieu à mon directeur de mémoire, monsieur Boualem HADDAD, Professeur à l'USTHB, pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité, son attention et de m'avoir guidé et encouragé tout au long de l'accomplissement de ce travail. Qu'il soit assuré de ma respectueuse reconnaissance.

Je remercie vivement le professeur Soltane AMEUR, directeur du laboratoire LAMPA, pour m'avoir ouvert les portes de la recherche scientifique en m'accueillant au sein de son équipe et d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire, j'en suis très honorée.

Que Madame Zohra AMEUR, Maître de conférences à l'UMMTO, trouve ici l'expression de mes remerciements les plus respectueux pour l'intérêt qu'elle a apporté à ce travail en acceptant aimablement de participer au jury de ce mémoire.

Je remercie également monsieur Mourad LAHDIR, Maître de conférence à L'UMMTO, pour ses conseils, sa disponibilité et d'avoir accepté de faire partie de ce jury.

Je tiens à exprimer mes remerciements à monsieur Slimane MEKAOU, Maître de conférence à l'USTHB, d'avoir accepté de participer au jury de ce mémoire.

Mes remerciements vont également à monsieur Abdelmalek TALEB-AHMED, professeur des recherches à l'université de Valenciennes, d'avoir mis à notre disposition une base de donnée, à monsieur Rachid JENNANE, professeur à l'université d'Orléans pour ses conseils et ses éclaircissements et à monsieur Mohamed KHIDER, chercheur à l'USTHB, pour son aide précieuse en répondant à toute instant à mes questions.

Je tiens à remercier particulièrement Melle AIBOUD Fazia chercheur à l'université de Clermont Ferrand pour la riche documentation qu'elle a mis à notre disposition. Son aide, sa grande disponibilité, sa gentillesse et ses encouragements m'ont été d'une aide précieuse au cours de ces dernières années.

Je tiens à remercier également tous les membres du laboratoire LAMPA, et tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à concrétiser ce travail.

# Sommaire

<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
---------------------------	----------

## **CHAPITRE I**

### **LE TISSU OSSEUX**

I.1. Préambule .....	4
I.2. La structure osseuse .....	4
I.3. Le tissu osseux .....	5
I.3.1. L'os compact .....	6
I.3.2. L'os spongieux .....	6
I.3.3. Description de l'os trabéculaire à l'échelle cellulaire .....	7
I.4. Le remodelage osseux .....	7
I.5. L'ostéoporose .....	10
I.5.1. L'ostéoporose de type I .....	10
I.5.2. L'ostéoporose de type II .....	11
I.6. Mesure des densités osseuses .....	12
I.6.1. Absorptiométrie .....	13
❖ Absorptionmétrerie en double énergie .....	14
I.6.2. Tomodensitométrie .....	15
I.7. Discussion .....	16

## **CHAPITRE II**

### **TECHNIQUES D'ACQUISITION ET D'ANALYSE D'IMAGES DU TISSU TRABECULAIRE**

II.1. préambule .....	18
II.2. Technique de caractérisation de l'os spongieux .....	18
II.2.1. Histomorphométrie osseuse .....	18
II.2.2. L'imagerie par Ultrasons .....	19
II.2.3. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) .....	20
II.2.3.1. Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique .....	20

❖ Le spin nucléaire et son moment magnétique .....	21
❖ Effet d'un champ magnétique statique B0 sur les protons.....	21
❖ Mouvement de précession et fréquence de Larmor .....	22
❖ Aimantation macroscopique d'un ensemble de spins .....	23
❖ Perturbation de l'état d'équilibre : Le phénomène de résonance .....	24
❖ Les phénomènes de relaxation .....	24
II.2.3.2. Formation des images .....	25
II.2.3.3. Analyse de l'os spongieux par IRM .....	26
II.2.3. L'imagerie par rayon X : Tomographie par rayon X.....	27
II.2.4.1. Formation de l'image.....	27
II.2.4.1.1. Atténuation .....	28
II.2.4.1.2. Projections .....	28
II.2.4.1.3. Les méthodes algébriques.....	29
II.2.4.1.4. Les méthodes analytiques .....	30
II.2.4.1.5. De la matrice à l'image.....	31
❖ Echelle de Hounsfield .....	31
II.2.4.2. Application à l'os spongieux .....	34
II.2.5. Pré requis de l'évaluation de la microarchitecture osseuse .....	34
II.3. Techniques d'analyse de texture.....	34
II.3.1. Notion de texture .....	35
II.3.2. Analyse des images en niveaux de gris .....	36
II.3.2.1. L'analyse statistique .....	37
❖ Matrice de cooccurrence .....	37
❖ Matrice de longueur de plages .....	39
II.3.2.2. L'analyse fractale .....	40
❖ Application à l'os trabéculaire .....	41
II.3.2.3. Analyse d'anisotropie et d'orientation .....	42
❖ L'analyse spatio-fréquentielle .....	42
II.3.3. Analyse des images binaires.....	43
II.3.3.1. Analyse topologique .....	43
❖ Facteur de forme osseux : Trabecular Bone Pattern Factor (TBPF) .....	44
❖ La caractéristique d'Euler-Poincaré .....	44
❖ La squelettisation.....	45
II.3.3.2. Analyse de l'anisotropie et de l'orientation.....	46

II.3.3.3. Analyse morphologique.....	47
II.3.3.3.1. Fraction volumique osseuse.....	47
II.3.3.3.2. Epaisseur et espacement des travées .....	47
II.3.3.3.3. Hypothèse sur le modèle de tissu trabéculaire.....	47
II.4. Discussion.....	49

## CHAPITRE III

### METHODES DE SEGMENTATION D'IMAGES

III.1. Préambule.....	51
III.2. Généralité sur la segmentation des images médicales .....	51
III.2.1. Définition de la segmentation .....	52
III.2.2. Quelques difficultés liées à la segmentation des images médicales.....	52
❖ Le problème d'effet de volume partiel.....	53
III.3. Etat de l'art des méthodes de segmentation .....	54
III.3.1. Approches contours.....	55
III.3.2. Approches régions.....	55
III.3.2.a Les méthodes de seuillage .....	55
III.3.2.b. Les méthodes de classification.....	57
❖ Méthode des centres mobiles (k-means) .....	57
III.3.2.c. Les méthodes de type croissance de régions .....	59
III.3.2.d. Les méthodes statistiques .....	59
III.3.3. Approches mixtes.....	59
III.4. Les Champs aléatoires de Markov en analyse d'images.....	60
III.4.1. Notion de système de voisinage .....	60
III.4.2. Notion de cliques associées à un système de voisinage .....	61
III.4.3. Définition d'un Champ Aléatoire de Markov .....	62
III.4.4. Définition d'un Champ Aléatoire de Gibbs .....	63
III.4.5. Equivalence MRF-GRF: Théorème de Hammersley-Clifford.....	64
III.4.6. Champs de Markov Prototypes .....	65
❖ Modèle de Potts.....	65
III.5. Modèle Markovien Caché pour la segmentation d'images .....	66
III.5.1. Estimation Bayésienne .....	67

III.5.1.1. Estimateur au sens du Maximum a Posteriori (MAP).....	70
III.6. Algorithmes de minimisation selon une estimation au sens MAP.....	71
III.6.1. Algorithmes stochastiques.....	71
III.6.2. Algorithme déterministe.....	72
III.7. Estimation des paramètres.....	73
III.8. Discussion .....	74

## CHAPITRE IV

### METHODES ADOPTEES POUR L'IDENTIFICATION DE L'OSTEOPOROSE

IV.1. Préambule.....	76
IV.2. Présentation des données .....	76
IV.3. Caractérisation et analyse de la texture du tissu trabéculaire.....	77
IV.3.1. Prétraitement des images .....	78
IV.3.2. Analyse des images en niveau de gris de l'os trabéculaire .....	81
IV.3.2.1. Synthèse des images.....	81
IV.3.2.2. Analyse et segmentation .....	82
IV.3.2.3. Modèle de segmentation proposé.....	82
IV.3.2.3.1. Modélisation du champ des observations .....	84
IV.3.2.3.2. Modélisation du champ des étiquettes .....	84
IV.3.2.3.3. Formulation de la fonction d'énergie à minimiser.....	84
IV.3.2.3.4. Initialisation du schéma de régularisation.....	86
IV.3.2.3.5. Optimisation de la probabilité a posteriori : l'algorithme ICM .....	86
IV.3.2.3.6. Application à la segmentation d'image de texture.....	86
L'influence du paramètre $\beta$ .....	86
L'influence du Système de voisinage.....	87
IV.3.2.3.6. Modèle multiparamétriques .....	88
❖ Calcul des matrices de cooccurrence et extraction et choix des descripteurs de texture .....	89
❖ L'énergie à minimiser .....	89
IV.3.2.3.7. Application à la séparation de deux textures pathologiquement différentes.....	90

IV.3.3. Analyse d'images binaires .....	93
IV.3.3.1. Binarisation des images .....	93
❖ Binarisation par un seuillage globale .....	94
❖ Binarisation par un seuillage local .....	94
IV.3.3.2. Caractérisation morphologique du réseau trabéculaire .....	97
IV.3.3.2.1. Méthode de calcul des paramètres de Parfitt .....	97
❖ Principe de la méthode de Mil.....	97
IV.3.3.2.2. Résultats et interprétation.....	98
IV.3.3.3. Caractérisation topologique du réseau trabéculaire .....	100
IV.3.3.3.1. La caractéristique d'Euler–Poincaré .....	100
❖ Calcul du nombre d'Euler dans le cas discret .....	101
❖ Résultats et interprétation.....	102
IV.4. Discussion .....	103
<b>CONCLUSION</b> .....	104

## **ANNEXE**

Annexe A

Annexe B

Annexe C

Annexe D

Annexe E

## **BIBLIOGRAPHIE**



# **Introduction générale**

## Introduction générale

L'os est un tissu vivant, en perpétuelle adaptation. Il se modifie en permanence sous l'effet des variations des sollicitations mécaniques et hormonales, et sous l'effet d'autres modifications. Les maladies constitutionnelles de l'os sont les maladies osseuses en rapport avec des anomalies du fonctionnement des gènes impliqués dans la formation de l'os, ou avec un dysfonctionnement hormonal, que ce soit dans des composants spécifiques de l'os ou dans des composants communs à d'autres tissus de l'organisme. Parmi toutes ces maladies affectant l'os, l'ostéoporose, objet d'étude dans notre travail, est actuellement considérée comme un problème majeur de santé publique au monde représentant une charge financière élevée.

En effet, le vieillissement et la ménopause entraînent une perte de tissu osseux et une altération de ses facultés de résistance. Telle qu'elle a été définie par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) lors de la conférence de consensus de Hong-Kong en 1993 et confirmée à Amsterdam en 1996, l'ostéoporose est une maladie générale du squelette. Elle se traduit par une diminution exagérée de la masse osseuse et une détérioration de la microarchitecture du tissu osseux entraînant une fragilisation de l'os et donc une augmentation du risque de fracture. De ce fait, une partie importante de la recherche est consacrée à l'étude de l'architecture osseuse qui est une structure très complexe [Last, 2003; Follet, 2003; Lamotte, 2006; Sapin, 2008; Benhamou et al, 2000 ; Lespessailles et al, 2006 ; Lespessaille et al, 2007; Boutry et al, 2003].

Le tissu osseux constituant le squelette humain se présente sous deux formes: cortical ou trabéculaire. Le tissu cortical est un tissu compact qui constitue l'enveloppe résistante de l'os. Il représente 80% de la masse osseuse du squelette. Le tissu trabéculaire est un tissu poreux constitué de travées osseuses de quelques centaines de microns d'épaisseur, et d'espaces intercommunicants occupés par de la moelle osseuse et des vaisseaux. Cette microstructure a un rôle mécanique puisqu'elle assure la répartition des charges extérieures dans le volume de l'os. Le tissu trabéculaire ne représente que 20% de la masse du squelette mais 80% de la surface d'échange entre l'os et la moelle [Last, 2003].

Le tissu osseux se renouvelle tout au long de la vie par cycle périodique de dégradation / régénération d'une durée de deux à trois mois. Ce processus de remodelage osseux se déroule au niveau de l'interface entre l'os et la moelle [sapin, 2008]. Le tissu trabéculaire présente l'essentiel de la surface d'échange entre l'os et la moelle et se renouvelle

donc cinq fois plus vite que le tissu cortical. Il a de plus un rôle mécanique important. Il constitue donc un site privilégié pour détecter l'ostéoporose.

La lutte contre l'ostéoporose nécessite des actions de prévention mais également une meilleure connaissance théorique de la maladie. Les mesures thérapeutiques effectuées en routine clinique sont essentiellement orientées vers l'évaluation de la masse osseuse (DMO en  $\text{g/cm}^2$ ), par examen d'absorptiométrie biphotonique à rayons X (DXA) et en particulier sur le calcul du T-score qui représente l'écart entre la densité mesurée et la valeur moyenne des adultes jeunes (20 ans) de même sexe. L'ostéoporose est définie par un T-score inférieur ou égal à -2.5, ce qui correspond à une densité osseuse mesurée inférieure à 2.5 écart type en dessous de la valeur moyenne du sujet jeune [Sapin, 2008].

Bien que la masse osseuse soit le principal déterminant de la résistance mécanique osseuse, 30 à 40 % de la variabilité de cette dernière n'est pas expliquée par la seule mesure de la première [Cortet et Marchandise, 2001]. Ainsi la qualité du tissu osseux, laquelle fait notamment intervenir le degré de minéralisation, le niveau de remodelage ainsi que la microarchitecture, est également un élément à prendre en compte. La recherche biomédicale est donc essentiellement orientée vers l'élaboration de techniques qui permettront d'évaluer cette composante essentielle de l'ostéoporose que constitue la microarchitecture [Benhamou et al, 2000].

Plusieurs attributs visant à caractériser la structure osseuse ont été définis [Benhamou et al, 2000 ; Lespessailles et al, 2006 ; Lespessaille et al, 2007]. Les plus répandus (paramètres de Parfitt) consistent à mesurer le nombre de travées osseuses, leur épaisseur ainsi que celle de l'espace les séparant [Parfitt et al, 1983]. Les paramètres issus de l'analyse de texture tel que les matrices de cooccurrence et de longueur de plage. L'image binaire du tissu osseux peut être simplifiée (squelettisation) afin de comptabiliser le nombre de noeuds et le nombre d'extrémités libres [Boutry et al, 2003]. Enfin l'analyse fractale est une approche originale permettant relativement de déterminer le degré de désorganisation du réseau trabéculaire [Jacquet et al, 1993]. La prise en compte des paramètres microarchitecturaux permet d'expliquer 10 à 30 % supplémentaires de la variabilité de la résistance mécanique osseuse [Cortet et Marchandise, 2001].

Ces diverses analyses peuvent être effectuées sur des échantillons osseux mais également à partir d'examens d'imagerie modernes tels que le scanner ou l'imagerie par

résonance magnétique (IRM) [Hordon et al, 2000 ; Genant et al, 1996 ; Genant et Majumdar, 1997 ; Majumdar et al, 1995 ; Dufresne et al, 96]. Ainsi de nos jours, l'imagerie est une des alternatives prometteuses pour renforcer le diagnostic et aider le praticien dans la prise de décision.

Deux objectifs sont visés par ce travail. Le premier est de mettre en œuvre un processus de segmentation permettant de séparer un tissu trabéculaire sain d'un autre ostéoporotique. Le deuxième objectif est d'établir une étude morphologique et topologique sur des images scanner en calculant des paramètres de Parfitt et le nombre d'Euler Poincaré afin d'estimer l'état pathologique du tissu trabéculaire.

Compte tenu de ces objectifs, nous avons organisé notre étude en quatre chapitres :

Le premier chapitre décrit la structure osseuse et son principe de régénération. Ensuite est introduit l'intérêt de l'étude du tissu trabéculaire afin de caractériser l'état pathologique de l'os. Enfin, les techniques de mesure des densités minérale osseuse sont présentées.

Le deuxième chapitre présente les principales techniques de caractérisation du tissu trabéculaire disponibles à l'heure actuelle à savoir l'IRM et le scanner, les techniques d'analyse de texture de l'os trabéculaire et les différentes familles de paramètres de caractérisation de la microarchitecture osseuse.

Dans la première partie du troisième chapitre, une revue des méthodes de segmentation est présentée. Pour la seconde partie, nous présentons les notions de bases des champs aléatoires de Markov.

Le dernier chapitre porte sur les résultats obtenus des approches proposées, à savoir l'analyse statistique, la segmentation par l'approche markovienne, l'étude morphologique et topologique du tissu trabéculaire.

Nous terminons notre travail par une conclusion et quelques perspectives d'extension.

# Chapitre I

## Le tissu osseux

## **I.1. Préambule**

L'os est un tissu vivant, en perpétuelle adaptation. Il se modifie en permanence sous l'effet des variations des sollicitations mécaniques et hormonales, et sous l'effet d'autres modifications (changement d'alimentation, mode de vie, etc.).

Les os (au nombre de 206) remplissent différentes fonctions dans le corps humain. Ils donnent au corps sa forme extérieure, soutiennent et protègent les parties molles, et renferment la moelle qui produit les cellules sanguines. D'un point de vue statique, les os assurent le soutien du corps et la protection de certains organes. D'un point de vue dynamique, ils représentent les éléments bras de levier de transmission des forces musculaires au cours du mouvement. Les os contiennent en outre les réservoirs de calcium que l'organisme peut mobiliser par résorption, selon ses besoins.

Les maladies constitutionnelles de l'os sont les maladies osseuses en rapport avec des anomalies du fonctionnement des gènes impliqués dans la formation de l'os, ou avec un dysfonctionnement hormonal, que ce soit dans des composants spécifiques de l'os ou dans des composants communs à d'autres tissus de l'organisme. Certaines de ces maladies ne se manifesteront que très tardivement au cours de la vie, d'autres entraîneront le décès dès les premiers jours de la vie [Diard et al, 2000].

Une partie importante de la recherche sur les maladies osseuses est consacrée à l'étude de l'architecture osseuse qui est une structure très complexe. Parmi toutes ces maladies affectant l'os, l'ostéoporose, objet d'étude dans notre travail, est actuellement considérée comme un problème majeur de santé publique au monde. Représentant une charge financière élevée. Elle touche plus particulièrement la microarchitecture de l'os trabéculaire.

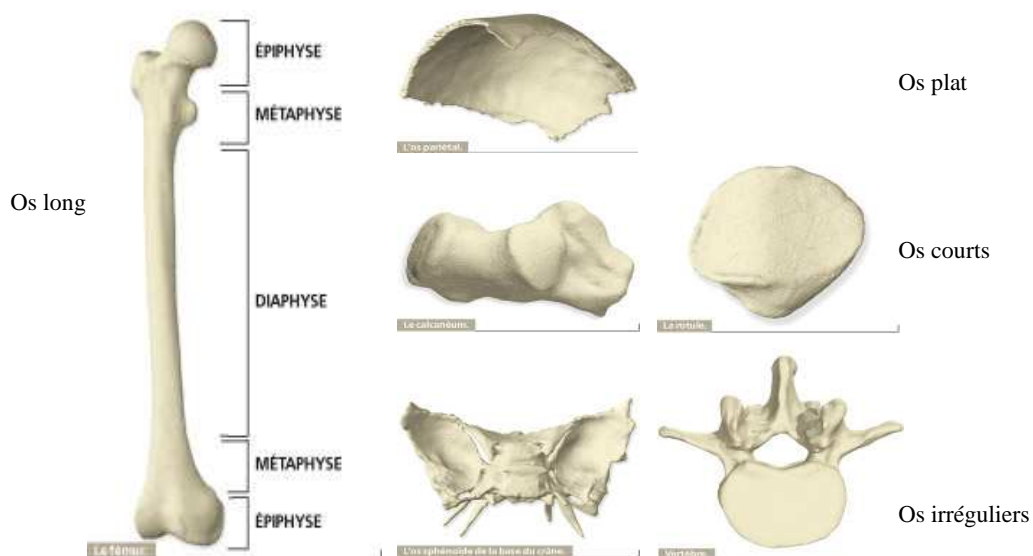
Ce premier chapitre est destiné à la description de la structure osseuse, les mécanismes de la perte osseuse ainsi qu'à l'ostéodensitométrie sur laquelle repose le diagnostic actuel de l'ostéoporose.

## **I. 2. La structure osseuse**

Le tissu osseux est constitué d'eau (environ 1/4 du poids de l'os), de matières organique (environ 1/3 du poids de l'os, dont la majeure partie est représentée par une protéine,

l'osséine) et de sels minéraux inorganiques (le calcium, du sodium du potassium, du chlore, et du fluor en petite quantités).

Deux méthodes fondamentales de classification servent à différencier les os du corps. Le premier système de classification est basé sur l'emplacement anatomique de l'os (axial ou appendiculaire), le second sur sa forme (long, court, plat, ou irrégulier). Les os axiaux sont les os qui se répartissent le long de l'axe central, vertical du corps. Ils soutiennent et protègent la tête et le thorax et comprennent le crâne et la colonne vertébrale (rachis). Les os appendiculaires, sont ceux qui forment les membres, c'est-à-dire les épaules et les hanches, les bras et les jambes, les mains et les pieds, les doigts et les orteils. Les formes variables des os permettent de distinguer (Figure I.1) : Les os longs, tel le fémur, qui se composent du corps, ou diaphyse, et des extrémités, ou épiphyses, où l'on trouve l'os spongieux. Les os courts, tels que, les phalanges de la main et du pied, et le calcaneum. Les os plats, tel que les os du crâne. Les os irréguliers, tel que la vertèbre. Les os pneumatiques, tel que des os du crâne, contenant de l'air. Les os sésamoïdes, tels que des os de la main [Cornuelle et Gronefeld., 1997].



**Figure I.1.** Organisation structurale des os

### I.3. Le tissu osseux

Le tissu osseux se divise en deux types anatomiques :

- l'os cortical ou compact,
- l'os spongieux.

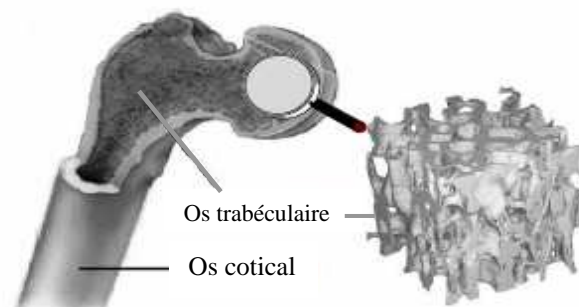
### I.3.1. L'os compact

L'os cortical est un tissu dense formé d'ostéons, des lamelles très serrées assemblées concentriquement autour d'un canal central (canaux de Havers qui abritent les vaisseaux sanguins). Ils constituent ainsi un système cylindrique de 200 à 500  $\mu\text{m}$  de rayon. L'os cortical forme la corticale externe et protège la partie interne constituée de tissus spongieux plus fragile [Lamotte, 2006] (figure I.2). En terme de masse osseuse, il constitue 80% du squelette, 50% des vertèbres, 70% du col du fémur [Last, 2003].

### I.3.2. L'os spongieux

L'os spongieux ou trabéculaire, situé dans les épiphyses des os longs, dans les os courts et les os plats, joue un rôle d'amortisseur grâce à la moelle emprisonnée dans les alvéoles et permet de distribuer les charges extérieures sur le volume de l'os. Il est friable et constitué d'unités structurales élémentaires (USE) qui s'accolent les une aux autres pour former une travée (ou trabécule osseuse). Celles-ci, épaisses de 0.1 à 0.5 mm et de directions variées (espace entre les travées variant entre 0.5 et 1 mm), délimitent de petites cavités et forment une structure alvéolaire (Figure I.2). Avec l'âge cette structure se dégrade, se perfore et devient une structure filaire au stade ultime.

Les travées osseuses résistantes aux forces de pression et de traction auxquelles est soumis le tissu trabéculaire, forment un réseau de lamelles entrecroisées et disposées de façon irrégulière. En observant l'os trabéculaire (ou l'os compact) au niveau microstructurel, on remarque que ce matériau composite associe une phase organique (principalement des fibres de collagène) représentant 35% du poids osseux et une phase minérale (45% du poids osseux) constituée de cristaux de calcium, le reste étant essentiellement constitué d'eau [1].



**Figure I. 2.** Os compact et spongieux. A droite, visualisation d'un échantillon d'os trabéculaire à la résolution de 15  $\mu\text{m}$ .



### I.3.3. Description de l'os trabéculaire à l'échelle cellulaire

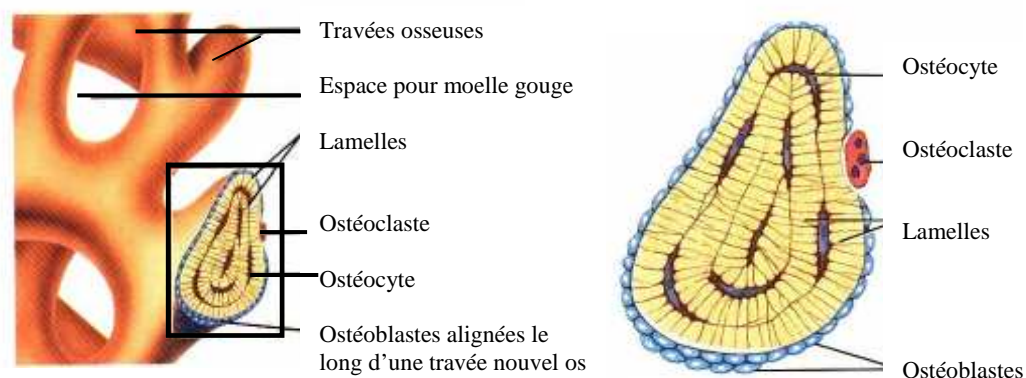
L'os contient différents types de cellules : ostéoblastes, ostéoclastes, ostéocytes et les cellules bordantes (Figure I.3).

Les ostéoblastes sont des cellules qui contribuent à la formation de l'os mais qui ne peuvent pas se diviser par mitose.

Les ostéocytes sont des cellules matures qui proviennent des ostéoblastes et sont les cellules principales du tissu osseux. Comme les ostéoblastes, ils ne présentent aucune possibilité de mitose. Les ostéoblastes se trouvent à la surface de l'os mais deviennent des ostéocytes quand ils sont couverts de matrice. Alors que les ostéoblastes produisent d'abord le tissu osseux, les ostéocytes maintiennent les activités cellulaires quotidiennes de l'os.

Les cellules bordantes sont des ostéoblastes au repos. Elles revêtent les surfaces osseuses. Ce sont des cellules aplaties et allongées, possédant peu d'organites et reliées entre elles et avec les ostéocytes voisins par des jonctions communicantes [Couret, 2004].

Les ostéoclastes sont des cellules géantes. Ils se posent à la surface de l'os et assurent la résorption osseuse (destruction de la matrice).

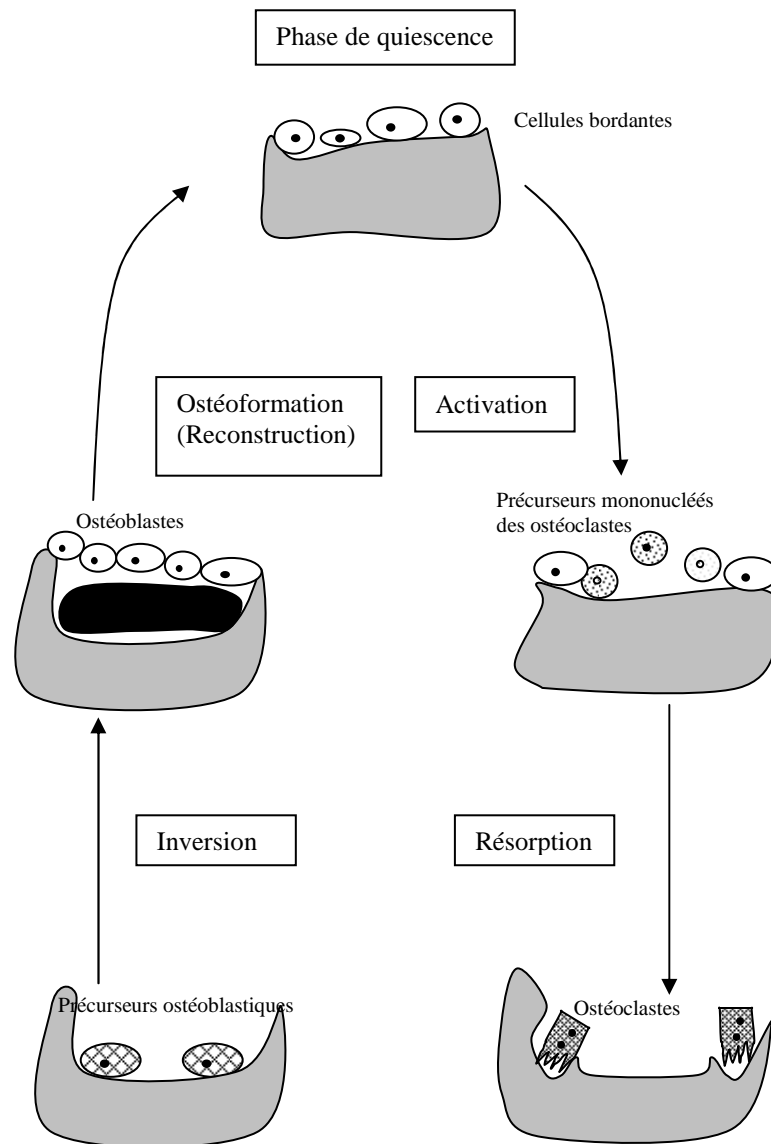


**Figure I.3.** Les différentes cellules du tissu trabéculaire, à gauche un agrandissement des travées et à droite une coupe de travées [Grabowski, 1994]

## I. 4. Le remodelage osseux

Le remodelage osseux est un mécanisme physiologique complexe, qui permet le renouvellement perpétuel de ce tissu vivant tout au long de la vie de l'individu. Cette capacité

de renouvellement permet aussi à l'os de se réparer et de s'adapter aux contraintes auxquelles il est continuellement soumis. L'architecture osseuse est continuellement régénérée par formation et résorption. Ces processus sont couplés et synchronisés par l'intermédiaire de paquets d'ostéoblastes et d'ostéoclastes couramment appelés unités de remodelage. (Figure I.4).



**Figure I. 4.** Les étapes du remodelage osseux

Le remodelage osseux est commandé par deux processus [Odin, 2008] :

- Un processus de régulation hormonale ayant pour but de maintenir la concentration de calcium dans le sang. Elle a pour fonction de choisir à quel moment, et, s'il est nécessaire de démarrer le remodelage.

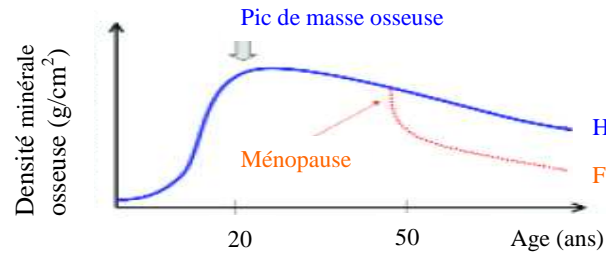
- Le second processus dépend des efforts mécaniques agissant sur le squelette. Il vise à préserver les propriétés mécaniques de l'os afin qu'il puisse remplir sa fonction de soutien des tissus mous, et pour cela, choisit l'endroit du remaniement.

Les différentes phases du cycle de remodelage osseux sont représentées par la figure I.4 [1] :

1. *Phase d'Activation* : à partir d'une surface osseuse "à l'état de veille" ou quiescente, cette phase conduit au recrutement d'ostéoclastes, qui vont "reconnaître" une surface destinée à être résorbée.
2. *Phase de résorption* : les ostéoclastes à la surface, forment des micro-chambres de résorption sous lesquelles la phase minérale est dissoute par acidification, et la phase organique est mise à nu, puis dégradée par des enzymes spécifiques.
3. *Phase intermédiaire ou d'inversion* : cette phase, aboutit par le biais de cellules macrophagiques, au "lissage" de la surface résorbée, C'est au cours de cette phase que s'effectue le couplage entre la résorption et la formation, par transmission du signal inducteur de la formation osseuse.
4. *Phase de Formation* : les ostéoblastes sont attirés vers la surface résorbée, ils synthétisent une matrice collagénique qui se minéralise.
5. *Phase de quiescence* : le tissu osseux revient à "l'état de veille", jusqu'à la nouvelle phase de remodelage.

De nombreuses hypothèses ont été faites sur le fait que ce serait les cellules ostéocytes qui agiraient comme des cellules mécano-sensitives. Ces hypothèses sont dues au fait que les ostéocytes se révèlent être les candidates appropriées pour ce rôle de par leur architecture et leur position favorable dans la matrice extracellulaire osseuse.

Au cours de la vie, le remodelage osseux passe par trois phases (Figure I.5). Une phase de croissance, où le capital osseux est positif. Au cours de cette phase, la phase de résorption osseuse dure de deux à trois semaines, celle de formation environ trois mois. La balance osseuse (différence entre la quantité d'os synthétisé et résorbé) est équilibrée jusqu'à 30 ans environ: on observe alors un «pic» de masse osseuse (plus important chez la femme que chez l'homme), on parle alors de la phase d'équilibre. Ensuite, elle a tendance à devenir négative (résorption>apposition), dans les années qui suivent la ménopause chez la femme et plus au cours du vieillissement chez l'homme. La masse osseuse diminue lentement, aboutissant à un léger déficit de l'ordre de 3 à 5% tous les dix ans. (Figure I.5) [Couret, 2004].



**Figure I. 5 :** Evolution de la densité minérale osseuse au cours de la vie.

## I. 5. L'ostéoporose

Étymologiquement l'ostéoporose veut dire : Os poreux. Elle est actuellement considérée comme un problème majeur de santé publique au monde, représentant une charge financière élevée. En effet, le vieillissement et la ménopause entraînent une perte de tissu osseux et une altération de ses facultés de résistance [2].

L'Organisation Mondiale de la Santé définit l'ostéoporose comme une maladie générale du squelette caractérisée par une masse osseuse basse et une altération de la microarchitecture du tissu osseux conduisant à une augmentation de la fragilité de l'os avec un risque élevé de fractures.

La lutte contre l'ostéoporose nécessite des actions de prévention mais également une meilleure connaissance théorique de la maladie. On distingue [3]:

### I. 5.1. L'ostéoporose de type I

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

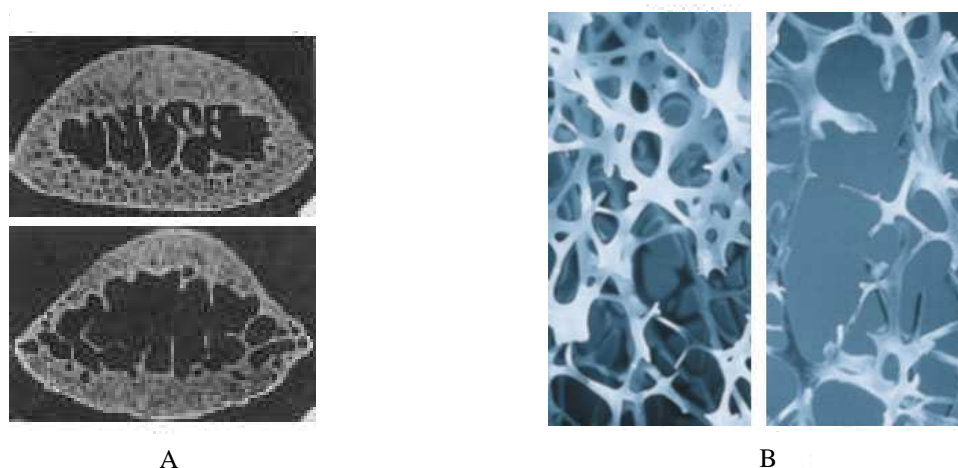
plus fréquente chez la femme que chez l'homme. La carence en oestrogènes est une conséquence naturelle de la ménopause pour toutes les femmes.

### 1.5.2. L'ostéoporose de type II

Ostéoporose sénile, atteint la moitié des femmes et le quart des hommes de plus de 70 ans. La perte d'os cortical et trabéculaire résultant de la diminution de la formation osseuse se manifeste avec l'âge tant chez la femme que chez l'homme (voir figure I.6). La perte osseuse peut commencer dès le début de la trentaine. Les fractures de la hanche et les tassements cunéiformes (des vertèbres) caractérisent l'ostéoporose de type II."

Il n'y a pas d'exclusion entre ces deux types d'ostéoporose. Chez la personne âgée, les deux ostéoporoses sont associées, l'ostéoporose vertébrale apparaissant plus précocement.

- S'il existe une cause particulière d'ostéoporose on parle d'*ostéoporose secondaire*.



**Figure I. 6.** Modification morphologique en cas d'ostéoporose .A. os cortical, B. os trabéculaire [Last, 2003]

La principale complication de l'ostéoporose est l'apparition de fractures au poignet, à l'extrémité supérieure du fémur ou aux vertèbres.

La fracture de l'extrémité supérieure du fémur est la plus grave. Dans 90% des cas, elle est due à une chute du sujet [Jeandel et al, 2002]. Elle implique une hospitalisation longue et coûteuse. Elle s'accompagne d'une forte mortalité et morbidité. La mortalité peut atteindre

20% dans les mois qui suivent la fracture et la rééducation ne parvient pas toujours à éviter une perte d'autonomie plus ou moins importante [3].

Contrairement aux fractures de l'extrémité supérieure du fémur, les fractures de vertèbres ne sont pas liées à une chute ou un traumatisme. La plupart des fractures vertébrales apparaissent sans douleur, mais elles peuvent engendrer, lorsque les déformations s'accroissent, des douleurs au dos ou une diminution de la taille du sujet [Cummings et Melton, 2002]. Il apparaît donc essentiel d'améliorer le diagnostic de ces fractures et leur prédiction.

Les mesures thérapeutiques actuellement effectuées en routine clinique pour le diagnostic de l'ostéoporose sont essentiellement orientées sur l'évaluation de la masse osseuse. Il existe plusieurs méthodes permettant la mesure de la densité minérale osseuse (DMO) en de nombreux sites (radius, calcaneums, vertèbres, hanches, voire le corps entier) sans risque et avec précision. Il est maintenant bien démontré qu'une diminution de la DMO est associée à un risque accru de fractures.

#### **I.6. Mesure des densités osseuses**

Il est possible de mesurer le contenu minéral osseux de manière précise et reproductible et d'évaluer ainsi le risque d'ostéoporose. Les études épidémiologiques ont confirmé que le risque de fracture était étroitement corrélé à la densité minérale osseuse (DMO). Les résultats peuvent être exprimés en valeur absolue, en  $\text{g/cm}^2$ , mais le plus souvent la mesure obtenue est comparée à des valeurs de référence issues d'une population normale. Deux modes de présentation des résultats sont utilisés : le Z score, qui indique l'écart entre la valeur du patient et la valeur moyenne de sujets normaux de même âge et de même sexe ; et le T score qui traduit l'écart entre la valeur du patient et la valeur moyenne des adultes jeunes du même sexe, exprimé ici encore en nombre d'écart-type [Sapin, 2008]. C'est ce dernier indice, indépendant de l'âge, qui a été choisi par les experts de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) pour définir, chez la femme ménopausée, la normalité, l'ostéopénie et l'ostéoporose (table I. 1).

Plusieurs méthodes permettent de mesurer la densité minérale osseuse en de nombreux sites (radius, calcaneums, vertèbres, hanches, voire le corps entier) sans risque et avec précision. *In vivo*, de nombreuses techniques absorptiométriques basées sur la mesure d'atténuation de rayonnements X ont été développées pour la mesure de plusieurs facteurs :

- la masse minérale osseuse appelée Bone Mineral Content (BMC en g).
- la densité minérale osseuse, Bone Mineral Density (BMD en g/cm<sup>2</sup>)
- la densité apparente, définie par le ratio entre la masse osseuse et le volume total de la région de mesure (en g/cm<sup>3</sup>).

Ces paramètres reflétant à la fois la masse osseuse et la minéralisation osseuse [Majumdar et al, 1996].

T-score > -1	<b>normal</b>
-2.5 < T-score < -1	<b>ostéopénie</b>
T-score < -2.5	<b>ostéoporose</b>
T-score < -2.5 + une ou plusieurs fractures par fragilité osseuse	<b>Ostéoporose sévère</b>

**Table I. 1.** Définition de l'ostéoporose selon l'Organisation Mondiale de la Santé

### I.6.1. Absorptiométrie

Les techniques absorptiométrie sont fondées sur la mesure de l'atténuation d'un rayonnement X. Un faisceau monochromatique de  $N_0$  photons traversant un matériau homogène d'épaisseur  $e$ , subit une atténuation due aux différentes interactions entre les photons et la matière. Cette atténuation est régie par la loi suivant :

$$N = N_0 \exp(-\mu e) = N_0 \exp\left(-\frac{\mu}{\rho} \rho e\right) \quad (\text{I.1})$$

Avec :

$N$  : le nombre de photons ayant traversé l'épaisseur de la matière sans subir d'interaction.

$\mu / \rho$  : le coefficient massique d'atténuation du milieu pour une énergie donnée.

Dans le cas où le matériau n'est pas homogène (variation de la densité  $\rho$  ou du numéro atomique  $Z$ ), le coefficient d'atténuation  $\mu$  varie d'un point à l'autre de l'objet. Dans ce cas, la relation s'écrit :

$$N = N_0 \exp\left(\int_0^e -\mu(x)dx\right) \quad (\text{I.2})$$

### ➤ Absorptiométrie en double énergie

L'absorptiométrie biphotonique (Dual X-ray Absorptiometry : DXA) est la technique de référence pour l'évaluation en clinique de la quantité d'os. Une acquisition est effectuée simultanément avec deux faisceaux incidents de rayons X à énergies haute et basse (Figure I. 7. La densité surfacique de l'os  $D_{s_{os}}$  est calculée en résolvant le système de deux équations à deux inconnues :

$$\begin{cases} Ib = I_{0b} e^{-(\mu_{TM}(Eb) \times D_{STM} + \mu_{os}(Eb) \times D_{s_{os}})} \\ Ih = I_{0h} e^{-(\mu_{TM}(Eh) \times D_{STM} + \mu_{os}(Eh) \times D_{s_{os}})} \end{cases} \quad (\text{I.3})$$

Avec :  $\mu_{TM}$  : coefficient surfacique d'atténuation des tissus mous.

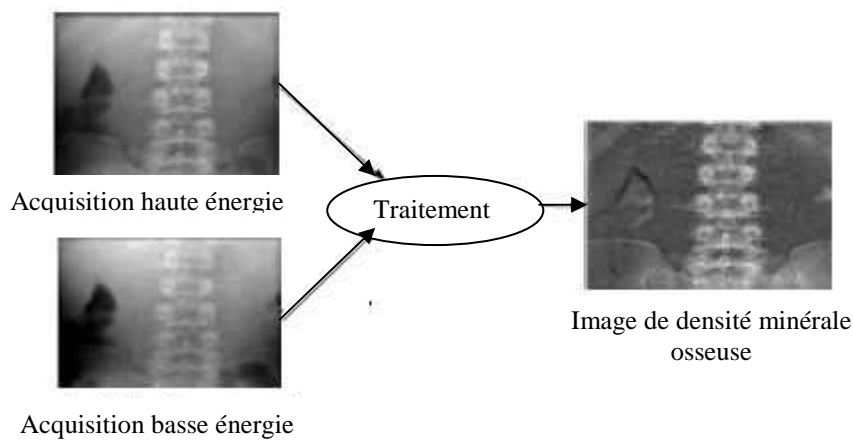
$\mu_{os}$  : coefficient surfacique d'atténuation d'os.

$D_{STM}$  : densité surfacique des tissus mous.

$D_{s_{os}}$  : densité surfacique d'os.

$E_b$  : énergie basse.

$E_h$  : énergie haute.

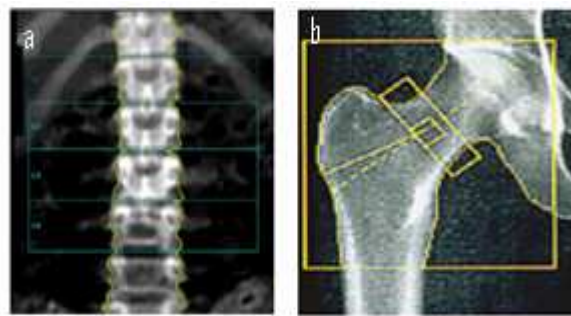


**Figure I.7.** Principe de la DXA [Lamotte, 2006]



En clinique, la DXA se pratique sur corps entier, le rachis lombaire (L1-L4) et l'extrémité supérieure du fémur (Figure I.8). La densité minérale osseuse mesurée est une densité apparente projetée, mais elle est appelée abusivement « densité minérale osseuse », bien qu'elle soit surfacique et non volumique. Le contenu minéral osseux (CMO en g) est également exprimé.

Les principaux avantages de cette technique sont le faible temps d'examen (de 1 à 12 minutes) et la faible dose d'irradiation. [Lamotte, 2006]. En revanche elle ne distingue pas l'os cortical de l'os spongieux.



**Figure I.8.** Exemples d'analyses DXA: a) sur un rachis lombaire, b) sur un fémur proximal. Pour chaque région définie, une valeur moyenne de densité minérale osseuse est calculée en  $\text{g/cm}^2$

### I.6.2. Tomodensitométrie

La tomodensitométrie, ou tomographie quantitative (Quantitative Computed Tomography QCT), utilise une source de rayon X décrivant une rotation autour du patient (tomographe de type scanner). Pour chaque position du faisceau, l'atténuation du rayonnement est mesurée. Ceci permet de déterminer en chaque point de la zone étudiée le coefficient linéique d'atténuation lié à la densité et au numéro atomique du matériau présent en ce point. En utilisant des étalons présentant une composition identique à celle de l'os, la densité peut donc être estimée point par point. Cette technique permet ainsi de mesurer de façon sélective la densité de l'os spongieux ou de l'os cortical [Genant et al, 1996].

La tomodensitométrie est couramment utilisée pour une analyse bidimensionnelle de l'os spongieux vertébral et l'estimation du risque fracturaire vertébral est meilleure que celle obtenue par DXA du fait de la différenciation, en tomodensitométrie, entre l'os cortical et l'os

spongieux, la densité (BMD) de celui-ci étant plus affectée lors de la perte osseuse (ostéoporose). Cependant, compte tenu des rayons X admissibles pour le corps humain, la tomographie quantitative appliquée aux vertèbres ne permet pas d'imager nettement le réseau trabéculaire de l'os spongieux. En revanche, la tomographie quantitative appliquée à des sites périphériques (radius, calcanéum) permet de réaliser des images de l'os spongieux à des résolutions suffisantes pour distinguer le réseau trabéculaire (100  $\mu\text{m}$  – 200  $\mu\text{m}$ ) [Genant et al, 1996].

## **I.7. Discussion**

Bien que le tissu cortical soit prépondérant en terme de masse osseuse (80% contre 20% pour le tissu trabéculaire), il ne représente que 20% de la surface d'échange entre l'os et la moelle (contre 80% pour le tissu trabéculaire). Ainsi, l'os trabéculaire constitue un site privilégié pour l'étude de pathologies osseuses de type ostéoporose.

Les paramètres pertinents pour l'étude du tissu osseux sont de type mécanique (principalement la résistance et l'élasticité de l'os). Le principal déterminant de ces caractéristiques mécaniques est basé sur la mesure de la Densité Minérale Osseuse (DMO).

Cependant, des différences de résistance mécanique ont été observées à DMO identiques mettant ainsi en évidence les limites de cette mesure et l'influence prépondérante de l'architecture osseuse. De nombreuses études sur les relations entre la DMO et les caractéristiques mécaniques de l'os ont montré une dispersion importante des résultats, traduisant le rôle non négligeable de la microarchitecture trabéculaire [Cortet et Marchandise, 2001; Legrend, 2002; Lamotte, 2006]. Ainsi les caractéristiques de la microstructure du tissu trabéculaire doivent être prises en compte pour caractériser les attributs mécaniques du tissu osseux.

Aucun examen clinique ne permet d'évaluer les perturbations architecturales osseuses. La recherche biomédicale est donc essentiellement orientée vers l'élaboration de techniques qui permettront d'évaluer cette composante essentielle de l'ostéoporose que constitue la microarchitecture.

Divers paramètres caractérisant la microarchitecture de l'os trabéculaire peuvent être mesurés sur des échantillons osseux mais également à partir d'examen d'imagerie modernes tels que le scanner ou l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Ces techniques

d'imageries qui nous permettent de procéder à une bonne analyse de la texture osseuse, seront présentées dans la première partie du chapitre II. La deuxième partie de ce dernier sera consacré aux différentes analyses de texture que subissent les images issues de ces différentes modalités.

# Chapitre II

## Techniques d'acquisition et d'analyse d'images du tissu trabéculaire

## II.1. Préambule

La prédiction du risque fracturaire à l'échelle de l'individu repose à l'heure actuelle essentiellement sur l'analyse des résultats densitométriques. Cependant, la seule mesure de la quantité d'os par les différentes techniques présentées dans le chapitre I, ne permet pas d'expliquer complètement les propriétés mécaniques de l'os spongieux. De nombreux arguments indiquent que la fragilité osseuse qui caractérise l'ostéoporose est influencée par d'autres facteurs parmi lesquels la microarchitecture osseuse.

Afin de comprendre comment une structure en trois dimensions telle que l'os réagit aux contraintes mécaniques qui lui sont imposées, il est indispensable d'utiliser des outils de mesure performants qui permettent d'appréhender la géométrie osseuse. Il existe plusieurs systèmes d'imagerie permettant d'accéder, *in vivo*, à des informations structurales et architecturales de l'os spongieux en relation avec les propriétés mécaniques du tissu osseux et permettant ainsi de mieux évaluer les risques fracturaires.

Du fait de l'importance du tissu trabéculaire dans les propriétés mécaniques de l'os, différents outils de caractérisation de la microarchitecture ont été proposés. Ils ont pour objectif de rendre compte des propriétés spatiales et géométriques du tissu osseux. L'analyse de texture vise une caractérisation indirecte de la microarchitecture trabéculaire sur des images bidimensionnelles (2D), soit en niveaux de gris (exemple : les méthodes statistiques et les fractales), soit sur des images binaire (exemple : les méthodes morphologiques et d'anisotropie).

Dans la première partie de ce chapitre, une revue des techniques de caractérisation de l'os est présentée. Dans la seconde partie nous parcourons les différentes méthodes d'analyse de texture de l'os trabéculaire en soulignant les paramètres pouvant qualifier et quantifier la structure (2d) de l'os spongieux.

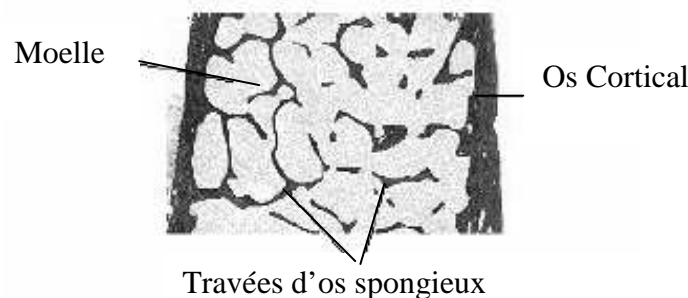
## II.2. Technique de caractérisation de l'os spongieux

### II.2.1. Histomorphométrie osseuse

La méthode de référence pour l'évaluation de la microarchitecture de l'os spongieux est l'histomorphométrie. Elle consiste à réaliser une biopsie de tissu osseux, découper des échantillons de 7  $\mu\text{m}$  environ d'épaisseur et observer ces coupes en microscopie à fort

grossissement (Figure II.1). En clinique, cette méthode est appliquée sur des biopsies de crête iliaque (partie supérieure de l'os de la hanche). L'analyse de ces prélèvements permet d'évaluer avec une excellente résolution spatiale (échelle du micron) des paramètres reflétant l'architecture du réseau trabéculaire. Ce prélèvement donne de plus l'accès à des informations biochimiques très fines sur la capacité de remodelage du tissu osseux, lié à l'équilibre entre ostéoclastes et ostéoblastes [Ilast, 2003; Follet, 2003].

Le principal inconvénient de cette technique est son caractère invasif. De plus, le site analysé n'est pas particulièrement exposé aux fractures. Les études d'histomorphométrie osseuse concernant d'autres sites plus pertinents (comme la vertèbre) ne peuvent être menées qu'à partir d'échantillons.



**Figure II.1.** Coupe histologique d'une biopsie trans-iliaque.

### II.2.2. L'imagerie par Ultrasons

Les ultrasons sont des vibrations mécaniques de la matière (comme tous les sons) à des fréquences inaudibles pour l'oreille humaine ( $>20\,000$  Hz). Les ultrasons se propagent à une vitesse qui sera fonction de la nature du milieu de propagation, indépendamment de la fréquence de l'onde. Comme la lumière en optique, chaque fois qu'un son rencontre une interface, une partie de l'énergie incidente est transmise (elle traverse l'interface) tandis que l'autre partie est réfléchi.

Lors de leur passage, les tissus présentent une certaine résistance aux ultrasons. Cette résistance, appelée impédance est fonction du module d'élasticité et de la densité du milieu considéré. L'impédance est différente d'un tissu à l'autre et la limite entre deux tissus constitue une interface génératrice de réflexions de l'onde ultrasonore. Chaque changement

d'impédance engendrera une réflexion d'une partie du signal et donc une diminution de l'intensité du signal incident. Les directions de la transmission et de la réflexion sont fonction de l'angle d'incidence de l'onde sonore. Pour former une image à partir des ondes réfléchies, les niveaux de gris d'une interface sont nuancés selon leur impédance : Os → Blanc ; Tissus mous → Gris ; Eau, Sang, vessie → Noir.

Plusieurs études ont déjà montré les liens des paramètres ultrasonores avec la DMO et avec la microarchitecture [Chappard et al, 1997 ; Laugier et al, 1997]. Actuellement, cette technique devient une alternative intéressante à la DXA (cf. I.6.1.3) car elle est non invasive et de faible coût.

Le principal inconvénient des ultrasons est que seules les extrémités (calcanéum, doigt, radius) peuvent être étudiées. De plus, l'analyse de la microarchitecture est encore problématique, les images obtenues fournissent des informations concernant l'orientation des travées ou leur épaisseur mais elles ne permettent pas d'accéder directement à la structure tridimensionnelle.

### **II.2.3. L'imagerie par résonance magnétique (IRM)**

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

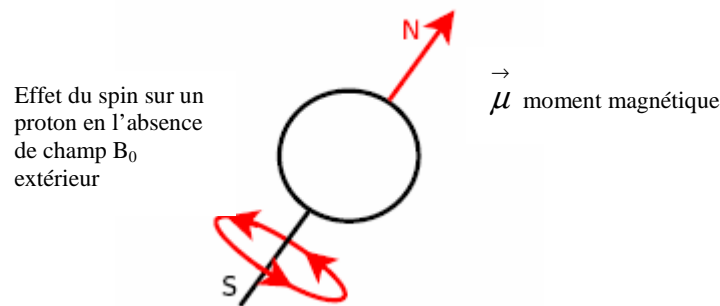
C'est en 1946 que Bloch et Purcell ont défini le principe physique de la Résonance Magnétique Nucléaire. Ce principe a été initialement appliqué à l'étude des tissus in vitro en (1971).

#### **II.2.3.1. Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique**

Les ressources bibliographiques sur la présentation de l'IRM sont nombreuses. Pour ce qui est des concepts, nous nous sommes basés sur les travaux suivant: [Kastler et al, 1994; Last, 2003; Bricq, 2008].

### ❖ Le spin nucléaire et son moment magnétique

L'IRM est basée sur les propriétés magnétiques de certains atomes ayant un nombre impair de protons dans leur noyau ( $^1\text{H}$ ,  $^{13}\text{C}$ ,  $^{17}\text{O}$ ,  $^{19}\text{F}$ ,  $^{31}\text{P}$ ,  $^{23}\text{Na}$ ,  $^{39}\text{K}$ ). Ces protons ont la particularité de tourner sur eux-mêmes « spin » créant ainsi un champ magnétique dipolaire (voir figure II. 2). Ils deviennent alors assimilables à de petits aimants définis par leurs moments magnétiques.



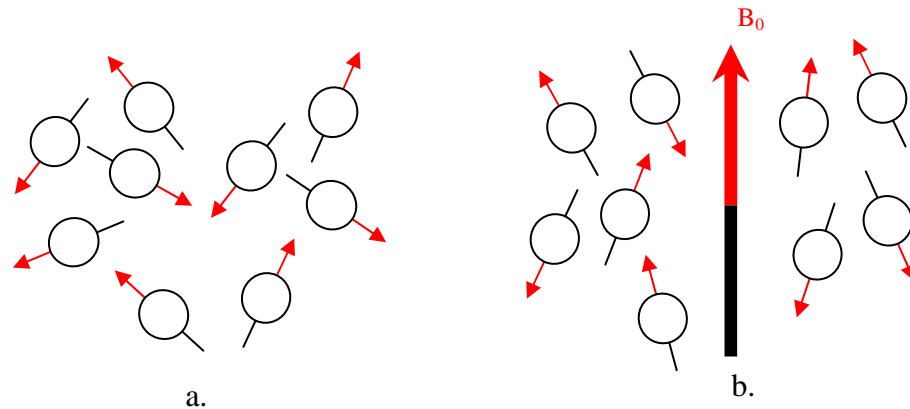
**Figure II.2.** Moment magnétique du spin d'un noyau d'hydrogène

Sachant que l'hydrogène a le moment magnétique le plus important et que le corps humain est composé à 70% d'eau ( $\text{H}_2\text{O}$ ), l'Imagerie par Résonance Magnétique est souvent appelée imagerie du proton  $\text{H}^+$ . Pour obtenir une image IRM, c'est sur les variations de signaux émis par ces petits aimants que l'on va s'appuyer, les principales étapes d'une séquence simple d'acquisition sont définies ci-dessous:

### ❖ Effet d'un champ magnétique statique $B_0$ sur les protons

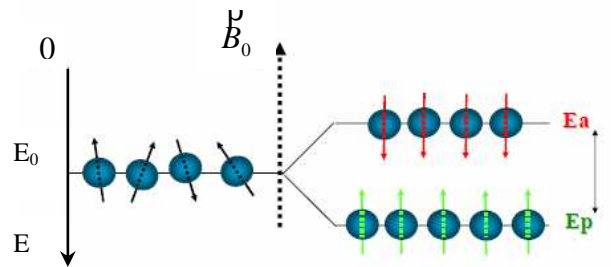
En l'absence de champ magnétique, les moments magnétiques ont des directions aléatoires (figure.II.3 a.). Par contre, en présence d'un champ magnétique extérieur  $B_0$ , les moments magnétiques ont tendance à s'aligner suivant la direction de ce champ (figure II .3 b.). Les spins sont soit orientés dans le même sens que le champ (« parallèle »), soit dans le sens opposé (« antiparallèle ») (figure II.4).





**Figure II.3.** L'influence du champ magnétique externe  $B_0$  :

- a. sans champ magnétique, les spins ont une orientation aléatoire,
- b. avec un champ magnétique externe, les spins sont principalement orientés selon la direction de ce champ externe.



**Figure II. 4.** Orientation des protons en présence d'un champ externe.

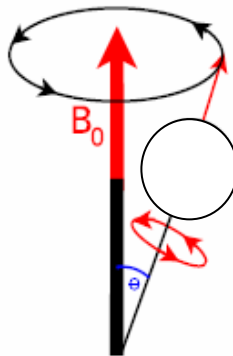
### ❖ Mouvement de précession et fréquence de Larmor

Les spins sont animés d'un mouvement de rotation autour d'un axe qui décrit un cône autour de l'axe de  $B_0$ . Ce mouvement est appelé mouvement de précession (figure II. 5). Il est caractérisé par sa fréquence de rotation  $f_0$  qui est proportionnelle au champ  $B_0$  (équation II.1).

$$f_0 = \gamma B_0 \quad \text{II.1}$$

Cette fréquence  $f_0$  est appelée fréquence de Larmor. La constante  $\gamma$  est le rapport gyromagnétique spécifique à chaque noyau, qui vaut 42,58 MHz/Tesla pour le noyau

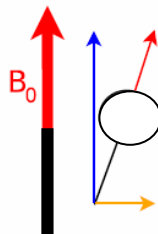
d'hydrogène. Par exemple pour un champ de 1,5 Tesla, la fréquence de Larmor du noyau d'hydrogène est  $f_0 = 63,855$  MHz.



**Figure II.5.** Moment magnétique du spin d'un noyau d'hydrogène dans un champ magnétique.

#### ❖ Aimantation macroscopique d'un ensemble de spins

L'aimantation d'un spin peut être décomposée en deux composantes : la première selon l'axe du champ  $B_0$ , appelée composante longitudinale et l'autre perpendiculairement à celui-ci, appelée composante transversale (figure II.6). Dans un champ magnétique  $B_0$ , la proportion de spins « parallèles » est plus importante que celle des spins « antiparallèles » (figure II.4). De ce fait, la résultante de l'ensemble des aimantations longitudinales est dans le même sens que  $B_0$ . Les spins des noyaux d'hydrogène ont tous la même fréquence de rotation mais leur phase est aléatoire (figure II.3 b.). Ainsi, les aimantations transversales se compensent et la résultante transversale est nulle.



**Figure II.6.** Décomposition de l'aimantation du spin : la composante longitudinale (en bleu) et la composante transversale (en orange).

### ❖ Perturbation de l'état d'équilibre : Le phénomène de résonance

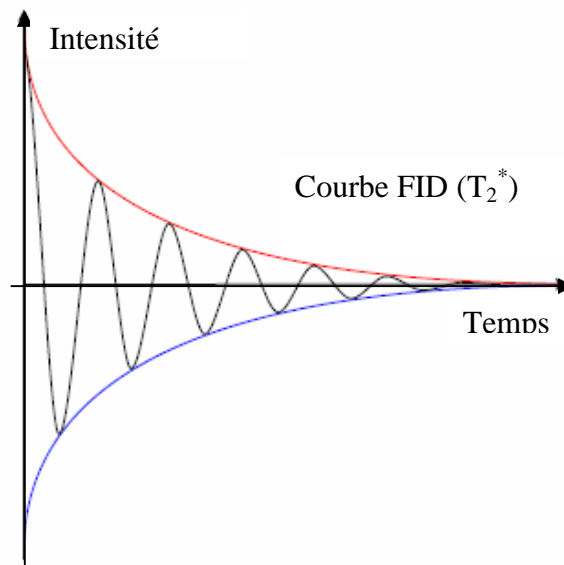
La résultante de l'ensemble des aimantations longitudinales porte l'information utile: son module est proportionnel à la quantité de protons de l'échantillon. Il est cependant de très faible intensité (noyé dans  $B_0$ ). Pour pouvoir la détecter, on cherche à observer le mouvement de précession de sa composante transversale. Afin d'obtenir un mouvement de précession de l'aimantation, une antenne va émettre brièvement une onde radiofréquence à la fréquence de Larmor qui interagit avec les spins en précession. Cette impulsion apporte de l'énergie au système des spins : cela correspond à la phase d'excitation. Quelques spins parallèles deviennent antiparallèles. Les spins tournent en phase, ils entrent en résonance. Ainsi on obtient un « basculement » de l'aimantation longitudinale et l'apparition d'une composante transversale.

### ❖ Les phénomènes de relaxation

Après l'impulsion, les spins restituent cette énergie sous forme d'une onde en revenant à leur état d'origine. Une antenne réceptrice capte ce signal (figure II.7) qui reflète la composante transversale de l'aimantation. Lorsque le signal n'oscille plus, le système a retrouvé son équilibre. Ce retour à l'état d'équilibre est atteint par deux phénomènes de relaxation simultanés:

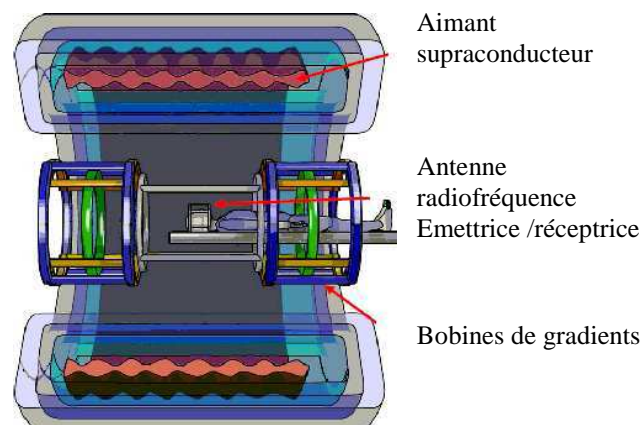
1. croissance (repousse) de la composante longitudinale avec une constante de temps notée  $T_1$  (dite temps de relaxation longitudinale).
2. décroissance de la composante transversale avec une constante de temps notée  $T_2$  (dite temps de relaxation transversale).

Le signal, appelé « signal de précession libre » plus connu sous le terme anglais de (Free Induction Decay ou FID), est une sinusoïde amortie. L'enveloppe de ce signal (figure II.7, en rouge) est une courbe exponentielle décroissante en  $T_2^*$  et non en  $T_2$ . Le  $T_2^*$  diffère du  $T_2$  en raison des inhomogénéités du champ  $B_0$ . Selon la séquence d'impulsions radiofréquences réalisée, il est possible de réaliser des mesures dites pondérées en  $T_1$  ou pondérées en  $T_2$ .



**Figure II.7.** Signal reçu par l'antenne après une phase d'excitation provoquée par une impulsion radiofréquence.

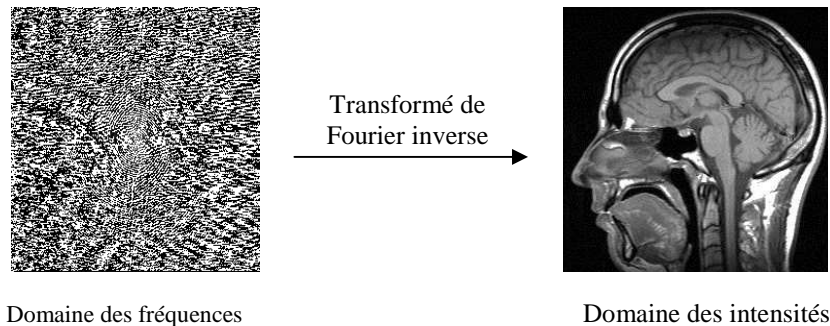
### II.2.3.2. Formation des images



**Figure II. 8.** Schéma simplifié d'un imageur IRM

En RMN, le signal mesuré provient de l'ensemble des tissus présents dans le champ  $B_0$ . Pour obtenir une image, trois gradients de champ sont utilisés, l'un pour la sélection de coupe, l'autre pour le codage en fréquence et le dernier pour le codage en phase (les détails de ces trois gradients sont présentés dans l'annexe A) (figure II.8). Ainsi, une image est acquise

dans le domaine fréquentiel (ou domaine de Fourier). Après une transformée de Fourier inverse, l'image d'IRM est obtenue (figure II.9). L'image obtenue est une matrice 3D qui associe à chaque point de l'espace, appelé voxel, une intensité.



**Figure II. 9.** Passage du domaine fréquentiel au domaine spatial par transformée de Fourier inverse.

Pour l'imagerie du tissu trabéculaire par IRM in vivo, le signal provient de la moelle osseuse contenue dans les cavités trabéculaires. Dans la plupart des études in vitro, les tissus mous et la moelle sont éliminés des prélèvements et remplacés par de l'eau (éventuellement avec un produit de contraste) qui donne le signal utile. Le tissu solide ne donne aucun signal: il apparaît sur les images comme du bruit.

Le principal inconvénient de cette modalité est la résolution spatiale qui reste toutefois limitée ( $66 \times 66 \times 66$  à 8.5 Tesla) in vitro. Ce qui complique considérablement l'exploitation des images de la structure osseuse in vivo. Malgré que cette technique soit trop coûteuse et longue pour être utilisée en examen de routine, elle reste cependant une modalité de choix vu sa capacité à délivrer des images tridimensionnelles de résolution spatiale isotrope et de son innocuité totale.

### II.2.3.3. Analyse de l'os spongieux par IRM

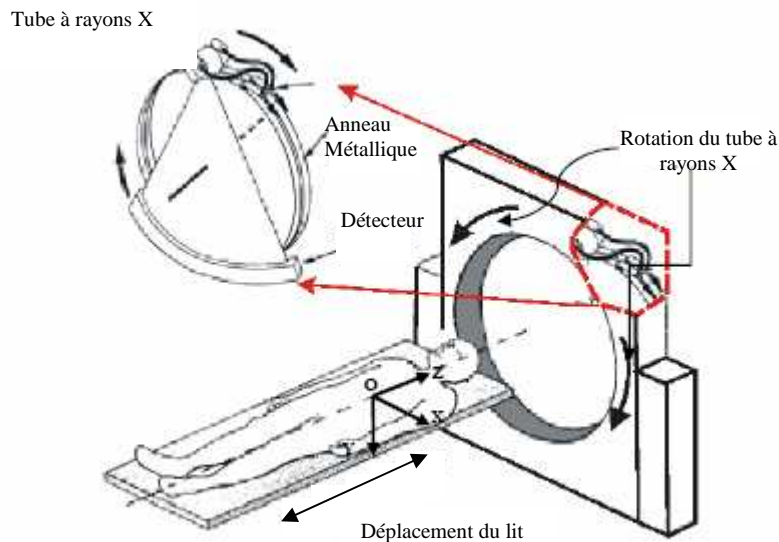
Des images obtenues in vitro par IRM permettent de réaliser des études quantitatives [Majumdar et al, 1995 ; Dufresne et al, 1996] et cette technique peut atteindre une résolution spatiale de  $33 \mu\text{m}$  [Genant et al, 1996]. En 1997, Genant et Majumdar reportaient aussi l'évaluation du risque fracturaire du radius distal à l'aide de paramètres architecturaux mesurés sur des images IRM réalisées in vivo.

### II.2.3. L'imagerie par rayon X : Tomographie par rayon X

Le mot tomographie signifie reconstruction d'images en coupes d'un objet 3D. Appelée également la tomodensitométrie axial (Computed Tomographie - CT)

La tomodensitométrie est un système d'imagerie mettant en valeur les différences d'atténuation des rayons X dans les différents constituants de l'organisme. Il s'agit, comme la radiologie par rayons X, d'un système d'imagerie par transmission, pour lequel le patient est placé entre une source de rayons X et un détecteur. Cependant, contrairement à la radiographie classique qui explore le corps humain à partir de projections bidimensionnelles, la tomodensitométrie permet d'obtenir des informations volumiques par coupe.

La figure (II.10) illustre le dispositif d'acquisition à rayon X.



**Figure II.10.** Schéma d'un dispositif d'acquisition à rayon X

#### II.2.4.1. Formation de l'image

Le concept mathématique permettant de générer des images CT-scan à partir de projections multiples issues d'angles différents a été développé par Radon en 1917. Ce concept permet de représenter la structure interne d'un objet en utilisant une multitude de projections issues de l'atténuation de faisceau de rayons X par la matière traversée.

Le principe repose sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l'objet à examiner. De multiples profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique.

Dans cette partie nous nous sommes basé sur les ressources suivantes : [Lebras, 2004] et [Dillenseger et Moerschel, 2009]

#### II.2.4.1.1. Atténuation

Un faisceau de rayons X traversant un objet homogène d'épaisseur  $x$  subit une atténuation, fonction de la densité électronique de l'objet. La valeur de l'atténuation est obtenue par soustraction entre l'intensité du faisceau de rayons X avant et après traversée de l'objet. Elle est définie par la relation :

$$\text{Log}(I_0 / I) = \mu x \quad (\text{II.2})$$

Avec  $I_0$  : intensité incidente du faisceau

$I$  : intensité émergente

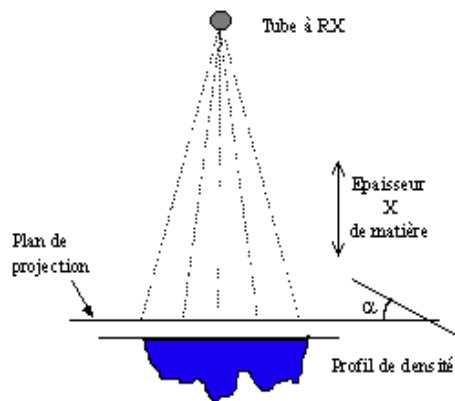
$\mu$  : coefficient d'atténuation de l'objet traversé

$x$  : épaisseur de l'objet

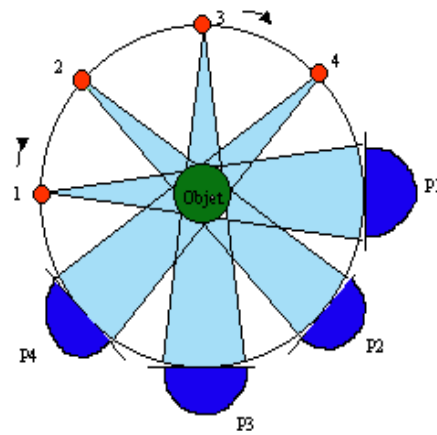
Le faisceau rencontre des structures de densité et d'épaisseur différentes. L'atténuation dépend donc de plusieurs inconnues  $\mu_1 x_1, \mu_2 x_2, \dots, \mu_n x_n$

#### II.2.4.1.2. Projections

Le détecteur transforme les photons X en signal électrique. Ce signal est directement proportionnel à l'intensité du faisceau de rayons. Le profil d'atténuation ou projection correspond à l'ensemble des signaux électriques fourni par la totalité des détecteurs pour un angle de rotation donné (Figure II.11). Un mouvement de rotation autour du grand axe de l'objet à examiner permet d'enregistrer une série de profils d'atténuation résultants de la traversée de la même coupe selon différents angles de rotation (Figure II.12).



**Figure II.11.** Profil de densité



**Figure II.12.** Principe de mesure : A chaque rotation, de multiples profils d'atténuation sont obtenus selon différents angles de rotation.

Avec les projections obtenues selon des angles différents, il est possible de reconstruire une image du plan de coupe étudié. Les méthodes de reconstructions mathématiques permettant de reconstruire une image informatique à partir des projections, peuvent être réparties en deux classes :

- la première utilise des méthodes dites algébriques
- la seconde utilise des méthodes dites analytiques : rétroprojection par transformée de fourier.

#### II.2.4.1.3. Les méthodes algébriques

A partir des valeurs d'atténuation mesurées par chaque détecteur, l'ordinateur calcule la densité de chaque pixel de la matrice. Ces calculs complexes reposent sur le principe : connaissant la somme des chiffres d'une matrice selon tous ses axes (rangées, colonnes et diagonales), on peut en déduire tous les chiffres contenus dans la matrice.

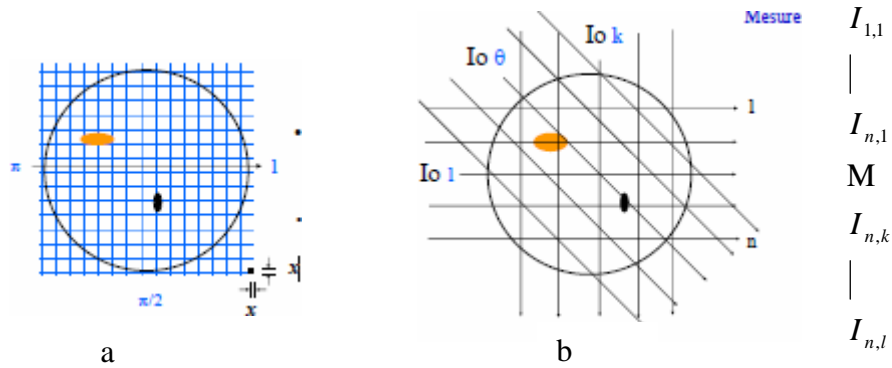
Une matrice est définie pour contenir l'objet et représenter son image, une fois la taille des pixels est fixée la distance  $x$  de l'équation (II.1) est déterminée (figure II.13.a). La rotation est effectuée selon plusieurs incidences ( $\theta = 1 \dots \pi$ ). Ainsi seul  $\mu$  est variable. Afin



de retrouver les différents coefficient d'atténuation on crée un système d'équation (figure II.13.b) :

$$\begin{cases} I_{1,1} = I_0 e^{-\sum_{i=1}^p \mu_{i,1} x} \\ \quad \quad \quad M \\ \quad \quad \quad M \\ I_{n,k} = I_0 e^{-\sum_{i=1}^p \mu_{i,n} x} \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

On peut résoudre ce système algébriquement et on obtient une valeur de  $\mu$  pour chaque pixel.



**Figure II.13.** Calcul des valeurs d'atténuation des pixels

#### II.2.4.1.4. Les méthodes analytiques

Cette méthode permet de reconstruire une coupe en passant de manière systématique par le domaine fréquentiel. La théorie de Fourier dit que « tout signal peut être décomposé en une infinité de fonctions périodiques d'amplitudes, de fréquences et de phases différentes ».

Le profil d'atténuation d'un faisceau de rayons X à la sortie du patient peut alors subir cette décomposition, et les fréquences qui le composent peuvent ainsi être classées dans le domaine fréquentiel de Fourier. En TDF, les profils d'atténuation acquis sur les différents degrés sont classés un par un, degré par degré, dans un même domaine fréquentiel (« théorème de la coupe centrale »). Une fois le plan de Fourier rempli, il est possible, par l'utilisation d'une transformée de Fourier inverse (TDFi), de se trouver dans le domaine spatial. On a ainsi résolu chaque inconnue de la matrice (pixels) et donc fabriqué une image numérique caractéristique de la tranche irradiée, c'est ce que on appelle la méthode de rétroprojection par

transformée de Fourier. Les projections sont rétro-projetées sur une matrice de reconstruction. Chaque profil d'atténuation est projeté selon le même angle qu'à l'acquisition (figure II.14).



**Figure II.14.** La rétroprojection

#### II.2.4.1.5. De la matrice à l'image

Les matrices actuelles sont le plus souvent en 512 x 512 pixels. A chaque pixel de la matrice de reconstruction correspond une valeur d'atténuation ou de densité. En fonction de sa densité, chaque pixel est représenté sur l'image par une certaine valeur dans l'échelle des gris. Pour comparer l'ensemble des densités présentes dans le corps humain, Hounsfield les classe sur une échelle en prenant pour référence la valeur de l'absorption de l'eau. Il propose ensuite une méthode d'observation (fenêtrage) qui permet de centrer l'étude en contraste sur une portion précise de l'échelle de Hounsfield.

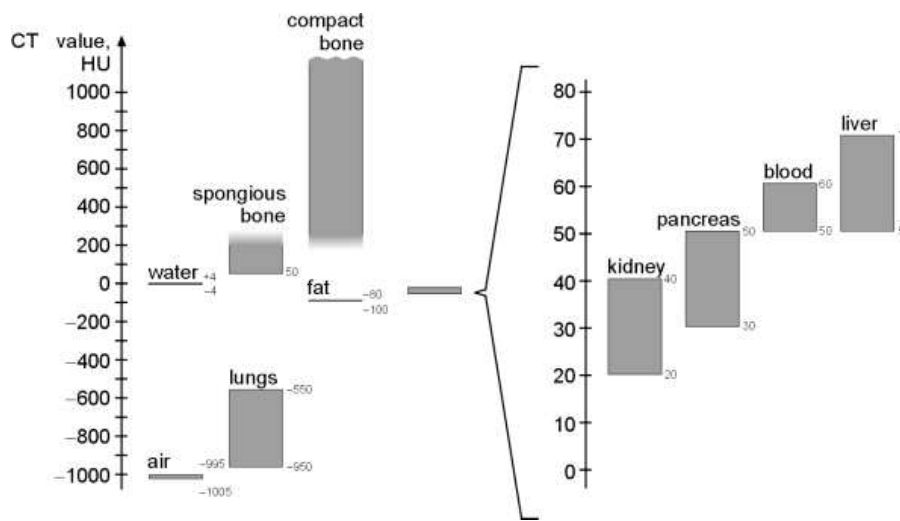
##### ▪ Echelle de Hounsfield

Hounsfield a réparti sur une échelle 2000 coefficients d'atténuation ( $\mu$ ) susceptibles d'être présents dans le corps humain (air, tissus mous, os, métal), ces coefficients sont exprimés en unité Hounsfield (UH). Les calculs des (UH) ont pour référence le coefficient d'atténuation ( $\mu$ ) de l'eau. La valeur Hounsfield de l'eau représente le « zéro » (valeur de référence).

$$UH = \frac{\mu T - \mu H_2O}{\mu H_2O} \times 1000 \quad (\text{II.4})$$

$\mu T$  Représente le coefficient d'atténuation du tissu étudié.

L'éventail de cette échelle varie de  $-1000$  à  $+1000$ , avec le choix d'une valeur de zéro pour l'eau,  $-1000$  pour l'air et  $+1000$  pour le calcium (Figure II.15).



**Figure II.15.** Classification des tissus sur l'échelle de Hounsfield

L'oeil humain ne distinguant que 16 niveaux de gris, les 2000 paliers de densité ne peuvent être vus simultanément sur l'écran. Il paraît donc nécessaire de n'attribuer l'échelle de gris qu'à une portion spécifique de l'échelle de Hounsfield, afin de pouvoir étudier avec un contraste « visible » les tissus souhaités. Cette opération nommée fenêtrage permettra de compenser les limites physiologiques de l'oeil humain.

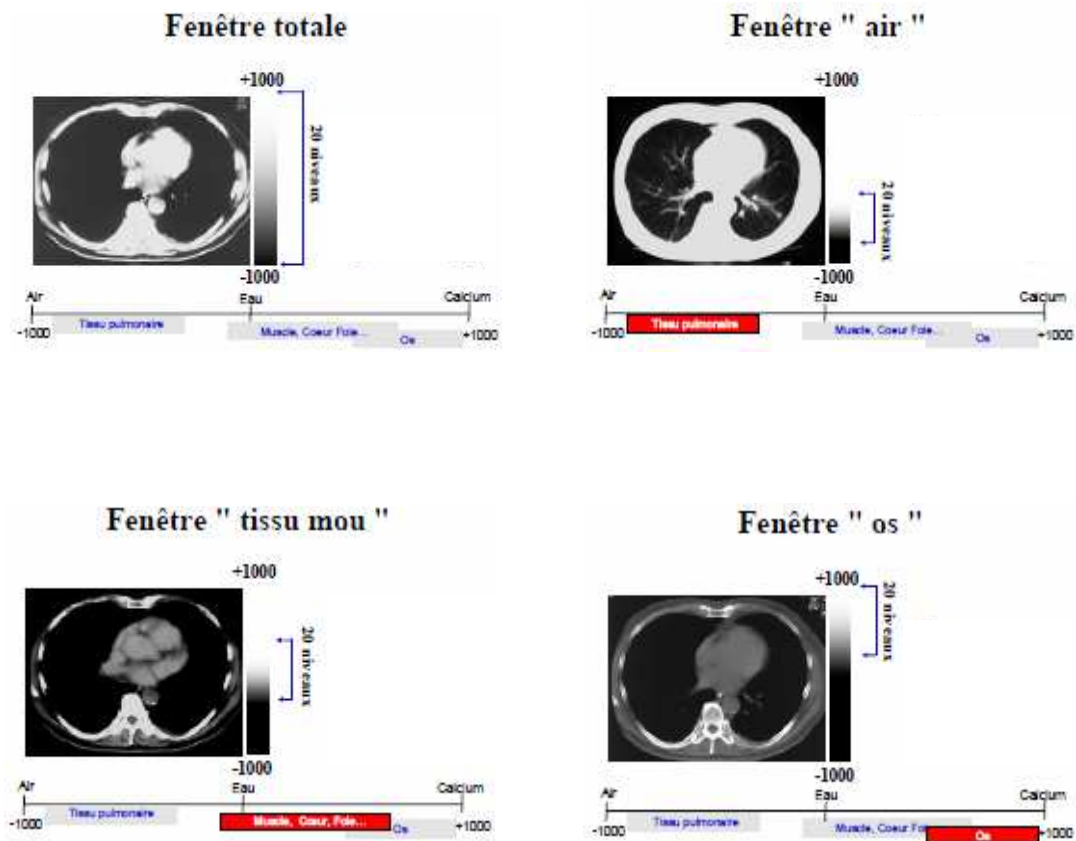
La fenêtre correspond aux densités qui seront effectivement traduites en niveaux de gris à l'écran. Deux paramètres modulables définissent la fenêtre utile de densités.

- le niveau (level) : valeur centrale des densités visualisées
- la largeur de la fenêtre (window) détermine le nombre de niveaux de densité. En augmentant la fenêtre l'image s'enrichit de niveaux de gris mais le contraste diminue entre les structures de l'image. En diminuant la fenêtre, le contraste augmente.

Les fenêtres « osseuses », « pulmonaire » et « molles » constituent les trois grands types de fenêtrage (figure II.16).

- Les fenêtres osseuses ont une largeur très étendue, ce qui permet d'englober l'ensemble des tissus osseux (spongieux et compact), et ont un niveau relativement élevé.

- Les fenêtres pulmonaires possèdent une largeur étendue, et leur niveau bas se situe dans la portion négative de l'échelle de Hounsfield afin de contenir l'ensemble des structures du parenchyme pulmonaire.
- Les fenêtres « molles » sont spécifiques des tissus mous ayant des UH proches situées à peine au-dessus de l'UH de référence qui est l'eau. Elles sont dites « étroites » ou « serrées », du fait de la faible étendue des valeurs Hounsfield de ces tissus et leur niveau proche du zéro.



**Figure II.16.** Exemple de niveau et de largeur de fenêtre pour l'étude des différentes structures.

Les images obtenues par cette méthode d'imagerie donnent une répartition volumique de la DMO ce qui permet de mesurer très précisément la fraction volumique d'os, mais aussi de disposer d'une représentation tridimensionnelle fiable: le réseau trabéculaire, qui est séparable du tissu cortical, peut alors être analysé (si la résolution spatiale est suffisante) [Ding et al, 1999].

#### **II.2.4.2. Application à l'os spongieux**

Un tomographe clinique (scanner) a une résolution en général supérieure à 500  $\mu\text{m}$  [Genant et al, 1996], ce qui est très insuffisant pour évaluer la structure osseuse. Des tomographes à haute résolution ou micro-tomographes ont donc été développés. La résolution étant très liée à la dose reçue, les examens in vivo ne peuvent être avec une résolution maximale. Pour des études in vitro de caractérisation structurale, la résolution est incontestablement meilleure.

#### **II.2.5. Pré requis de l'évaluation de la microarchitecture osseuse**

Le recueil des informations accessibles par l'imagerie doit tenir compte des contraintes de l'acquisition d'image conditionnant l'accès in vivo ou in vitro mais aussi du type d'analyse bidimensionnelle ou tridimensionnelle. Dans l'idéal, cette imagerie doit permettre une évaluation quantitative de la morphométrie osseuse. Cette quantification a pour but de discriminer les patients ayant des altérations de la microarchitecture et de permettre l'évaluation des effets d'interventions thérapeutiques, mais aussi de mieux connaître les relations entre microarchitecture et résistance osseuse [Cortet et Marchandise, 2001]. Les méthodes d'évaluation de la microarchitecture osseuse doivent être adaptées aux caractéristiques de la microstructure trabéculaire osseuse. L'analyse nécessite donc une résolution proche de la taille des travées. Ces conditions remplies, l'analyse morphologique et topologique sont alors possibles. Avec une épaisseur de coupe supérieure à 500  $\mu\text{m}$ , l'accès direct au réseau trabéculaire est impossible. Dans ce cas, les paramètres obtenus sont dits apparents, ou c'est la texture qui est analysée.

### **II.3. Techniques d'analyse de texture**

L'analyse de texture est un problème étudié depuis déjà longtemps. Elle regroupe la description, la discrimination, la classification et la synthèse de texture. Un grand nombre de méthodes d'analyse de texture peut être recensé dans la littérature. Néanmoins la définition précise d'une texture est encore sujette à contre verse.

### II.3.1. Notion de texture

La définition littéraire de la texture est la suivante: "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants: grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière.

Haralick (1979) élargit la définition en décrivant une texture comme un phénomène à deux dimensions: la première concernant la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels est formée la texture; la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

Une autre approche serait encore de définir la texture à partir de deux types d'informations essentielles que comporte l'image:

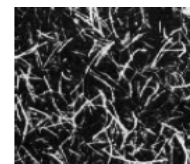
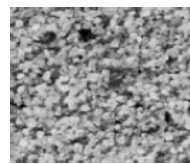
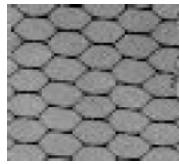
- 1) les contours, de type mono dimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes.
- 2) l'aspect de surface, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes. Cependant, la description d'une texture peut s'avérer erronée à une autre échelle d'observation, c'est à dire en changeant la résolution.

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

- **les *macrotextures*** qui présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex: peau de lézard, mur de brique) donc une approche structurelle déterministe (Figure II.17).
- **les *microtextures*** présentant des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex: sable, laine tissée, herbe) (Figure II.18). D'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène.

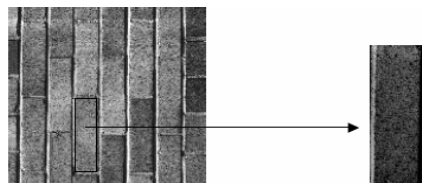


**Figure II.17.** Texture périodique



**Figure II.18.** Texture aléatoire

Gagalowicz (1983) propose une synthèse des deux approches en considérant la texture comme "une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire (Figure II.19), donc une structure hiérarchique à « deux niveaux ».



**Figure II.19.** Primitive et échelle d'observation. A gauche, la primitive correspond à une brique. A droite, la primitive correspond au pixel.

Les textures observées dans les images du tissu trabéculaire sont de type aléatoire. Devant une telle structure, deux approches d'analyse sont possibles [Benhamou et al, 2000]:

- Analyse des images en niveaux de gris,
- Analyse sur des images binaires.

### II.3.2. Analyse des images en niveaux de gris

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. L'analyse des niveaux de gris des images médicales a l'avantage de conserver l'ensemble de l'information présente sur l'image en projection. Dans la majorité des cas, on travaille sur 256 niveaux de gris. A partir de cette définition des niveaux de gris de l'image, plusieurs possibilités se présentent: l'analyse statistique, l'analyse fractale et l'analyse d'anisotropie.

### II.3.2.1. L'analyse statistique

Du point de vue des méthodes statistiques, la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image. Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture est à rechercher soit dans des méthodes qui exploitent directement les propriétés statistiques de la texture (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plages, matrice de voisinage, fonction d'autocorrélation, modèle de Markov, modèle autorégressif, modèles issues de la morphologie mathématique), soit dans des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé dans lequel on réécrit l'image de texture (densité spectrale, méthode des extrêmes locaux, méthodes de transformation de Fourier, ou avec des filtres numériques).

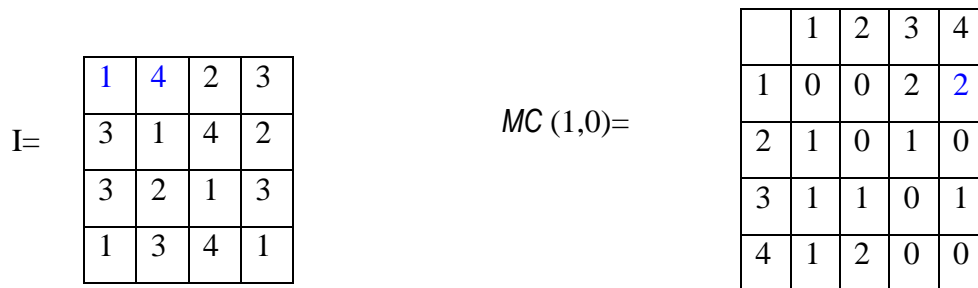
Les statistiques des niveaux de gris en termes de longueur de plages ou des matrices de cooccurrences ont fait objets de nombreuses études pour caractériser la texture de l'os trabéculaire.

#### ❖ Matrice de cooccurrence

La matrice de cooccurrence permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un "motif" formé de deux pixels séparés par une certaine distance  $d$  dans une direction particulière  $\theta$  par rapport à l'horizontale. Afin de limiter le nombre de calculs,  $\theta$  prend généralement comme valeurs  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$  et 1 pour la valeur de  $d$  [Coocquerez et al, 1995].

La taille de la matrice de cooccurrence notée  $MC(d, \theta)$  est  $N_g \times N_g$ , où  $N_g$  correspond au maximum des niveaux de gris de l'image. Les matrices de cooccurrences sont très sensibles aux valeurs des niveaux de gris, puisqu'un changement minime d'intensité peut générer une matrice complètement différente. Afin de réduire la taille de ces matrices, on diminue le nombre de niveaux de gris des images. A titre d'exemple, pour une image possédant 4 niveaux, la matrice de cooccurrence sera de taille 16 (Figure II.20).





**Figure II.20.** Matrice de cooccurrence  $MC(1,0)$  de l'image I ayant 4 niveaux de gris, pour une distance  $d=1$  et la direction  $\theta=0^\circ$ .

Dans le cadre de la classification d'images texturées, Haralick introduit des attributs de texture extraits des matrices de cooccurrences évaluées sur des images monochromes. Ces attributs sont des mesures statistiques sur les matrices de cooccurrences d'une image qui permettent de réduire la quantité d'informations de chaque matrice. Ils contiennent des informations sur la finesse, la directionnalité et la granularité de la texture. Les principaux indices d'Haralick sont le second moment angulaire, le contraste, la corrélation, la variance, l'entropie, etc. Les attributs texturaux définis par Haralick sont donnés dans l'Annexe B (table 1).

Pour une texture grossière, les valeurs de la matrice sont concentrées sur la diagonale principale. Au contraire, pour une texture fine, les valeurs de la matrice seront dispersées : en effet, pour une telle texture il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris [Coocquerez et al, 1995].

Le choix du vecteur de déplacement, et de la taille de la fenêtre du voisinage sur laquelle s'effectue la mesure sont les paramètres sur lesquels repose la réussite de la méthode. La difficulté à surmonter lors de l'application de cette technique réside justement dans le choix de ces paramètres car ils varient selon le type d'images et de textures.

Le contraste, l'énergie, l'homogénéité et l'entropie sont souvent les paramètres retenus pour l'étude de la texture osseuse car ces quatre paramètres permettent de quantifier les trabécules, les autres sont surtout des paramètres de comparaison. Le contraste est le paramètre le plus intéressant car il sera d'autant plus important qu'il y aura des trabécules dans l'image.

Le calcul de l'énergie a permis de trouver une relation entre les paramètres de la matrice de cooccurrence de calcanéum et la DMO (Densité Minérale osseuse) du colfémoral

[Lespessailles et al, 2007]. Une autre étude a permis de déterminer la largeur des travées d'une image radiographique du fémur par le calcul de la matrice de cooccurrence pour une direction de  $10^\circ$  et une distance  $d$  [Paquet et al, 1996].

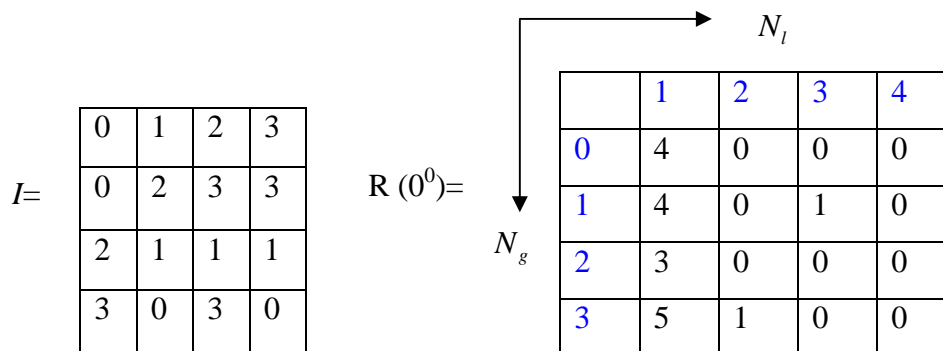
### ❖ Matrice de longueur de plages

Elle a été introduite par Galloway en 1975 [Galloway, 1975]. L'idée de base de cette méthode est d'extraire l'information texturale d'une image à partir des plages de niveaux de gris. Elle consiste à calculer le nombre de plages de pixels, d'un niveau de gris donné et d'une certaine longueur, dans une direction  $\theta$  donnée ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ). Soit une image  $I$  ayant  $N_g$  niveaux de gris. Soit  $N_l$  le nombre de longueurs de plage identifiées dans l'image. La matrice de longueur de plage dans la direction  $\theta$ ,  $R(\theta)$ , est la matrice composée de  $N_g$  lignes et  $N_l$  colonnes telle que l'élément  $r(i, j)$  de la matrice correspond au nombre de plages de niveau de gris  $i$  et de longueur  $j$  dans la direction  $\theta$  [Coocquerez et al, 1995].

Une plage de niveaux de gris correspond à l'ensemble des pixels d'une image ayant la même valeur de niveau de gris.

La longueur de la plage correspond au nombre de pixels appartenant à la plage ; ainsi on peut dire qu'une texture fine possède peu de pixels dans une plage.

Un exemple est illustré par la figure (II.21), pour une image possédant 4 niveaux et de taille  $4 \times 4$ , la matrice de longueur de plage sera de taille  $4 \times 4$ .



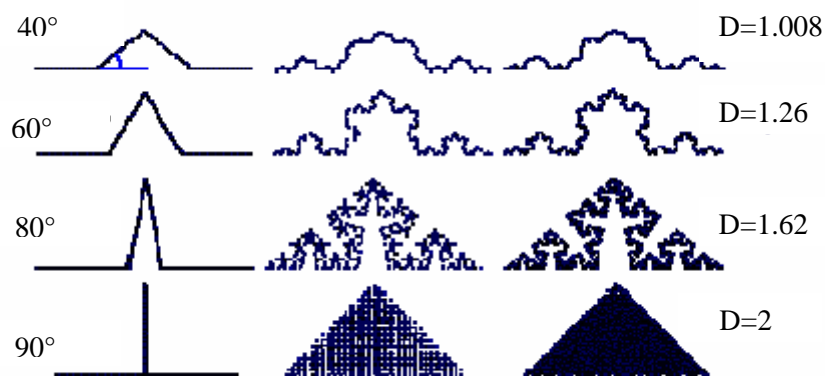
**Figure II.21.** Construction d'une matrice de longueur de plages. A gauche l'image initiale, à droite la matrice  $R(0^\circ)$  de longueur de plage associée.

Les matrices de longueurs de plages ne sont généralement pas carrées. En effet, leur taille est  $(N_g, N_l)$ . Comme pour les matrices de cooccurrences, plusieurs attributs peuvent être calculés à partir de ces matrices (Annexe B, table 2).

Les deux principaux paramètres issus de la matrice des longueurs de plages appliqués à la structure trabéculaire sont les suivants: *Le "poids" des plages courtes (SRE) et Le "poids" des plages longues (LRE)*. Dans son étude, Pacquet (1995) a montré que le paramètre LRE peut fournir une information similaire à la densité minérale osseuse.

### II.3.2.2. L'analyse fractale

Les structures fractales sont constituées d'un motif particulier dont la reproduction récursive génère une autosimilarité invariante quelque soit l'échelle d'observation. A titre illustratif, on peut facilement évaluer la dimension fractale  $D$  pour les courbes de Von Koch (de type « flocon de neige »). Dans le cas illustré ci-dessous (figure II.22), les mathématiciens trouvent  $D = \log 2 / \log (2 \cos \alpha / 2)$ , ce qui conduit aux valeurs indiquées sur la droite.



**Figure II.22.** Tracée d'une fractale

Successivement la figure (II.22) montre le schéma d'indentation de chaque segment, un tracé au bout de 3 ou 4 étapes, et le tracé final de la fractale. Le point intéressant est le suivant : on obtient des valeurs proches de 1 pour les fractales peu accidentées (1<sup>ère</sup> ligne ci-dessus), alors qu'on se rapproche de plus en plus de 2 au fur et à mesure que la courbe se complexifie et occupe davantage la surface sur laquelle elle est tracée. Dans le cas limite  $\alpha = 90^\circ$ , où la courbe remplit tout le triangle, on obtient  $D = 2$ .

En géométrie ordinaire, on dit qu'une courbe est un espace à 1 dimension précisément parce qu'on sait mesurer les longueurs le long de la courbe et qu'on peut repérer tout point de la courbe par un seul nombre, son abscisse (sa distance de puis le point pris comme origine).

De même, toujours en géométrie ordinaire, on dit que les surfaces sont des espaces à deux dimensions parce qu'il suffit de deux coordonnées pour en repérer les points. Ces nombres entiers 1 et 2 sont appelés dimensions euclidiennes. Il est impossible de désigner ainsi un point d'une fractale, puisqu'on ne peut pas mesurer de longueur le long de la fractale. Une ligne fractale dessinée dans un plan appartient bien à ce plan, de dimension 2, mais on ne peut pas dire qu'elle soit de dimension 1. Par contre, on dispose du nombre  $D$ , nombre réel, qui est proche de 1 quand la fractale est plutôt lisse, qui augmente quand la fractale devient plus accidentée, et qui tend vers 2 quand la fractale remplit la portion de plan qui lui sert de support (quand la fractale ressemble à une surface). En quelque sorte, ces fractales réalisent une sorte d'évolution entre les courbes lisses et les surfaces de la géométrie classique, alors que le nombre  $D$  évolue de 1, dimension euclidienne d'une courbe lisse, à 2, dimension euclidienne d'un morceau de plan. Pour cette raison, ce nombre  $D$  est appelé dimension fractale de la courbe fractale.

### ➤ Application à l'os trabéculaire

La dimension fractale  $D$  est un paramètre de texture qui quantifie la complexité d'une structure fractale d'un objet. De nombreux éléments biologiques sont assimilés à des objets fractals afin de quantifier leur complexité par la dimension. D'un point de vue mathématique, ces éléments ne sont pas des objets fractals parfaits mais montrent cette propriété pour une gamme d'échelle limitée. De même, l'os spongieux n'est pas un objet fractal parfait mais l'interface os/moelle présente des propriétés d'objet fractal dans un intervalle de dimension limité [Lespessailles et al, 2007 ; Majumdar et al, 1995]. Parmi les méthodes de calcul de la dimension fractale  $D$  sur des échantillons d'os spongieux, on peut citer la méthode du « Box counting » appliquée sur des images binaires. Elle est mesurée sur des coupes 2D d'os spongieux, en appliquant sur l'image, des grilles de différentes tailles de cases élémentaires  $\varepsilon \times \varepsilon$  [Majumdar, 1995]. Le nombre de cases contenant des travées ou partie de travées ( $N(\varepsilon)$ ) est porté sur un graphe en fonction de  $\varepsilon$ , après transformation logarithmique de ces deux paramètres. La dimension fractale  $D$  est alors définie par la relation suivante [Weinstein et Majumdar, 1994]:

$$D = -\log N_{(\varepsilon)} / \log \varepsilon \quad (\text{II.5})$$

La courbe  $\log N_{(\varepsilon)}$  en fonction de  $\log \varepsilon$  présente une partie linéaire,  $D$  est la valeur absolue de la pente de cette droite. L'analyse 2D d'une image binarisée donne une dimension fractale comprise entre 1 et 2.

Majumdar et al (1996) ont confirmé la capacité de discrimination de l'analyse fractale entre les patientes atteintes d'ostéoporose et des patientes témoins du même âge.

### II.3.2.3. Analyse d'anisotropie et d'orientation

Les forces de pression et de traction auxquelles est soumis le tissu trabéculaire influencent considérablement la morphologie du réseau. Dans les régions soumises à de fortes contraintes, le tissu trabéculaire se développe plutôt avec un modèle de plaques alors que dans les régions où elles sont plus faibles, les travées semblent suivre un modèle en colonnes. L'orientation de la structure dépend elle aussi des charges appliquées. Ainsi, pour des sites où la répartition des contraintes est complexe, la structure trabéculaire est plutôt isotrope alors que pour un tissu trabéculaire soumis principalement à une contrainte, les travées osseuses se développent avec une symétrie axiale autour de l'axe de la contrainte. Cette famille de paramètres caractérise l'anisotropie et l'orientation du réseau trabéculaire [last, 2003].

#### ❖ L'analyse spatio-fréquentielle

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

Des méthodes estimant les variations qualitatives d'orientation des travées transverses et longitudinales ont été développées à partir de l'analyse spectrale des niveaux de gris par la transformée de Fourier de l'image de radiographies de l'extrémité distale du radius [Benhamou et al, 2000]. Cette analyse est basée sur l'hypothèse selon laquelle chaque fonction périodique peut être exprimée comme une infinité de fonctions sinusoïdales, de différentes amplitudes et oscillant à différentes fréquences. La transformée de Fourier (TF) généralise la théorie des séries de Fourier aux fonctions non périodiques et permet de leur associer un spectre en fréquences.

À l'aide de la transformée de Fourier, il est possible de représenter une image radiographique dans le domaine des fréquences. Dans ce système fréquentiel les plus petits détails de l'image correspondent aux grandes fréquences. Le spectre de fréquence d'une image représente la fréquence d'apparition de motifs présents sur l'image radiographique ainsi que l'orientation de ceux-ci. On peut à l'aide du spectre de fréquence visualiser les orientations préférentielles des motifs de l'image. Ce spectre nous informe sur le contenu fréquentiel global à partir duquel certains paramètres texturaux peuvent être extraits. Certains de ces attributs peuvent aussi être calculés à l'aide de plusieurs angles de manière à prendre en compte une information de direction. Ces attributs permettent de caractériser la sensibilité du spectre de puissance à l'orientation des textures. Par exemple, le spectre de puissance possède de fortes amplitudes dans la direction perpendiculaire aux lignes d'orientation de la texture. Des mesures quantitatives du degré d'anisotropie à partir de l'analyse spectrale des niveaux de gris au radius et au calcaneum ont été développées dans cette étude [Wigderowitz et al, 1997].

### **II.3.3. Analyse des images binaires**

Cette analyse suppose une classification des niveaux de gris en deux valeurs : une pour les travées, une pour l'espace intertrabéculaire. Cette approche paraît intéressante car en examinant visuellement une image de l'os trabéculaire, on parvient à distinguer des travées et leur orientation. Une fois la segmentation réalisée, on se trouve avec une image bidimensionnelle binaire. On peut alors appliquer au réseau des techniques de caractérisation morphologique, topologique et d'anisotropie. Des synthèses de ces différents paramètres de la microarchitecture sont données dans les travaux de Lespessailles et al (2006), Cortet et Marchandise (2001) et Odgaard et al (1997).

#### **II.3.3.1. Analyse topologique**

Parmi les différences observables entre tissu trabéculaire sain et tissu pathologique, une des plus flagrantes est certainement la perte de connectivité du réseau trabéculaire. Les paramètres topologiques permettent d'obtenir une quantification de cette propriété fondamentale du tissu sans faire aucune hypothèse préalable sur un modèle de la structure. Ces paramètres sont d'un grand intérêt pour beaucoup d'études: différenciation entre populations, lien avec la résistance et l'élasticité de l'os...

Les paramètres topologiques sont liés à un dénombrement. Ils ne donnent donc aucune information de position ou de taille. Parmi les paramètres de cette famille, on peut citer le *trabecular Bone Pattern* et la caractéristique *d'Euler–Poincaré*

#### ❖ Facteur de forme osseux : Trabecular Bone Pattern Factor (TBPF)

Le TBPF est un indice qui caractérise la connectivité dans une structure à travers la nature des formes convexes ou concaves. On va appliquer une opération de morphologie mathématique : une dilatation et mesurer le périmètre et la surface des travées osseuse avant et après la dilatation. Sa formulation s'écrit en fonction des périmètres  $P_1$ ,  $P_2$  et des aires  $A_1$  et  $A_2$  des travées dans l'image originale avant et après dilatation [Hahn et al, 1992] (Voir figure II.23) :

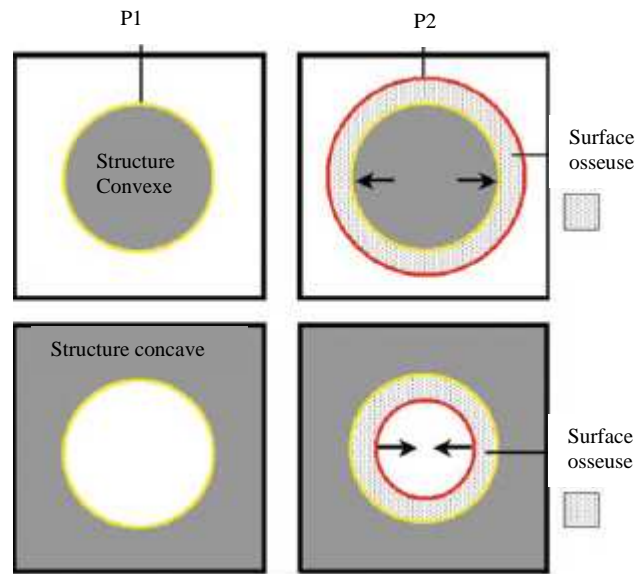
$$TBPF = \frac{(P_1 - P_2)}{(A_1 - A_2)} \quad \text{en } mm^{-1} \quad (\text{II. 6})$$

Le périmètre et la surface d'une structure convexe augmente après dilatation :  $P_2 > P_1$  et  $A_2 > A_1$ . Cela reflète une structure peu connectée. Inversement, dans le cas concave,  $P_2 < P_1$  et  $A_2 < A_1$  la structure est majoritairement constituée de régions connectées.

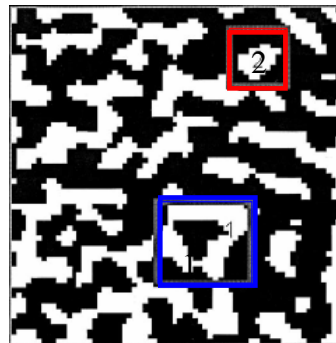
Les valeurs du TBPF sont d'autant plus basses que le tissu osseux est correctement anastomosé.

#### ❖ La caractéristique d'Euler–Poincaré

Ce nombre consiste à mesurer la différence entre le nombre de cavités médullaires circonscrites par le réseau trabéculaire et le nombre de particules présentes dans ce dernier (figure II.24). Comme pour le TBPF celui-ci augmente lorsque le réseau est désorganisé.



**Figure II. 23.** Schéma permettant de comprendre le mode de calcul du trabecular bone pattern factor ( $P1-P2/A1-A2$ ) dans deux situations différentes. En haut dilatation d'une structure convexe, en bas : dilatation d'une structure concave.



**Figure II. 24.** Image binaire permettant le calcul du nombre d'Euler défini comme différence entre le nombre de cavités médullaires (rectangle 1) et le nombre de particules présentes dans le réseau trabéculaire (rectangle 2) [Cortet et Marchandise, 2001].

### ❖ La squelettisation

Une approche complémentaire consiste en une squelettisation du réseau trabéculaire extrait de l'image en niveau de gris ou bien seuillée [Benhamou et al, 2000]. Le squelette du



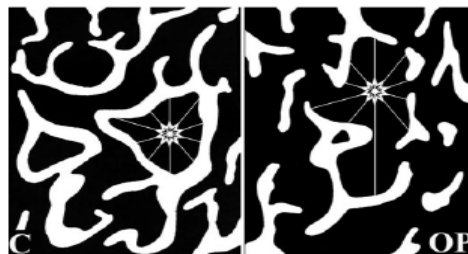
réseau trabéculaire permet d'obtenir des indices topologiques tels que nombre de noeuds, nombre d'extrémités libres, distance noeud à noeud, distance noeud à extrémité libre.

Sur une image 2D de tissu osseux trabéculaire (radiographie, coupe d'IRM ou de scanner), il est possible d'appliquer une procédure de squelettisation sur l'images. Il s'agit d'une simplification de l'image puisque le réseau trabéculaire est progressivement affiné jusqu'à obtenir une épaisseur égale à un pixel. Ne reste sur l'image que le « squelette » du réseau trabéculaire. Cette méthode permet d'isoler les noeuds, c'est-à-dire les pixels appartenant au squelette trabéculaire et ayant plus de deux voisins. Ces noeuds représentent les connexions entre les travées osseuses. Les extrémités libres sont définies comme les pixels appartenant au squelette trabéculaire mais n'ayant qu'un seul voisin : ce sont les extrémités des travées osseuses. Plusieurs paramètres peuvent être calculés : nombre de noeuds, d'extrémités libres, distance moyenne de noeud à noeud, de noeud à extrémité libre, d'extrémité libre à extrémité libre.

### II.3.3.2. Analyse de l'anisotropie et de l'orientation

L'un des paramètres les plus utilisés pour l'étude d'anisotropie de la structure trabéculaire sur des images binaires est le star volume (SV).

Le *star volume* (SV) est défini comme le volume osseux moyen (médullaire ou des trabéculationes) 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 (figure II.25). Le SV médullaire est ainsi d'autant plus grand que l'interconnexion du réseau est faible.



**Figure II. 25.** Représentation du star volume.

### **II.3.3.3. Analyse morphologique**

Cette famille de paramètres a pour but de caractériser la morphologie de l'architecture du tissu trabéculaire (taille et espacement des travées). Elle a été initialement développée pour l'analyse de coupes histologiques [Parfitt et al, 1983]. Ces paramètres peuvent également être déterminés à partir des images 2 D, fournies par les techniques d'analyses non destructives après leur binarisation. Trois paramètres sont présentés dans cette partie. Le premier, le volume trabéculaire osseux. Les deux autres paramètres sont l'épaisseur et l'espacement des travées. Intuitivement, on comprend qu'ils peuvent s'avérer pertinents pour caractériser l'état de l'os puisque la détérioration de l'architecture osseuse peut se manifester par un amincissement des travées et par un agrandissement de l'espacement entre travées.

#### **II.3.3.3.1. Fraction volumique osseuse**

Ce paramètre est égal au nombre de voxels d'os présents dans la région d'intérêt (Region Of Interest, ROI) sur le nombre de voxels total de la ROI. Ce paramètre est calculable directement après segmentation. Il est noté « BV/TV » ce qui signifie « Bone Volume / Tissue Volume ».

La fraction volumique de moelle est évidemment égale à  $1 - BV/TV$ .

#### **II.3.3.3.2. Epaisseur et espacement des travées**

L'épaisseur et l'espacement des travées osseuses semblent des paramètres pertinents pour la caractérisation de la microarchitecture trabéculaire. Cependant, ces notions sont particulièrement difficiles à définir du fait de la forme complexe que la structure trabéculaire peut prendre.

#### **II.3.3.3.3. Hypothèse sur le modèle de tissu trabéculaire**

Deux modèles sont couramment admis pour la structure trabéculaire: un modèle en plaques et un en colonnes. En fonction de l'hypothèse faite sur l'un ou l'autre de ses modèles, des formulations simples de l'épaisseur et l'espacement des travées ont été développées.

- l'épaisseur des travées: notée « Tb.Th » (« Trabecular Thickness ») dans le cas d'un modèle en plaques ou « Tb.Dm » (« Trabecular Diameter ») dans le cas d'un modèle en colonnes,
- l'espacement des travées: « Tb.Sp » (« Trabecular spacing ») valables pour les deux modèles.

Les formulations proposées sont données dans le Tableau II.1 en fonction du modèle de la structure [Lamotte, 2006]. Ces formules sont basées sur le BV/TV et Tb.N que nous aborderons dans la section IV.3.3.2.1.

Les paramètres histomorphométriques sont certainement les plus fréquemment utilisés pour la caractérisation de la microarchitecture osseuse. Ces différents paramètres de structure sont employés dans divers buts:

- recherche de corrélations avec des propriétés mécaniques de l'os.
- différenciation entre populations saine et pathologique.
- étude de l'évolution de la microstructure avec l'âge.
- caractérisation des différences entre sites osseux.

<i>Paramètre</i>	<i>Calcul</i>	<i>Unité</i>	<i>Signification</i>
BV/TV		%	Fraction de volume trabéculaire osseux
Tb.N		$mm^{-1}$	Nombre de trabécules
Bs/Bv	$\frac{2Tb.N}{BV/TV}$	$mm^{-1}$	Rapport surface sur volume os
Tb.Th	$\frac{BV/TV}{Tb.N}$	mm	Epaisseur moyenne des travées (modèle plaque)
Tb.Dm	$\frac{2BV/TV}{Tb.N}$	mm	Epaisseur moyenne des travées (modèle tube)
Tb.Sp	$\frac{1}{Tb.N} - \frac{BV/TV}{Tb.N}$	mm	Espace intertrabéculaire moyen (modèle plaque)
Tb.Sp	$\frac{2BV/TV}{Tb.N} \sqrt{\frac{\pi}{4BV/TV}} - 1$	mm	Espace intertrabéculaire moyen (modèle tube)

**Tableau II.1.** Formulation de l'épaisseur et l'espacement des travées en fonction du modèle utilisé.

Majumdar et al. (1996) ont étudié trois groupes de patientes (un premier de 10 femmes avant la ménopause, un second de 9 femmes « post ménopause » et un dernier de 11 femmes « post ménopause » atteintes d'ostéoporose) à l'aide de paramètres histomorphométriques calculés sur des images de radius. Sur des ROI ne contenant que du tissu trabéculaire, la fraction osseuse, Tb.Th, Tb.Sp, Tb.N ainsi que la dimension fractale ont été évalués par des méthodes bidimensionnelles. La fraction osseuse, Tb.Sp et Tb.N sont apparus pertinents pour discriminer les cas d'ostéoporose chez les patientes ménopausées.

#### II.4. Discussion

Cette synthèse sur les principes physiques des systèmes d'imagerie médicale couramment utilisés nous permet de comprendre la nature de l'information apportée par chaque modalité et de souligner leurs avantages et inconvénients. En fait, toutes les modalités, malgré leurs diversité, se partagent le même principe du système d'acquisition exploitant la réaction du corps humain à certains événements extérieurs. Elles se différencient principalement de la nature de la propriété physique ou chimique ciblée par chacune et le procédé de mesure mis en oeuvre.

L'imagerie par Rayons X s'intéresse à la propriété d'absorption des rayons X par le corps, la valeur mesurée consiste à la différence entre la quantité des rayons X délivrée et celle reçue après la traversée du corps. Cette technique est actuellement la modalité la plus répandue dans le monde pour l'analyse des structures osseuses.

L'imagerie ultrasonore, exploite la caractéristique de réflexion des ondes sonores par le corps humain. La valeur mesurée consiste en la quantité d'ondes réfléchies par le corps suite à une émission de certaines ondes. Pour cette modalité, les structures osseuses présentent trop d'écho et beaucoup de bruit de mesures elle ne permet pas de recueillir des images de bonne qualité.

Quant à l'IRM, elle s'appuie sur la quantité importante d'eau formant le corps humain et la propriété physique magnétique du noyau de l'hydrogène. La valeur mesurée consiste en la quantité d'énergie délivrée par le corps suite à sa soumission à un champ magnétique. L'énergie utilisée en RMN dans le domaine des radiofréquences est environ 10<sup>9</sup> fois inférieure à l'énergie des photons utilisés en radiologie X conventionnelle. Par conséquent, la RMN est considérée comme une technique non agressive, n'affectant pas les tissus

biologiques. L'IRM représente donc une alternative aux techniques radiographiques et tomodensitométriques lorsque les tissus à explorer sont sensibles aux rayonnements ionisants.

Ces récents progrès technologiques en matière d'acquisition des images permettent d'envisager la mise au point de nouvelles techniques *non destructives* de diagnostic de l'état interne de l'os trabéculaire évitant ainsi, de nuire au squelette par la nécessité d'y procéder à des biopsies (diagnostic destructif).

Nous avons présenté les différentes méthodes dédiées à l'analyse de la texture du tissu trabéculaire, ainsi que les différents paramètres qui caractérisent la microarchitecture de l'os. On observe une certaine complémentarité entre toutes ces méthodes d'analyse vue la complexité de la structure trabéculaire. Ainsi, une meilleure caractérisation est forcément basée sur la considération d'une multitude de paramètres.

La segmentation, un préalable pour le calcul de certains paramètres de caractérisations, dans la suite de ce travail, nous passerons en revue les différentes méthodes de segmentation d'images.

# Chapitre III

## Méthodes de segmentation d'images

### III.1. Préambule

La segmentation d'images est un problème crucial dans le traitement numérique des images. Elle est probablement le domaine qui a reçu la plus grande attention de la part de la communauté de traitement des images. En imagerie médicale, elle présente plus de difficultés vus l'état critique du domaine d'un côté, la nature des images médicales qui diffère d'une modalité à une autre et les causes d'imprécision liés à chacune d'elles d'un autre côté. De cet effet, il n'existe pour le moment aucune méthode de segmentation qui prétend être applicable avec efficacité pour tous les types d'images médicales [Pham et al, 1998 ; Pham et al, 2000].

La diversité des méthodes de segmentation proposées dans la littérature nous ramène à les regrouper en trois grandes approches : approche région, approche contours et approche mixte. Elles sont à leurs tours décomposables en plusieurs catégories selon le mécanisme de fonctionnement de l'algorithme de segmentation. Dans ce qui suit, nous présentons brièvement un panorama des méthodes de segmentation.

### III.2. Généralité sur la segmentation des images médicales

La segmentation automatique est un objectif primordial en imagerie médicale, elle joue un rôle très vital dans la mesure où elle permet d'extraire des structures anatomiques spécifiques ou la localisation de certaines pathologies au sein des images numériques, ce qui apporte une amélioration très intéressante au processus de diagnostic médical.

En effet, Les structures segmentées représentent des informations plus proches à la manipulation du praticien que les informations existantes originalement dans les images à l'état brut. Ainsi, la segmentation lui permet d'effectuer des mesures quantitatives et qualitatives sur les différentes structures anatomiques. De plus, elle permet un suivi beaucoup plus objectif des changements que peuvent subir les structures anatomiques suite à une maladie ou un traitement. La segmentation constitue un pas important pour l'établissement d'un système d'aide au diagnostic automatique des images médicales.

La segmentation d'image est un traitement de bas niveau destiné à extraire les objets dignes d'intérêt, présents dans l'image. Le choix de la méthode de segmentation n'est pas unique et dépend fortement de l'application envisagée, il est liée à :

- La nature de l'image (éclairage, contour, texture...)
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, mesure, ...)
- Aux primitives à extraire (droites, région, textures, ...)
- Aux contraintes d'exploitation ' temps réel, espace mémoire, ...)

### III.2.1. Définition de la segmentation

Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image  $I$  en  $K$  sous ensembles  $R_i$ , appelés régions, homogènes dans le sens d'un ou plusieurs critères, le niveau de gris, la couleur, la texture, la géométrie,...etc., tels que:

- La segmentation doit être complète. (c'est-à-dire, chaque pixel doit être affecté à une classe).
- Les pixels appartenant à la même région doivent être connectés.
- Les régions doivent être disjointes.

Ces trois conditions peuvent être exprimées mathématiquement comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \bigcup_i R_i = I \\ R_i \neq \emptyset \quad \forall i = 1 \dots K \\ R_i \cap R_j = \emptyset \quad \forall i, j \quad i \neq j \end{array} \right. \quad (\text{III.1})$$

Dans un contexte médical, les régions  $R_i$  correspondent aux différentes structures anatomiques constituant les différentes régions d'intérêt.

La détermination automatique du nombre de régions  $K$  est une vraie problématique [Cocquerez et al, 1995]. Souvent, la valeur  $K$  est supposée être connue comme étant une information à priori sur les structures anatomiques en investigation.

### III.2.2. Quelques difficultés liées à la segmentation des images médicales

La segmentation automatique des images médicales est une tâche délicate, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- La haute complexité et diversité des structures internes des organes du corps humain.
- La nature des images médicales qui diffèrent d'une modalité à une autre implique généralement des traitements et des algorithmes différents.

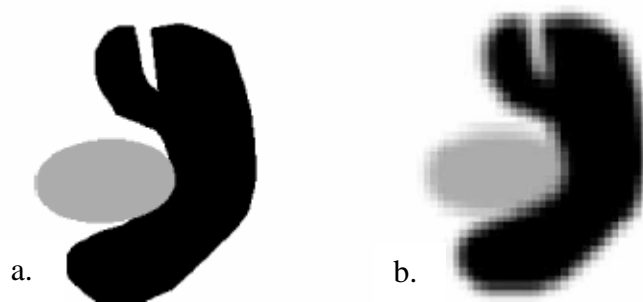


- Le problème d'effet de volume partiel qui constitue un grand obstacle pour la segmentation des images médicales.

D'autres problèmes peuvent être rencontrés et sont liés principalement à la modalité d'acquisition envisagée. Dans le cas de la tomodensitométrie, Par exemple, on a souvent tendance à minimiser la quantité des rayons X délivrée à un patient pour diminuer le risque de radiation, par conséquent les images obtenues ne contiennent pas toujours le détail nécessaire à une bonne segmentation automatique.

- **Le problème d'effet de volume partiel**

Parmi les causes d'imprécisions dont la plupart des modalités d'acquisition souffrent nous pouvons citer *l'effet de volume partiel* qui est directement lié à la résolution des images. En effet, Lors d'une acquisition, il est fréquent qu'un voxel s'étale entre une ou plusieurs zones anatomiques. Le voxel ne contient pas alors la représentation d'une structure unique mais un mélange de plusieurs structures. En d'autres termes, plusieurs tissus contribuent en un seul voxel. Les transitions entre régions sont progressives et douces en termes de niveau radiométrique et les frontières entre les différentes régions paraissent floues (Figure II.1). Il devient alors difficile de fournir les vraies frontières entre régions [Pham et al, 1998 ; Pham et al, 2000; Fetita, 2000].



**Figure III.1.** Illustration de l'effet de volume partiel. (a) Image originale  
(b) image acquise [Pham et al, 1998]

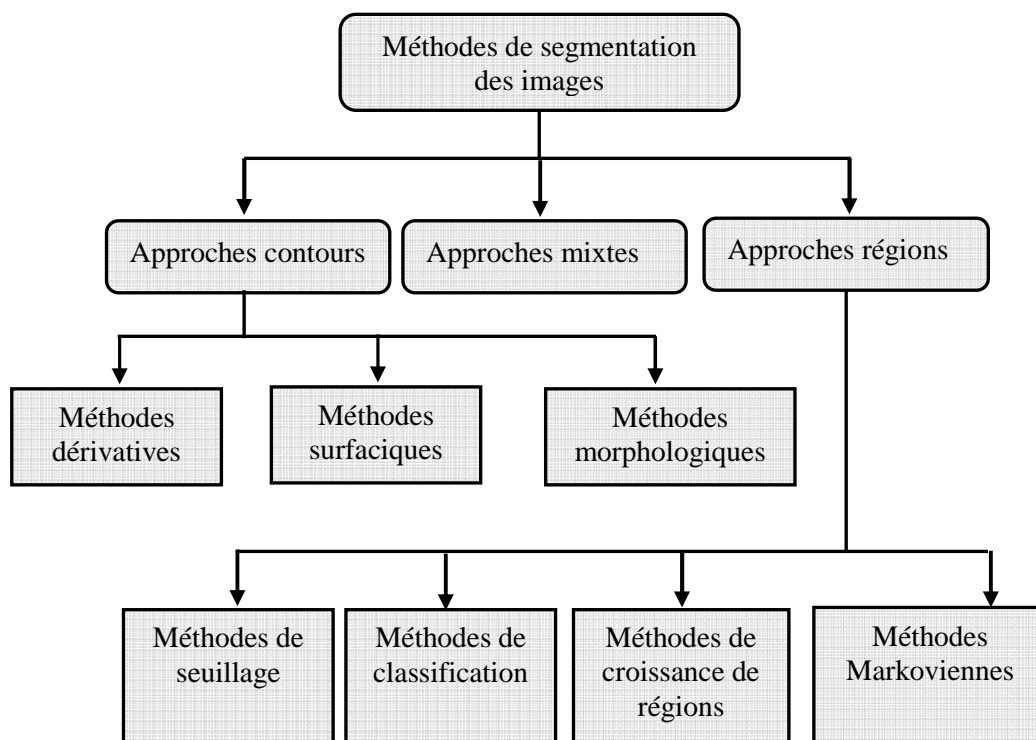
Une conséquence de ce phénomène est alors la réduction de la fiabilité des mesures quantitatives prises sur les pixels et intervenant comme données de classification des régions dans un processus de segmentation (mauvaise détection des frontières). De manière simple, l'augmentation de la résolution des images lors de l'acquisition diminue l'effet de mélange

partiel, mais malheureusement les modalités d'acquisition ne sont pas toutes capables d'acquérir des images hautes résolutions.

### III.3. Etat de l'art des méthodes de segmentation

La segmentation est invoquée dans la plupart des applications médicales telles que : les diagnostics, la localisation de pathologies, la visualisation des structures anatomiques, l'étude des structures anatomiques, la planification thérapeutiques, la chirurgie assistée par ordinateur et la reconstruction 3D des organes.

De nombreuses méthodes ont été publiées dans la littérature [Coocquerez et al, 1995; Nakib, 2008]. Cependant, le choix d'une technique reste un problème posé et dépend fortement de l'application envisagée ainsi que du type d'image à traiter. Nous décrivons ci après les principales approches, à savoir l'approche frontière, l'approche région et l'approche mixte (voir figure III.2).



**Figure III. 2.** Principales méthodes de segmentation d'images.

### III.3.1. Approches contours

Les méthodes basées contours sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation d'images. Ces méthodes supposent généralement un modèle a priori des discontinuités recherchées et opèrent de manière très localisée. Elles peuvent aussi être classées en plusieurs catégories à savoir [Coocquerez et al, 1995] : les méthodes dérivatives (opérateurs de (Sobel, Prewitt, Roberts, Laplace, ...), surfaciques (les modèles déformables, Isosurfaces) et morphologiques (Erosion, dilatation,...). Les méthodes markoviennes sont aussi envisageables dans ce contexte [Geman et Geman, 1984]. Les trois premières classes sont adaptées aux images qui présentent des régions uniformes au sens des niveaux de gris alors que les méthodes markoviennes peuvent être utilisées pour la détection de frontières dans des images texturées. Généralement ces méthodes fournissent des frontières de régions discontinues nécessitant ainsi une étape de post-traitements afin d'assurer la fermeture des contours.

Notons que l'ensemble de ces approches offre une bonne localisation spatiale mais restent très sensibles aux contours mal définis.

### III.3.2. Approches régions

Contrairement aux méthodes contours qui recherchent les dissimilarités, l'approche région recherche plutôt la similarité en fournissant une carte de régions fermées. Cependant la localisation des frontières reste généralement peu précise. Parmi les approches région, on trouve essentiellement quatre types de méthodes :

#### III.3.2.a Les méthodes de seuillage

Les méthodes les plus classiques des approches régions sont les méthodes de seuillage. Ces méthodes essayent de trouver une valeur d'intensité appelée *seuil*, à partir de l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elles sont applicables avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions [Coocquerez et al, 1995 ; Fetita, 2000]. L'une des méthodes de référence dans cette classe est la méthode d'Otsu (1979).

Dans son papier original, Otsu (1979) décrit trois critères discriminants possibles : la variance intraclasse, la variance interclasse et la variance totale. Les trois critères sont équivalents et, suivant la situation, l'un d'eux peut être choisi. Du fait de la simplicité de la

mise en œuvre de la variance interclasse, souvent les auteurs la maximisent pour segmenter des images.

Dans cette méthode, le calcul des différents critères est basé sur la densité de probabilité des différents pixels de l'image, qui est obtenue en normalisant l'histogramme de l'image :

$$P_i = \frac{h(i)}{\sum_{j=0}^{L-1} h(j)} \quad \text{avec} \quad P_i \geq 0 \quad \text{et} \quad \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1 \quad (\text{III.2})$$

Où  $h(i)$  est le nombre d'occurrences du pixel de niveau de gris  $i \in [0 \ L-1]$  et  $L$  le nombre total de niveaux de gris.

Dans le cas d'une binarisation, le seuil optimal  $\hat{t}$  est celui qui maximise le ratio de la variance interclasse à la variance totale :

$$\hat{t} = \text{Arg max} \frac{\sigma_B^{2(t)}}{\sigma_T^2} \quad (\text{III.3})$$

Où la variance interclasse est définie par :

$$\sigma_B^{2(t)} = P_t(P_t - 1)(\mu_1 - \mu_0)^2 \quad \text{et} \quad \sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{L-1} P_i(i - \mu_T)^2 \quad (\text{III.4})$$

où

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^t i \cdot \frac{P_i}{P_t} \quad \mu_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i \cdot \frac{P_i}{1 - P_t} \quad \mu_T = \mu_0 + \mu_1 \quad (\text{III.5})$$

$$P_t = \sum_{i=0}^t P_i \quad 1 - P_t = \sum_{i=t+1}^{L-1} P_i \quad (\text{III.6})$$

Comme la variance totale associée à un histogramme d'une image est constante, le problème se résume à maximiser la variance interclasse (Algorithme III.2).

**Algorithme III.1. L'algorithme d'Otsu**

1. Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité.
  2. Parcourir tous les seuils possibles  $t=1, \dots, \text{intensité max.}$ 
    1. Mettre à jour  $\mu_0$  et  $\mu_1$
    2. Calculer  $\sigma_B^2(t)$
  3. Le seuil désiré correspond au  $\sigma_B^2(t)$  maximum.
- 

### III.3.2.b. Les méthodes de classification

Les classes sont construites à partir des attributs des pixels. Chaque pixel est affecté à une classe unique. On retrouve toutes les méthodes de classification floue, les méthodes de classification bayésienne, les méthodes neuronales [Coocquerez et al, 1995; Nakib, 2007]. Les méthodes spatiales utilisant les filtres de Laws peuvent être aussi classées dans cette catégorie [Laws, 1982].

On retrouve également la méthode des nuées dynamiques (ou la méthode des k-moyennes) très sollicitée en segmentation d'images.

#### ❖ Méthode des centres mobiles (*k-means*)

L'algorithme des centres mobiles (*K-means*) est la technique de classification la plus simple (Algorithme III.2). Cette technique utilise comme critère d'évaluation d'une partition la distance quadratique moyenne. Son principe est le suivant :

Soit un nuage de points (une image) que nous voulons partitionner en  $K$  classes. Nous posons :

$x_j^{(i)}$  : le pixel  $j$  appartenant à la classe  $i$ ,

$y_i$  : le centroïde de la classe  $i$ ,

$L_i$  : le nombre de points de la classe  $i$ ,

$D(x_j^{(i)}, y_i)$  : la distance (mesure de distorsion) entre  $x_j^{(i)}$  et  $y_i$  ; dans le cas de l'algorithme *K-means*, c'est la distance Euclidienne.

$D_i$  : la distance totale de la classe  $i$  :

$$D_i = \sum_{j=1}^{L_i} d(x_j^{(i)}, y_i) \quad (\text{III.7})$$

$D$  : la distorsion globale pour l'ensemble des vecteurs (inertie intraclasse):

$$D = \sum_{i=1}^K D_i \quad (\text{III.8})$$

La classification optimale est celle qui permet de minimiser la distorsion totale  $D$  donné par l'équation (III.8). La procédure d'optimisation doit tenir compte des hypothèses suivantes :

1. Pour un ensemble donné de centroïdes, la classification qui minimise  $D_i$  donnée par l'équation (III.7) est celle pour laquelle chaque pixel est affecté à la classe dont le centroïde est le plus proche.
2. Pour une classification donnée, il existe, pour chaque classe  $i$ , un pixel  $y_i$  qui minimise la distance totale de la classe  $D_i$ .

**Algorithme III.2.** *L'algorithme des centres mobiles (K-means).*

1. Choisir un nombre de classe  $k$
  2. Définir une classification  $C$  aléatoire : Choisir les  $k$  centroïdes  $y_i$  de façon aléatoire dans l'espace  $D$  des niveaux de gris  $[0, L-1]$ .
  3. Tant que l'inertie intraclasse n'est pas stable faire
    - 3.1. Affecter chaque niveau de gris à la classe dont le centre est le plus proche.
    - 3.2. Calculer les centres de gravité des classes de la nouvelle classification  $C'$  des classes.
    - 3.3.  $C \leftarrow C'$
- Fin tant que.
4. Afficher la classification obtenue.

---

Il existe plusieurs distances qui chacune met en valeur une propriété ou une autre, un résumé de ces distances est donné dans l'annexe C.

La segmentation par les techniques de classification se heurte au problème du choix du nombre de classes (approches non supervisées) et au problème du choix des attributs pertinents pour la description des régions sans ambiguïtés.

### III.3.2.c. Les méthodes de type croissance de régions

Egalement appelées agrégation de pixels, ces méthodes intègrent implicitement l'information spatiale dans le processus de segmentation. Les régions sont créées les unes après les autres avec pour chaque région, une phase d'initialisation et une phase itérative. La phase d'initialisation est la phase du choix d'un nouveau germe ou *seed point* (point de départ d'une nouvelle région). La phase itérative est la phase d'agrégation des pixels voisins au germe selon un critère d'homogénéité jusqu'à convergence [Coocquerez et al, 1995].

L'inconvénient de cette méthode est que le temps de calcul est très important et qu'elle produit toujours de nombreuses régions par rapport au nombre d'objets dans l'image.

### III.3.2.d. Les méthodes statistiques

Lorsque une image présente un aspect de texture aléatoire, on peut la supposer être une réalisation d'un processus stochastique gouverné par des paramètres qui se calculent à partir de l'image en considération. C'est le principe des méthodes à base des champs aléatoires de Markov (MRF) qui est un moyen favorisé pour modéliser les images texturées permettant d'exprimer l'interaction spatiale portée par les pixels. C'est à dire qu'un pixel donné a une forte probabilité d'appartenir à la même classe que ces voisins. L'influence mutuelle des pixels dans une image donnée est exprimée alors par une distribution conditionnelle [Boukerroui, 2000].

### III.3.3. Approches mixtes

Il existe une troisième catégorie de méthodes de segmentation: les approches coopératives (mixtes). Elles sont fondées sur la prise en compte de différentes représentations de la même image, soit en faisant appel à des méthodes différentes, soit en considérant une même méthode, mais avec différents paramètres. On distingue trois approches: approches séquentielles, approches parallèles et approches hybrides [Nakib, 2007].

Ils existent également d'autres méthodes telles que les méthodes spectrales, les méthodes fractales,...

Les tissus humains présentent un aspect d'interactions très observables soit au niveau du même tissu exprimé par la texture plaquée au tissu, soit au niveau inter-tissu exprimée par

la juxtaposition des tissus les uns au voisinage des autres. Par conséquent, une méthode de segmentation efficace doit prendre en considération cette constatation pour formuler un algorithme capable de modéliser cette information spatiale assez précieuse. La théorie des champs aléatoires de Markov se voit très prête à modéliser cet aspect d'interaction que ce soit intra ou inter-tissus. C'est l'objet des sections suivantes de ce chapitre.

### III.4. Les Champs aléatoires de Markov en analyse d'images

La théorie des (MRF) fournit un outil assez consistant pour modéliser les dépendances contextuelles qu'on peut retrouver dans une image exprimées par les pixels et leurs propriétés spatiales corrélées. Ces contraintes contextuelles sont d'importance majeure pour l'interprétation des informations visuelles apportées par une image donnée.

L'épanouissement de la théorie du traitement d'images dans le contexte markovien fait suite à la publication des travaux de Geman et Geman (1984). L'équivalence entre champs de Markov et champs de Gibbs ayant été démontrée par Hamersley et Clifford en 1971. Ces deux travaux ont largement contribué au développement d'une approche probabiliste permettant d'aborder les problèmes inverses mal posés dans un cadre bayésien. Les champs de Markov et les distributions de Gibbs n'ont cessé depuis d'être utilisés pour résoudre les différents problèmes posés en analyse d'images et en vision par ordinateurs. Ceci inclut : restauration et segmentation des images, détection de contours, analyse de textures, reconstruction de surface et de formes [Ameur, 2000 ; mohia, 2000 ; Andrey et Tarroux, 1998 ; Salzenstein et Pieczynski, 1995].

Dans ce qui suit, nous allons rappeler, brièvement, quelques notions fondamentales de la modélisation markovienne appliquée à des problèmes de segmentation d'images.

#### III.4.1. Notion de système de voisinage

En analyse d'images, et plus particulièrement dans le cas qui nous intéresse, l'image est représentée par une grille  $S$  rectangulaire finie bidimensionnelle de taille  $n \times m$  sites. Les sites  $s$  de la grille peuvent être désignés par :

$$\text{➤ Leurs coordonnées } S = \{(i, j), 0 \leq i \leq m-1, 0 \leq j \leq n-1\} \quad (\text{III.9})$$

$$\text{➤ ou par leur numéro d'ordre } S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\} \quad M = n \times m$$



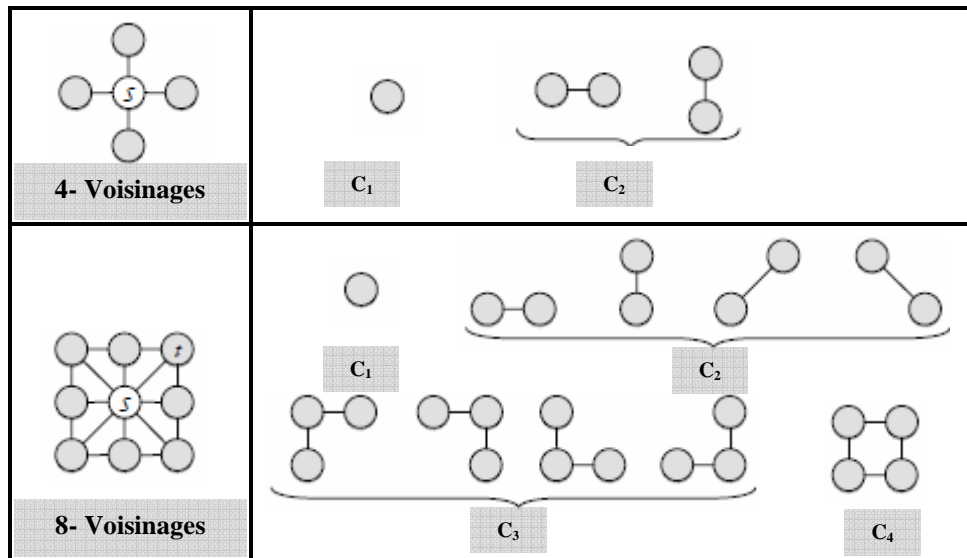
La définition d'une relation  $N(S)$  en terme de "plus proches voisins" sur la grille  $S$  permet la structuration de cette dernière sous la forme d'un graphe non orienté  $G = [S, N(S)]$ , où l'ensemble  $N(S) = \{N_s(s) = s \in S\}$  possède les propriétés suivantes :

1.  $\forall s \in S. \quad s \notin N_s(S)$
  2.  $\forall \{s, t\} \subset S; \quad s \in N_t(S) \Leftrightarrow t \in N_s(S)$
- (III.10)

La relation  $N(S)$  exprime simplement la contrainte de voisinage entre deux sites adjacents. Elle est appelée *système de voisinage*. La signification d'adjacence peut être étendu pour inclure tous les pixels qui sont à l'intérieur d'un cercle de rayon ' $r$ '. Ceci nous définit un système de voisinage d'ordre «  $r$  » noté  $N^r(S)$  donné par la relation suivante :

$$N^r(S) = \{t \in S / [dist(s, t)]^2 \leq r^2, s \neq t\} \quad (III.11)$$

Où  $dist(s, t)$  signifie l'application d'une certaine distance entre les sites ' $s$ ' et ' $t$ '.



**Figure III.3.** Voisinages bidimensionnels d'ordre 1 et 2 et les cliques associées d'ordre 1, 2, 3 et 4

#### III.4.2. Notion de cliques associées à un système de voisinage

La définition d'un système de voisinage  $N(S)$  sur une grille  $S$  est équivalente à la définition de l'ensemble  $C$  dont les éléments ' $c$ ', appelés *cliques*, sont les parties de  $S$  vérifiant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \exists s \in S : c = \{s\} \\ \text{ou} \\ \forall \{s, t\} \subset c, t \in N_s(S) \end{array} \right. \quad (\text{III.13})$$

L'ensemble  $C$  comporte donc soit un singleton de  $S$ , soit un ensemble de sites tous en relation de voisinage les uns des autres. En fonction du système de voisinage utilisé le système de cliques sera différent et fera intervenir plus ou moins de sites comme illustré sur la figure 3. Les systèmes de voisinage les plus couramment utilisés sont ceux d'ordre 1 et 2. L'ordre des cliques désigne aussi le nombre de sites appartenant à ces cliques.

- Pour un système de voisinage de premier ordre (4- voisinages) nous avons deux types de cliques ;
- Pour un système de voisinage de deuxième d'ordre (8- voisinages), nous pouvons avoir en plus des cliques d'ordre 2,3 et 4 (Figure III.3).

**Notation :** dans ce qui suit nous allons retenir les notations suivantes :

- La grille  $S$  constituée de sites  $s$ , est de taille  $M = n \times m$
- $C$  est l'ensemble de toutes les cliques.  $c \subset C$  est une clique.
- Une réalisation d'un champ aléatoire  $X$  est appelée *une configuration* est noté  $x$  telle que  $X=x= \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$ .
- La probabilité pour que la variable aléatoire  $X_s$  prenne la valeur  $x_s$ , i.e.  $P(X_s = x_s)$ , est notée  $P(x_s)$ .
- La probabilité jointe du champ aléatoire  $P(X = x) = P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_m = x_m)$  est notée  $P(x)$ .
- L'espace de toutes les configurations possibles est noté  $\Omega = E^{|S|}$ .

#### III.4.3. Définition d'un Champ Aléatoire de Markov

La segmentation markovienne réalise une séparation des sites (pixels) dans une image en classes en se basant à la fois sur leurs descripteurs et sur leurs voisinages.

Soit  $X=\{X_1, X_2, \dots, X_s, \dots, X_M\}$  une famille de variables aléatoires définies sur la grille  $S$  (Pour chaque site  $s$  appartenant à  $S$ , on associe une variable aléatoire  $X_s$ ). Chaque variable  $X_s$  prend valeurs  $x_s$  dans un ensemble fini  $E= \{1, 2, \dots, k\}$ . Ainsi Le descripteur  $x_s$  en site  $s$  n'est

qu'une réalisation de la variable aléatoire  $X_s$  tel que  $\{X_s = x_s, s \in S\}$ . La famille  $X$  est appelée un *champ aléatoire* prenant ses valeurs dans  $\Omega = E^{|S|}$ .

$X$  est un champ aléatoire de Markov défini sur la grille  $S$  et relativement au système de voisinage  $N(S)$  (ou un champ markovien sur un graphe  $G(S, N(S))$ ) si et seulement si les conditions suivantes sont vérifiées :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall x \in \Omega, P(x) > 0 \end{array} \right. \quad (\text{III.14})$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall s \in S, \forall x \in \Omega, P(X_s = x_s \mid X_t = x_t, t \neq s) = P(X_s = x_s \mid X_t = x_t, t \in N_s(S)) \end{array} \right. \quad (\text{III.15})$$

La deuxième condition, également appelée propriété de « markoviennité », indique que le comportement de la variable aléatoire exprimé par un site est entièrement déterminé par les réalisations des variables aléatoires voisines définies par le système de voisinage. Ainsi dans la pratique, l'introduction des MRFs permet la modélisation d'un ensemble de variables aléatoires dont les interactions mutuelles résultent uniquement de la combinaison d'interactions locales. Il est clair que l'intérêt porté au champ de Markov réside essentiellement dans la notion de localité (voisinage) sur laquelle il porte. Cependant la formulation (III.15) ne permet pas d'avoir une expression simple de la distribution jointe. L'introduction des champs aléatoires de Gibbs et le théorème d'Hammersley-Clifford permettent d'en avoir une formulation explicite.

#### III.4.4. Définition d'un Champ Aléatoire de Gibbs

Un champ aléatoire  $X$  est un *champ de Gibbs (GRF)* sur la grille  $S$  et relativement au système de voisinage  $N(S)$  (ou un GRF sur  $G(S, N(S))$ ) si et seulement si ses configurations obéissent à une distribution de Gibbs définie par la relation suivante:

$$\forall x \in \Omega, P(x) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{T} U(x) \right\} \quad (\text{III.16})$$

$$\text{Avec} \quad Z = \sum_{x \in \Omega} \exp \left\{ -\frac{1}{T} U(x) \right\} \quad (\text{III.17})$$

- $Z$  est une constante de normalisation appelée *fonction de partition*.
- $T$  est une constante appelée *température* qui, généralement, égale à 1 sauf si l'on spécifie le contraire.
- La fonction  $U(x)$  est appelée la *fonction d'énergie* du champ de Gibbs définie sur  $\Omega$ , pour la configuration  $x$ , par la formule suivante :

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x) \quad (\text{III.18})$$

$U(x)$  est défini Comme étant une somme de potentiels sur l'ensemble de toutes les cliques du graphe  $G[S, N(S)]$ . A priori, la fonction  $V_c(x)$  peut être tout à fait quelconque, mais, elle ne doit dépendre que des éléments appartenant à la clique  $c$ .

Les interactions locales entre les propriétés (niveaux de gris par exemple) des sites voisins à un site  $s$ , au sens du système de voisinage sur lequel est défini le MRF, peuvent alors s'exprimer comme un potentiel de clique. Soit  $c$  une clique, on lui associe le potentiel  $U_c$  dont la valeur dépend des niveaux de gris (ou d'autres propriétés) des pixels constituant la clique. L'énergie locale en un site est définie comme la somme des potentiels de toutes les cliques auxquelles il appartient :

$$U_s = \sum_{c \in C, s \in c} V_c(s)$$

En poursuivant ce raisonnement, on peut définir l'énergie globale de l'image comme la somme des potentiels de toutes les cliques donnée par la formule (18).

#### III.4.5. Equivalence MRF-GRF: Théorème de Hammersley-Clifford

Un champ de Markov est caractérisé par sa propriété locale « markovienne » alors qu'un champ de Gibbs est caractérisé par sa propriété globale (distribution de Gibbs). Le théorème de Hammersley- Clifford établit l'équivalence entre champs de Gibbs et champs de Markov vérifiant la propriété de positivité [Besag, 1974]:

**Théorème :** *un champ aléatoire sur l'ensemble fini de sites  $S$  relativement au système de voisinage  $N(S)$  est un champ de Markov vérifiant la propriété de positivité si et seulement si c'est un champ de Gibbs sur  $S$  relatif à  $N(S)$ .*

La modélisation markovienne prend toute sa puissance grâce à ce théorème. L'équivalence champ de Markov/Gibbs permet d'avoir une formule explicite de la distribution jointe et donc une description globale du modèle. Grace aux potentiels il est possible de spécifier les dépendances spatiales locales du champ de Markov.

Les probabilités conditionnelles locales pour un champ de Markov  $X$  s'expriment donc à l'aide des potentiels associés aux cliques contenant le site  $s$  comme suit :

$$P(x_s | x_t, t \in N_s) = \frac{1}{Z_s} \exp \left[ - \sum_{c \in C_s} V_c(x_c) \right] \quad (\text{III.19})$$

Avec  $Z_s$  la fonction de partition calculée sur le voisinage  $N_s$  et  $C_s$  l'ensemble des cliques restreint au voisinage  $N_s$ .

La relation (19) obtenue, qui ne fait intervenir que les potentiels des cliques contenant le site  $s$ , traduit explicitement la propriété de markoviennité, est très importante. Puisqu'il n'est pas possible, partant d'une configuration  $x$ , d'accéder à sa probabilité à cause de la constante de normalisation, autant il est possible de calculer en chaque site la probabilité conditionnelle locale. Cette expression sera la base de la totalité des algorithmes de simulation des champs markoviens.

### III.4.6. Champs de Markov Prototypes

Les prototypes de Champs markoviens les plus répandus sont les modèles d'Ising, de Potts ainsi que les modèles Gaussiens. L'intérêt des modèles d'Ising (resp. de Potts) dans le domaine de l'image réside dans leur utilisation en segmentation contextuelle d'images en deux (resp. plus de deux) classes. Le modèle Gaussien intervient également en physique statistique, mais son intérêt est surtout important en traitement d'images par son utilisation en modélisation de textures et restauration d'images. Ces champs sont définis par leur voisinage et leurs fonctions de potentiels. Dans notre travail nous nous intéressons au modèle de Pott, qui est un modèle très répandu en segmentation d'image.

#### ▪ Modèle de Potts

Il s'agit d'une extension du modèle d'Ising pour un espace  $K$ -aire, i.e.  $E = \{1, 2, \dots, K\}$  (les  $x_s$  appartiennent à un espace  $K$ -aire). Il peut s'agir de plusieurs niveaux de gris, mais plus souvent pour ce modèle, d'étiquettes pouvant représenter une classification de l'image par régions homogènes. Le voisinage considéré est 4- ou 8-voisinage et les potentiels sont en tout ou rien mais définis seulement pour les cliques d'ordre 2 :

$$U_{c=\langle s, t \rangle} = -\beta \cdot \delta(x_s - x_t) = \begin{cases} -\beta & \text{si } x_s = x_t \\ \beta & \text{si } x_s \neq x_t \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

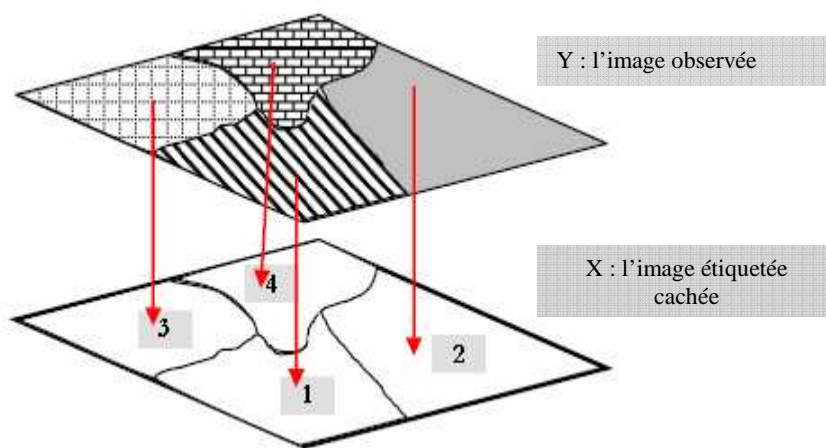
Lorsque  $\beta$  est positif, les configurations les plus probables correspondent à des sites voisins de même niveau de gris ou descripteur, ce qui donne des réalisations constituées par de larges zones homogènes. La taille de ces régions est gouvernée par la valeur de  $\beta$ . Il est possible de définir des modèles utilisant des pondérations  $\beta$  différentes en fonction des directions des cliques, et de privilégier ainsi certaines orientations. Ce modèle permet également de prendre

en compte différentes relations entre les régions. On peut par exemple définir des pondérations  $\beta(x_s, x_t)$  pour  $x_s, x_t$  dans  $E$ .

### III.5. Modèle Markovien Caché pour la segmentation d'images

Un modèle assez parfait de segmentation d'image est de voir l'image à segmenter, appelée *l'observation* et notée  $y$ , comme étant une réalisation d'un champ aléatoire de Markov  $Y = \{Y_s\}_{s \in S}$  défini sur une grille  $S$ , relativement à un système de voisinage  $N(S)$ . Les variables aléatoires  $\{Y_s\}_{s \in S}$  prennent leurs valeurs dans l'ensemble des niveaux de gris  $E_{obs} = [0, 255]$ . Le champ aléatoire de Markov  $Y$  représente le champ de répartition des niveaux de gris à l'ensemble de pixels  $S$ . L'ensemble de toutes les configurations possibles pour  $Y$  est noté  $\Omega_{obs}$ .

L'image segmentée, quant à elle, est vue aussi comme étant une réalisation d'un autre champ aléatoire de Markov  $X$ , représentant le champ de répartition des régions sur l'ensemble des pixels  $S$ , il prend valeurs dans un ensemble d'étiquettes  $E = \{1, 2, \dots, K\}$  représentant les  $K$  classes ou régions homogènes en niveau de gris (ou suivant une propriété donnée) dans l'image. L'ensemble de toutes les configurations possibles pour  $X$  est noté  $\Omega$ .



**Figure III. 4.** Couple de champs  $(X, Y)$  modélisant le problème de la segmentation d'images.

Ainsi, l'image  $I$ , objet d'étude, est représentée par un couple de champs aléatoires  $I=(X, Y)$  tels que le champ  $X = \{X_s\}_{s \in S}$  est appelé *le champ des étiquettes* et  $Y = \{Y_s\}_{s \in S}$  est appelé *le champ des observations* (figure III.4).

Le contexte de segmentation d'images est celui d'un problème à données incomplètes : en chaque site  $s$  de l'ensemble  $S$  sont associées deux informations de types différents, l'une observée exprimée par la variable aléatoire  $Y_s$  dont les valeurs appartiennent à l'ensemble des propriétés des pixels (niveaux de gris par exemple), l'autre manquante ou *cachée* exprimée par la variable aléatoire  $X_s$  dont les valeurs appartiennent à l'ensemble des étiquettes  $E$ . On parle dans ce contexte (la segmentation) de *champ de Markov caché* (HMRF) pour  $X$ .

Etant donnée une réalisation quelconque  $x$  de  $X$ , sa probabilité d'occurrence est donnée par la distribution de Gibbs (eq. 16)

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \right\}$$

Le calcul direct de cette probabilité est hors question parce que  $Z$  est pratiquement incalculable sur l'ensemble de toutes les configurations possibles  $\Omega$ . La segmentation a donc pour objectif d'inverser le processus et de remonter à une réalisation  $x$  de  $X$  à partir de l'observation des données  $y$  représentant l'image en considération. Dans un terme probabiliste ceci revient à déterminer une réalisation de  $(X = x / Y = y)$  estimant la solution recherchée exacte  $\hat{x}$ .

### III.5.1. Estimation Bayésienne

La théorie statistique bayésienne est particulièrement bien adaptée aux problèmes d'estimation pour lesquels l'*à priori*  $P(x)$ , traduisant les propriétés pertinentes de la classe des solutions recherchées, et la fonction de vraisemblance  $P(X / Y)$ , modélisant le processus de dégradation conduisant aux observations, sont connus.

Soit  $x$  la solution recherchée (exacte), son estimée est  $\hat{x}$  optimale au sens bayésien. Alors l'estimateur est donné par la fonction de décision  $\Delta$  suivante :

$$\begin{aligned} \Delta & : \Omega_{obs} \longrightarrow \Omega \\ y & \longrightarrow \Delta(y) = \hat{x} \end{aligned}$$

Le risque de Bayes correspondant est donné par :

$$c(P(x), \Delta) = E[C(x, \Delta(x))] \quad (\text{III.21})$$

Où  $C(x, \Delta(x))$  est la fonction coût représentant le coût de remplacer  $x$  par  $\Delta(x)$

$\hat{x}$  est donc la configuration qui minimise le risque de Bayes, défini comme étant l'espérance conditionnelle aux observation de la fonction de coût. En d'autres termes :

$$\hat{x} = \arg \min_{x' \in \Omega} \int_{x \in \Omega} C(x, x') P(X = x | Y = y) dx \quad (\text{III.22})$$

L'estimation de la solution recherchée nécessite outre la spécification de la fonction de coût, la connaissance de la distribution de probabilité *à posteriori*.

Or la règle de Bayes permet d'écrire :

$$P(X = x | Y = y) = \frac{P(Y = y | X = x) P(X = x)}{P(Y = y)} \quad (\text{III.23})$$

Comme  $y$  est une réalisation du champ d'observation indépendante de la réalisation  $x$ , elle est connue et par conséquent  $P(Y=y)$  est une constante, d'où (23) est équivalente à :

$$P(X = x | Y = y) \propto [P(Y = y | X = x) P(X = x)]$$

Expression dans laquelle il s'agit d'analyser chacun des termes  $P(Y=y / X=x)$  et  $P(X=x)$

Le premier terme  $P(Y = y / X = x)$  traduit donc la probabilité de réalisation d'une configuration donnée connaissant son étiquetage. Il décrit la dépendance des niveaux de gris de l'ensemble des étiquettes. L'hypothèse la plus courante consiste à supposer l'indépendance conditionnelle des pixels (bruit non corrélé) on aura :

$$P(Y = y | X = x) = \prod_{s \in S} P(Y_s = y_s | X_s = x_s) \quad (\text{III.24})$$

En effet, le champ  $X$  est un MRF, sa distribution jointe est Gibbsienne donnée par :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{U(x)}{T}\right) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x)\right)$$

D'où :



$$\begin{aligned}
P(X = x | Y = y) &\propto \left( \prod_{s \in S} P(y_s | x_s) \right) \left( \frac{1}{Z} \exp \left\{ \frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \right\} \right) \\
&\propto \left( \exp \left[ \ln \left( \prod_{s \in S} P(y_s | x_s) \right) \right] \right) \left( \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \right\} \right) \\
&\propto \left( \frac{1}{Z} \exp \left[ - \left( -\ln \prod_{s \in S} P(y_s | x_s) + \frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \right) \right] \right) \\
&\propto \left( \frac{1}{Z} \exp \left[ - \left( \underbrace{-\sum_{s \in S} \ln P(y_s | x_s)}_{U_1(x, y)} + \underbrace{\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x)}_{U_2(x)} \right) \right] \right) \\
&\propto \frac{1}{Z} \exp(-U(x/y))
\end{aligned} \tag{III.25}$$

avec

$$U(x/y) = U_1(x, y) + U_2(x) = -\sum_{s \in S} \ln P(y_s | x_s) + \frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \tag{III.26}$$

Où  $P(y_s | x_s) = P(Y_s = y_s | X_s = x_s)$ .

La formule donnée par la relation (III-25) démontre que le champ à posteriori est markovien de fonction d'énergie :  $U(x/y)$ .

Comme  $Z$  est une constante n'influant pas sur le processus de minimisation, la relation (22) est équivalente à minimiser :

$$\hat{x} = \arg \min_{x' \in \Omega} \int_{x \in \Omega} C(x, x') \exp[-U(x, y)] dx' \tag{III.27}$$

Cette modélisation nous ramène à l'estimation bayésienne suivante : nous cherchons l'estimation du champ des étiquettes par la minimisation de la fonction d'énergie  $U(y/x)$  ayant de nombreux minima locaux. Malheureusement, c'est un problème très dur du point de vue calcul. Le nombre de configurations possibles sur  $\Omega$  s'explode d'une manière combinatoire. Par exemple, dans le cas d'une image à 256 niveaux de gris où  $S$  présente  $M$  sites égale à  $300 \times 300$  pixels, on est devant un nombre de termes égale à  $256^{300 \times 300}$  termes !! Une évaluation directe est prohibitive voire impossible même dans le cas d'un problème plus réduit.

La fonction de coût  $C(x, x')$ , mesure l'écart entre la solution recherchée  $x$  (vraie) et son estimée  $\hat{x}$ . Quelques fonctions, très populaires, définissent les estimateurs les plus répandus dans la littérature: l'estimateur au sens du maximum a posteriori (MAP) et l'estimateur des

modèles marginales a posteriori (MMP). D'autres estimateurs existent, notamment l'estimateur du Champ Moyen (MF) [Bouman et Shapiro, 1994], l'estimateur de la moyenne a posteriori (MP) et l'estimateur TPM. Nous détaillerons ci-dessous l'estimateur MAP exploité dans le cadre de notre travail.

### III.5.1.1. Estimateur au sens du Maximum à Posteriori (MAP)

Le MAP est l'estimateur le plus utilisé en traitement d'images [Kato, 1994]. Il est associé à la fonction de coût suivante :

$$C_{MAP}(x, x') = 1 - \delta(x - x'). \quad (\text{III.28})$$

$\delta$  représente le symbole de Kronecker.

Cette fonction de coût pénalise de la même façon toutes les configurations de  $x'$ , différentes de la solution recherchée  $x$ . Autrement dit, elle pénalise de façon identique une erreur sur un site et une erreur sur plusieurs sites [Boukeroui, 2000]. D'après (22), (27) et (28) l'estimateur MAP du champ d'étiquettes est donné par :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{MAP} &= \arg \max_{x \in \Omega} P(X = x | Y = y) \\ &= \arg \max_{x \in \Omega} \{P(Y = y | X = x)P(X = x)\} = \arg \max_{x \in \Omega} \{\exp(-U(x, y))\} \end{aligned}$$

Et d'après (eq.26) on peut écrire :

$$\hat{x}_{MAP} = \arg \min_{x \in \Omega} \left\{ \sum_{s \in S} \left( -\ln P(y_s | x_s) \right) + \frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x) \right\} \quad (\text{III.29})$$

L'estimation au sens du MAP revient donc à maximiser la probabilité *a posteriori*, équivalente à la minimisation d'une fonction d'énergie  $U(X)$  reposant sur (selon eq.26) :

a)  $U_1(x, y)$  : appelé *terme d'attache aux données* qui modélise la vraisemblance de la solution par rapport aux observations, donc nécessitant la connaissance ou la modélisation de tous les phénomènes de dégradation de l'objet original durant le processus d'acquisition.

b)  $U_2(x)$  : appelé *terme d'énergie à priori* qui caractérise et modélise le champ d'étiquette que l'on recherche. En spécifiant d'un *a priori* sur la solution recherchée.

Donc, pour obtenir la classe la plus probable en utilisant la maximisation de la probabilité a posteriori, il est nécessaire de réaliser les deux étapes suivantes :

- La première étape est la modélisation du champ des observations et celle du champ des classes, c'est-à-dire trouver le modèle statistique de  $P(Y=y/X=x)$  et le modèle de

$P(X=x)$ . Dans notre travail, la modélisation des observations est basée sur le modèle gaussien, alors que la modélisation du champ de classes est basée sur le modèle de Potts qui impose une contrainte de connectivité spatiale sur la segmentation.

- La deuxième étape est l'optimisation de la probabilité *à posteriori*.

Cette optimisation s'effectue en utilisant soit une approche de type stochastique (recuit simulé [Kato et al, 1993]), soit une approche de type déterministe (par exemple l'algorithme ICM) [Bouman et Liu, 1991].

### III.6. Algorithmes de minimisation selon une estimation au sens MAP

L'estimation au sens du MAP associée à une modélisation markovienne nous conduit toujours à un problème de minimisation d'une fonction d'énergie. Ainsi le problème d'estimation devient un problème d'optimisation difficile à cause de la non convexité de la fonction d'énergie présentant de nombreux minima locaux. De ce fait, il est nécessaire de faire appel à des algorithmes itératifs pour tenter d'approcher un minimum global. On trouve:

- *Les algorithmes stochastiques* : tels que le recuit simulé, les seuls possédant des propriétés de convergence en un temps infini vers un minimum global et indépendamment de la configuration initiale.
- *Les algorithmes déterministes* : convergeant vers un minimum local qui dépend de la configuration initiale.

Dans les paragraphes suivants, nous définissons les algorithmes stochastiques, souvent considérés comme méthodes de références et les algorithmes déterministes, largement utilisés dans les problèmes de segmentation, sur lequel s'est porté notre choix.

#### III.6.1. Algorithmes stochastiques

Les algorithmes stochastiques de type recuit simulé (*SA-Simulated Annealing*) reposent sur l'idée de l'association d'une procédure de Monte Carlo d'échantillonnage (algorithme de Metropolis ou échantillonneur de Gibbs) à un schéma de refroidissement en température [Metropolis et al, 1953]. la procédure de minimisation accepte des remontées d'énergie proportionnelles à la température, lui permettant ainsi de sortir de puits d'énergie assez profonds à température élevée. Inversement, plus la température est faible, moins ces sauts d'énergie sont tolérés et par conséquent le système se stabilise au fond d'un puits.

Les algorithmes stochastiques sont réputés être très gourmands en temps de calcul, ceci malgré les récents progrès concernant les techniques d'accélération et de parallélisation [Kato, 1994]. C'est pour cette raison que des algorithmes alternatifs déterministes ont été développés. Ces derniers sont plus rapides, mais peuvent rester piégés dans un minimum local de l'énergie MAP.

### III.6.2. Algorithme déterministe

L'algorithme ICM est un schéma de relaxation déterministe dérivé des algorithmes de recuit simulé, en prenant une température constamment nulle. Ainsi les remontées d'énergie ne sont plus possibles et la transition d'une configuration à une autre, d'énergie inférieure, se fait d'une façon déterministe. La minimisation atteindra donc un minimum local, qui ne dépend que de la configuration initiale et du schéma de visite des sites, en un temps fini.

L'algorithme ICM maximise les probabilités conditionnelles locales en chaque site séquentiellement. D'une manière itérative, cet algorithme modifie à chaque étape les valeurs  $x_s$  de l'ensemble des sites de l'image. Mais à la différence des algorithmes stochastiques de type recuit la modification d'une valeur se fait ici de façon déterministe.

On construit donc, partant d'une configuration initiale  $x(0)$ , une suite d'images  $x(n)$ , convergeant vers une approximation du MAP,  $\hat{x}$  recherché. Si  $x(n)$  est la configuration courante, alors la valeur du pixel  $s$  est remplacée par l'un des modes de la distribution conditionnelle locale donnée par l'équation (30) connaissant les valeurs des pixels  $t$  voisins de  $s$ , d'où le nom de l'ICM (Iterated Conditional Modes = Modes Conditionnels Itérés) donné à cet algorithme.

$$P(X_s = x_s | X_t = x_t, t \neq s) = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{T} \sum_{c \in C, s \in c} V_c(x)\right\}}{\sum_{l \in E} \exp\left\{-\frac{1}{T} \sum_{c \in C, s \in c} V_c(x^{s,l})\right\}} \quad (\text{III.30})$$

Avec  $x^{s,l}$  étant la configuration qui coïncide avec  $x$  sur  $S - \{s\}$  et valant  $l$  au site  $s$ .

La description du principe général de l'algorithme ICM est donnée par l'algorithme III.3

Bien que cet algorithme converge en un temps fini, on peut le doter d'un critère d'arrêt reposant par exemple sur le nombre de sites ayant changé de configuration lors d'une ou deux visites complètes de  $S$ .

On peut distinguer deux types de stratégie de visite [Boukeroui, 2000] :

- (i) le balayage selon un ordre prédéfini,
- (ii) le balayage aléatoire.

L'énergie globale de la configuration  $x$  diminue à chaque itération [Boukeroui, 2000]. Cet algorithme, contrairement au recuit simulé, est très rapide et peu coûteux en temps de calcul puisqu'il ne nécessite que le calcul des énergies conditionnelles locales.

Bien que les algorithmes déterministes soient sous optimaux, ils sont rapides et convergent vers des solutions acceptables lorsque la configuration initiale n'est pas trop mauvaise.

**Algorithme III.3.** *L'algorithme ICM.*

- Initialisation :  $x(0)$
- Calculer  $x(n+1)$  à partir de  $x(n)$ 
  - (1) On balaie l'ensemble des sites  $s$  (selon une stratégie de visite de site)
    - ❖ Pour chaque classe :
      - Calcul de l'énergie conditionnelle  $U_1$  (eq.26)
      - Calcul de l'énergie à priori  $U_2$  (eq.26)
      - Calcul de l'énergie  $U_s(x^{s,l}(n, y_s)) = U_1 + U_2$ .
    - ❖  $x_s(n+1) = \arg \min_{x \in \Omega} U_s(x^{s,l}(n, y_s))$
  - $n = n+1$
- (2) Retour en (1) jusqu'à réalisation d'un critère d'arrêt.

### III.7. Estimation des paramètres

Dans les applications réelles, les paramètres sont souvent inconnus, il faudra les estimer à partir de l'image observée. D'un point de vue statistique, ce problème est équivalent au problème de l'estimation des paramètres à partir d'un mélange de distribution. Si nous avons une réalisation du champ des étiquettes, la tâche est alors relativement facile, il existe plusieurs méthodes standard (maximum de vraisemblance, maximum de pseudo-vraisemblance...) [Kato, et al, 1993]. Dans le cas où nous n'avons pas un tel échantillon, il est

impossible d'utiliser directement ces méthodes. Nous devons les approximer par une fonction de l'image observée. Il existe plusieurs approches, parmi lesquelles on peut citer : la méthode des moments, l'analyse géométrique de l'histogramme [Besag, 1974].

Dans le cadre de notre application les paramètres du modèle Gaussien sont estimés en calculant leurs valeurs empiriques à partir des régions d'intérêts étudiées.

### III.8. Discussion

En analyse d'images, la segmentation est l'opération la plus délicate. Elle permet de passer d'une image muette à une image parlante en termes d'objets. Dans un contexte médical, ce passage se heurte encore à d'autres problèmes dus principalement à l'état critique du domaine d'un côté et à la nature des images médicales par leurs variantes modalités d'un deuxième et de la complexité des tissus humains d'un troisième côté. Ce qui justifie l'intervention fréquente du praticien ou de son expertise.

Nous venons de décrire de façon succincte quelques approches de segmentation. Il n'y a pas de règles générales permettant de choisir une méthode particulière de segmentation pour un problème donné. Choisir l'une ou l'autre méthode dépend des images à segmenter. Chacune de ces méthodes a des avantages et des inconvénients et bien souvent on est amené à les combiner.

La nature des tissus humains présente un aspect d'interactions très observable soit au niveau du même tissu exprimé par la texture plaquée à lui, soit au niveau inter-tissu exprimé par la juxtaposition de ces derniers les uns au voisinage des autres. Cette constatation impose que le processus de segmentation formule un algorithme capable de modéliser cette information. La théorie des Champs Aléatoires de Markov se voit très prête à modéliser cet aspect d'interaction que ce soit intra ou inter-tissus.

La modélisation présentée dans ce chapitre est associée à des algorithmes d'optimisation par relaxation (stochastique ou déterministe) de maximisation de la probabilité à posteriori.

Les algorithmes stochastiques convergent théoriquement vers un minimum global de la fonction d'énergie, mais avec une lenteur souvent rédhibitoire pour des espaces de configurations très grands. On leur préfère donc généralement des algorithmes déterministes. Ceux-ci, s'ils convergent beaucoup plus rapidement que les algorithmes stochastiques,

présentent cependant, l'inconvénient de se piéger dans d'éventuels minima locaux de la fonction d'énergie et risquent de converger vers des estimations de qualité inférieure.

Pour pallier ce défaut, on peut initialiser ces algorithmes avec des configurations supposées proches d'un minimum global.

Dans la suite de notre travail, nous allons aborder les deux méthodes adoptées à savoir la séparation de deux textures pathologiquement différentes par une modélisation markovienne et la quantification morphologique et topologique de la structure trabéculaire.

# Chapitre IV

## Méthodes adoptées pour l'identification de l'ostéoporose



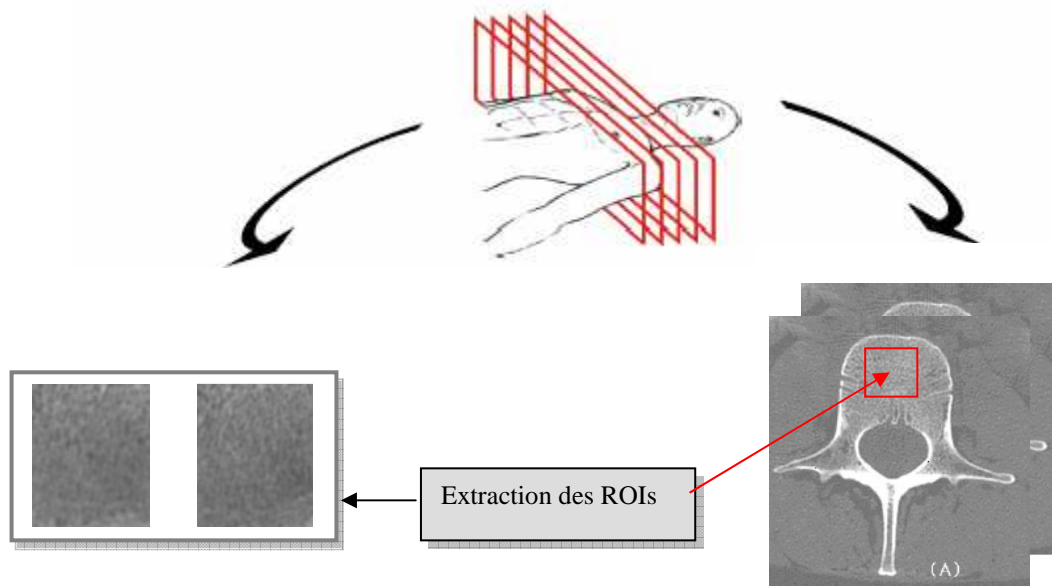
### IV.1. Préambule

L'évaluation de la microarchitecture osseuse trabéculaire *in vivo* pose davantage de problèmes car il s'agit d'imager une structure en trois dimensions dont les unités élémentaires (travées) ont une taille moyenne de l'ordre de 80 à 150  $\mu\text{m}$ , avec un espacement moyen entre les travées de 500 à 1000  $\mu\text{m}$ . Cette difficulté explique d'ailleurs pourquoi le diagnostic actuel de l'ostéoporose repose encore sur la DMO surfacique, alors que cette maladie se caractérise aussi par des altérations de la microarchitecture trabéculaire osseuse.

Dans ce chapitre, nous présenterons l'analyse adoptée pour relever les modifications architecturales qu'engendre la pathologie ostéoporotique au niveau du tissu trabéculaire. Pour ce faire, nous avons mis en œuvre une approche de segmentation des images en niveau de gris basée sur les concepts markovien, afin de séparer un tissu trabéculaire sain d'un autre ostéoporotique. En outre, nous avons développé une autre technique reposant sur le calcul des paramètres morphologiques (paramètres de Parfitt) à savoir la fraction volumique osseuse (BV/TV), le nombre de travées (Tb.N), l'épaisseur des travées (Tb.Th) et l'espacement intertrabéculaire (Tb.Sp) et topologiques en calculant la caractéristique d'*Euler-Poincaré*.

### IV.2. Présentation des données :

Notre base de données est constituée d'images obtenues par différentes modalités (Scanner et IRM) acquises à l'hôpital de Lille. Des régions d'intérêt (Region Of Interest) notées ROI rectangulaires de différentes dimensions allant de (70 x 70) à (110 x 110) pixels ont été localisées par un radiologue sur les différentes coupes obtenues par les deux techniques, de façon à ne conserver que les surfaces trabéculaires en objet d'étude. Elles sont codées sur 8 bits en format BMP. Une illustration est donnée dans la figure IV.1.



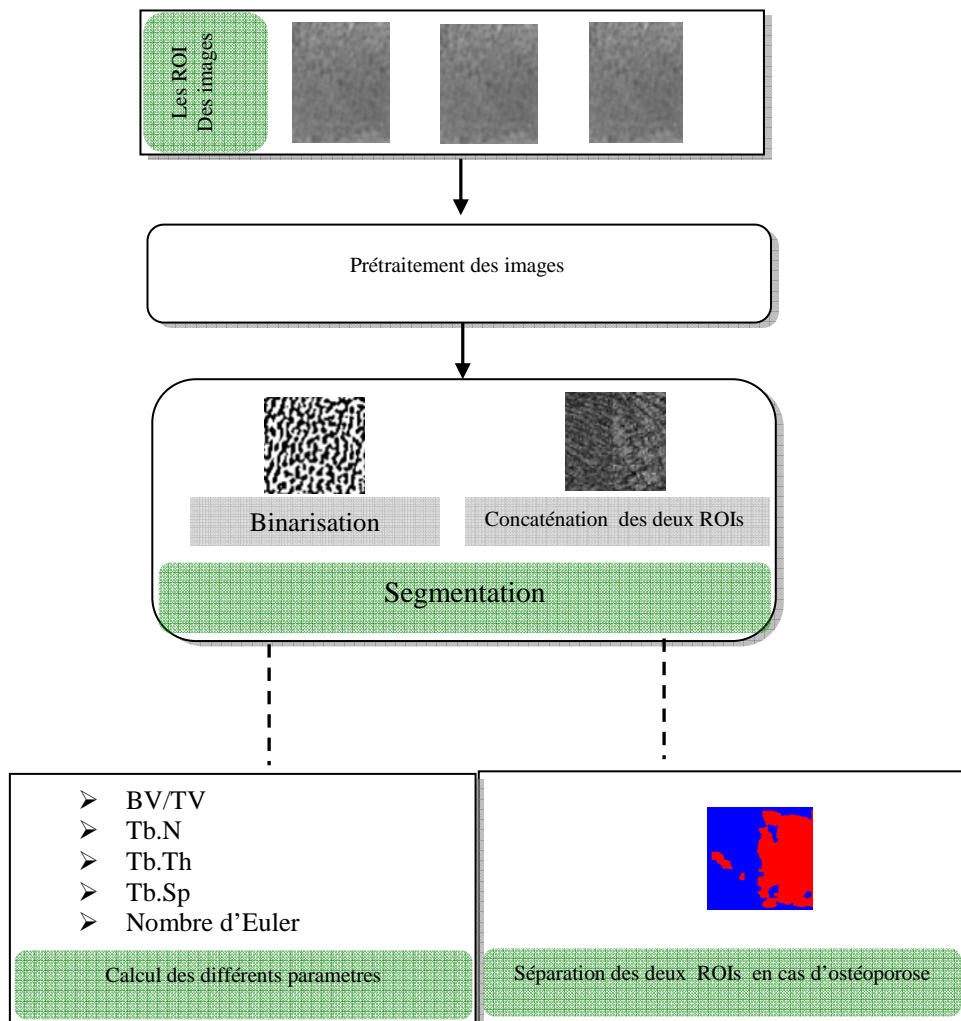
**Figure IV.1.** Extraction des régions d'intérêt ROIs

### IV.3. Caractérisation et analyse de la texture du tissu trabéculaire

L'analyse de la texture trabéculaire osseuse permet de caractériser l'architecture interne de l'os et d'évaluer l'état pathologique des tissus osseux. Cette architecture est constituée de travées appelées trabécules. On obtient donc une image texturée qui possède des contrastes plus ou moins prononcés suivant le nombre de travées.

En premier lieu, nous présentons une analyse statistique des images en niveau de gris afin de caractériser les altérations des textures osseuses. En deuxième partie, nous allons quantifier la structure de l'os trabéculaire en calculant des paramètres histomorphométriques (paramètres de Parfitt) et topologiques (nombre d'*Euler*) pour caractériser l'architecture de l'os spongieux. Cette méthode est appliquée sur des images binaires qui mettent en évidence le réseau trabéculaire en le séparant de la moelle osseuse [Lespessaille et al, 2006 et 2007].

Les différentes étapes suivies dans les deux approches adoptées sont résumées dans l'organigramme de la figure IV.2.



**Figure IV. 2.** Procédure adoptée pour l'analyse de la structure de l'os trabéculaire

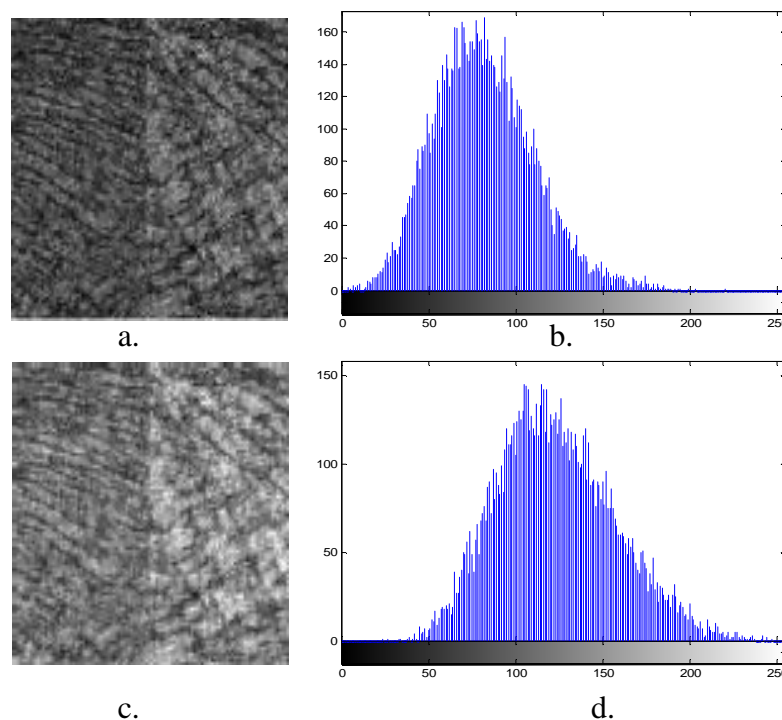
### IV.3.1. Prétraitement des images

Lors de l'acquisition, des conditions extérieures peuvent intervenir pour nuire à la bonne qualité de l'image acquise. Les conditions d'éclairage, le taux des signaux parasites, la nature de l'atmosphère (poussière, humidité ...), la résolution d'échantillonnage du matériel utilisé, tous ces phénomènes interviennent pour ajouter à l'information utile d'autres informations futiles constituant ce qu'on appelle en traitement d'images : *le bruit*. Le rôle confié à cette étape est d'éliminer d'abords le bruit, idéalement sans toucher à l'information

utile, puis procéder à améliorer la qualité de l'image pour faciliter les étapes postérieures. La littérature propose une large gamme de techniques de prétraitements, la modalité d'acquisition et la nature des tissus à analyser déterminent la technique la plus adéquate.

Pour augmenter et rehausser le contraste des images étudiées qui est considérablement faible, nous appliquons une dérivée non entière (DNE). Cette technique est appliquée en traitement d'images pour la détection des contours et la réduction du bruit [Nakib et al, 2009]. Le principe de la DNE (développé dans l'annexe D) est le même que celui de la dérivation d'ordre entier sauf que l'ordre est non entier.

La figure (IV.3) illustre les effets de cette méthode sur une image IRM de calcanéum, avec un ordre  $\alpha = -0.1$ . En comparant l'image originale à celle filtrée, nous remarquons que cette méthode donne une image bien contrastée avec l'ordre utilisé. Le choix de l'ordre de la dérivation est fonction de l'image à traiter. Si le contraste de cette image est faible, l'ordre tend vers -1 et vice-versa.



**Figure IV. 3.** Variation des niveaux de gris, a. image originale (IRM du calcanéum), b. histogramme de (a), c. image (a) améliorée, d. histogramme de (c)

Pour mieux utiliser la dynamique des niveaux de gris, nous appliquons également un étirement d'histogramme. Une étendue réduite des niveaux de gris peut survenir suite à la sélection de la ROI et nécessite donc une expansion dynamique. Supposons que l'image

possède des niveaux de gris entre  $a_0$  et  $a_1$ . La plage des niveaux de gris est alors étalée de façon à la ramener à une dynamique comprise entre  $a_{\min} = 0$  et  $a_{\max} = 255$ . L'expansion dynamique ou étirement d'histogramme correspond à la transformation linéaire T suivante :

$$a' = \alpha + \beta.a \quad (\text{IV.1})$$

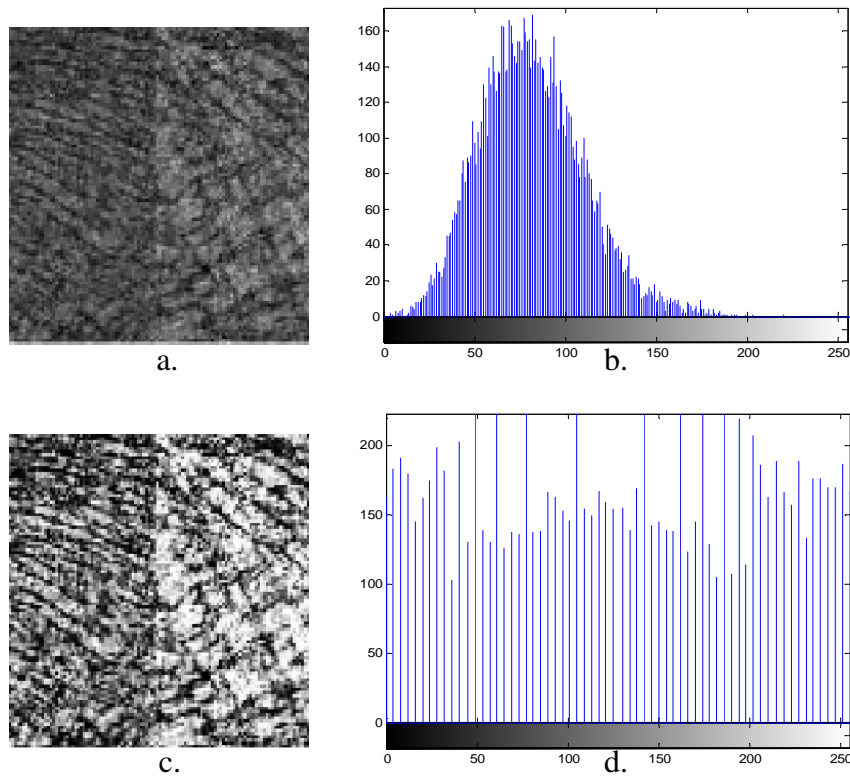
Telle que :  $\forall a \in [a_0, a_1] \quad a \rightarrow a' \in [a_{\min}, a_{\max}]$

Avec :

$$\alpha = (a_{\min}.a_1 - a_{\max}.a_0)/(a_1 - a_0) \text{ et } \beta = (a_{\max} - a_{\min})/(a_1 - a_0)$$

Les résultats obtenus sont présentés dans la figure (IV.4)

En comparant les figures (IV.4.a) et (IV.4.c), nous remarquons que dans l'histogramme étiré, nous avons utilisé toute la marge des niveaux de gris contrairement à celui de la figure (IV.4.b) qui est condensé uniquement dans les faibles intensités. L'effet de cette technique sur l'image est de rendre les intensités des régions sombres plus faibles, et celles des régions claires plus fortes comme nous le remarquons dans la figure (IV.4.d).



**Figure IV.4.** Résultat d'étirement d'histogramme, a. l'image originale, b. histogramme de (a), c. résultat d'étirement d'histogramme, d. histogramme étiré.

### IV.3.2. Analyse des images en niveau de gris de l'os trabéculaire

Les analyses densitométriques sont parfois non concluantes pour certains sujets. Une étude de la microarchitecture de l'os s'avère alors nécessaire pour dépister une éventuelle dégradation de l'os due à une pathologie ostéoporotique [Boutry et al, 2003].

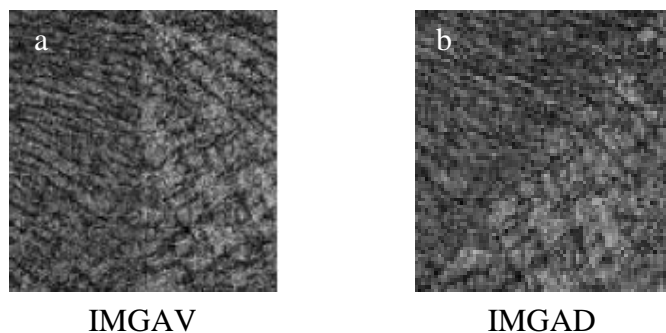
Le dépistage par analyse texturale de l'os consiste à extraire le descripteur de texture de la ROI du sujet suspect et le comparer au descripteur de la ROI d'un sujet sain (texture de référence). Ainsi le problème de l'analyse est de quantifier les variations du descripteur de la texture en passant d'une texture de référence à une texture à analyser.

L'objectif de notre travail est de séparer ces deux textures via un processus de segmentation. Pour cela, deux ROIs pathologiquement différentes sont concaténées, analysées puis injectées dans un procédé de classification.

#### IV.3.2.1. Synthèse des images

L'algorithme de classification proposé est appliqué sur des images contenant deux textures osseuses relatives à deux sujets pathologiquement différents, couvrant un maximum de conditions idéales pour la comparaison à savoir par exemple l'âge et le sexe.

Afin de comparer ces deux textures, nous concaténons les deux ROIs respectivement par assemblage vertical et diagonal. (Voir figures IV.5.a et IV.5.b).



**Figure IV.5.** Deux images tests composées de deux ROI d'IRM de calcaneum pathologiquement différentes.

- a. : assemblage vertical (noté IMGAV).
- b. : assemblage diagonal (noté IMGAD).

### IV.3.2.2. Analyse et segmentation

L'analyse et la segmentation représentent l'étape la plus délicate dans le processus du traitement d'image médicale, les décisions finales en dépendent largement. La segmentation est un processus visant à décomposer les images en un ensemble de régions - ou classes - homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. Son rôle dans le cadre de notre travail, en première phase, est de faire ressortir la différence architecturale entre une texture saine et une autre pathologique en attribuant des étiquettes distinctes à chaque une de ces deux textures, et en seconde phase, mettre en évidence le réseau trabéculaire en séparant l'os de la moelle. Autrement dit, les pixels représentant le même type de tissu, seront regroupés pour constituer une seule région.

Nous présenterons une technique d'analyse basée sur les matrices de cooccurrences et un processus de classification en utilisant des concepts Markoviens, qui tient compte de l'information contextuelle de l'observation. La figure (IV.6), illustre la procédure de la méthode élaborée.

Bien que l'objectif soit de segmenter des images médicales, l'algorithme est général et peut être appliqué à d'autres types d'images de texture. Seule la partie caractérisation de texture nécessitera une adaptation à la nature des images traitées.

### IV. 3.2.3. Modèle de segmentation proposé

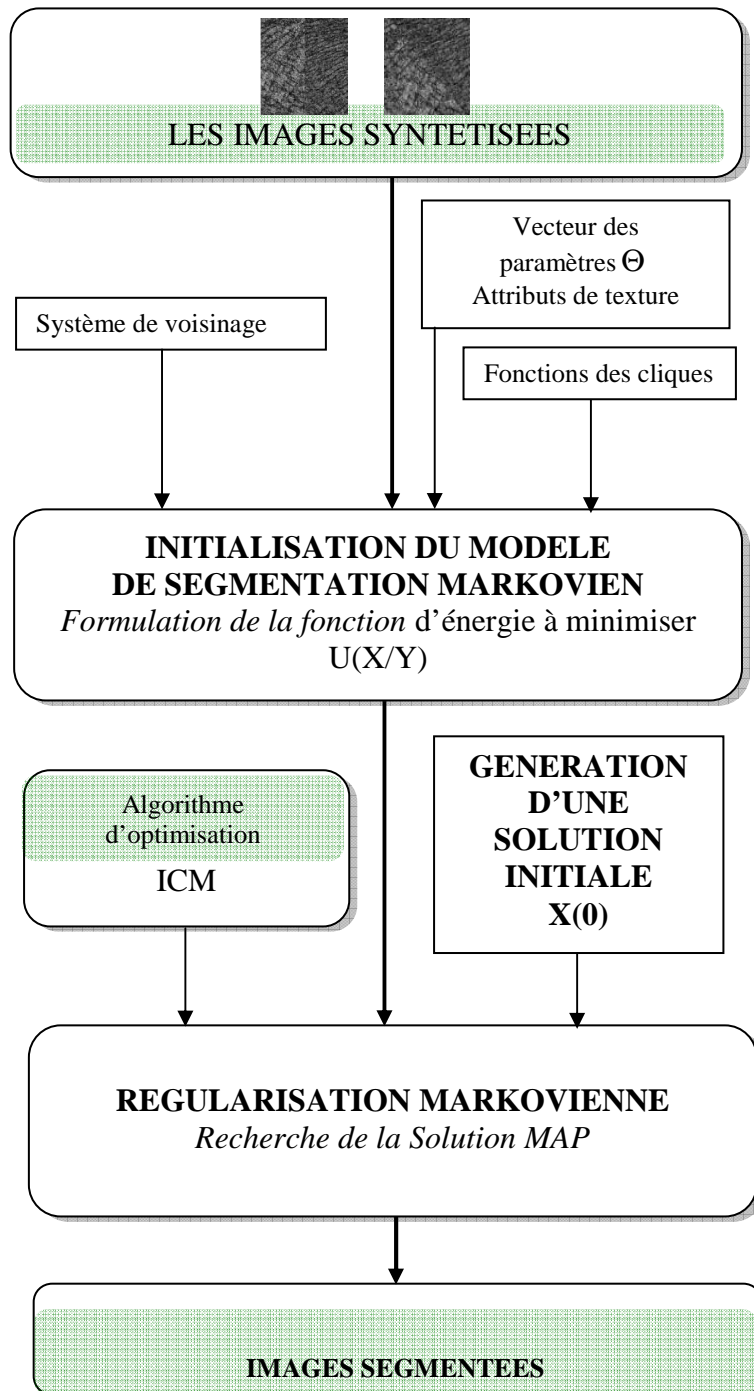
Nous avons vu que le problème de segmentation d'une image observée  $Y$  se réduit à la recherche de l'étiquetage  $\hat{x}$  qui maximise la probabilité à posteriori  $P(X = x / Y = y)$  ou de manière équivalente, qui minimise la fonction d'énergie globale  $U(X/Y)$ .

La formule donnée par la relation (III-26) démontre que le champ à posteriori est markovien de fonction d'énergie :  $U(x/y) = U_1(x, y) + U_2(x)$ . L'étiquetage recherché  $\hat{x}$  est celui qui minimise l'énergie globale  $U(x/y)$ .

La somme  $\sum_{s \in S}$  dans le terme  $U_1$  est équivalente à  $\sum_{s \in C_1}$  ou  $C_1$  indique la clique d'ordre

1. En fait, le terme  $U_1$  représente le cumul de l'énergie des cliques d'ordre 1 (*les singletons*). Cette énergie reflète la possibilité de modéliser les étiquettes sans tenir compte de l'aspect

contextuel du pixel en considération, au contraire elle est utilisée pour l'étiquetage des pixels indépendamment de leurs voisinages.



**Figure IV.6 :** Procédure de segmentation élaborée



#### IV.3.2.3.1. Modélisation du champ des observations

On suppose que la probabilité  $P(y_s/x_s)$  est Gaussienne, autrement dit la variable aléatoire  $Y_s$  que le pixel  $s$  ait la valeur de niveau de gris  $y_s$  sachant que son étiquette est  $x_s$ , ou il appartient à la classe  $x_s$ , suit une loi normale. Cette hypothèse paraît raisonnable lorsque aucune information à priori n'est disponible sur l'ensemble des observations. Le problème se trouve ainsi posé en terme d'estimation des paramètres du mélange.

Ainsi chaque classe  $k \in E = \{1, 2, \dots, K\}$  est représentée par sa moyenne  $\mu_k$  et sa variance  $\sigma_k$ . Cette probabilité conditionnelle peut être modélisée sous la forme suivante [Derin et Elliott, 1987]:

$$P(y_s/x_s = k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{(y_s - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (\text{IV.2})$$

#### IV.3.2.3.2. Modélisation du champ des étiquettes

Le champ des étiquettes est supposé markovien associé à un modèle de Potts, décrit dans la section III.4.6, qui vise à obtenir des zones homogènes compactes sur l'image segmentée. C'est un modèle largement utilisé en traitement d'images réputé pour sa simplicité et sa rapidité.

#### IV.3.2.3.3. Formulation de la fonction d'énergie à minimiser

La fonction d'énergie à minimiser est définie par la somme des deux termes suivants :

$$U_1(x = k, y) = \sum_{s \in S} \left( \frac{(y_s - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \ln(\sqrt{2\pi}\sigma_k) \right) \quad (\text{IV.3})$$

$$U_2(x = k) = \sum_{c \in C} V_2(x_c)$$

Et si le champ  $X$ , supposé markovien, est isotrope et homogène sur des cliques non nulles uniquement pour l'ordre 2 sur un système bidimensionnel de 4 ou 8- voisinages, le terme  $U_2$  devient :

$$V_2(x_c) = V_{\{s,t\}}(x_s, x_t) = \begin{cases} -\beta & \text{si } x_s = x_t \\ +\beta & \text{si } x_s \neq x_t \end{cases} \quad (\text{IV.4})$$

Le paramètre  $\beta$  est un facteur contrôlant l'homogénéité des régions. S'il est augmenté, les régions résultats deviennent plus homogènes.

Ainsi, le modèle que nous avons présenté est défini complètement par un vecteur, noté  $\Theta$ , de  $2K+1$  paramètres tel que :

$$\Theta = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ M \\ \mu_K \\ \sigma_1 \\ \sigma_2 \\ M \\ \sigma_K \\ \beta \end{pmatrix} \quad (\text{IV.5})$$

Dans le cas où le système de voisinage est *non isotrope*, le paramètre  $\beta$  n'est pas absolu mais dépend de la direction de la clique en question :  $\beta_{(x_s, x_t)} \neq \beta_{(x_t, x_s)}$  pour désigner que l'influence du voisinage  $V(x_s, x_t)$  est différent de l'influence inverse  $V(x_t, x_s)$ . De plus, si le système est *non homogène*, les paramètres  $\beta_{(x_s, x_t)}$  dépendent de la position des pixels en question dans la grille, ils s'écrivent alors  $\beta_{(s, t, X_s, X_t)}$ .

Dans tous les cas, le vecteur  $\Theta$  regroupe l'ensemble de tous les paramètres du modèle dont le nombre augmente ou diminue selon la complexité du système de voisinage mis en oeuvre.

Dans le cadre de notre application, ces paramètres sont calculés à partir des ROIs représentant les deux textures trabéculaires. Avec :

$$\forall k \in E : \begin{cases} \mu_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{s \in S_k} y_s \\ \sigma_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{s \in S_k} (y_s - \mu_k)^2 \end{cases} \quad (\text{IV.6})$$

Avec  $S_k$  est l'ensemble des pixels appartenant à l'ensemble d'apprentissage de la classe  $k$ . Quant au paramètre  $\beta$  il se calcule d'une manière empirique.

Dans le cas général, pour l'estimation des paramètres au cours des itérations, nous utilisons l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance qui revient au calcul des moyennes et des variances empiriques sur la segmentation courante (equ.IV.6) [].

#### IV.3.2.3.4. Initialisation du schéma de régularisation

Les algorithmes d'optimisation, démarrent tous d'une solution initiale et la font converger par un processus de régularisation vers une solution optimale.

Nous utilisons un algorithme de segmentation largement sollicité en analyse d'images : *l'algorithme des K-Means* (décrit dans la section III.3.2.b) en le faisant incorporer dans une régularisation markovienne [Boukeroui, 2000].

Dans cet algorithme, la décision prise au niveau d'un pixel donné porte sur sa valeur en niveau de gris uniquement par rapport aux moyennes globales des régions en ignorant son voisinage. Nous allons impliquer le voisinage du pixel en considération. Ainsi, un pixel donné se voit attribuer une étiquette selon une moyenne locale sur une fenêtre de taille  $n \times n$  pixels l'entourant.

#### IV.3.2.3.5. Optimisation de la probabilité à posteriori : l'algorithme ICM

Pour déterminer le minimum global de la fonction d'énergie (l'estimation au sens du MAP « Maximum à posteriori »), nous utilisons l'algorithme ICM décrit dans la section III.6.2.

#### IV.3.2.3.6. Application à la segmentation d'images texturées

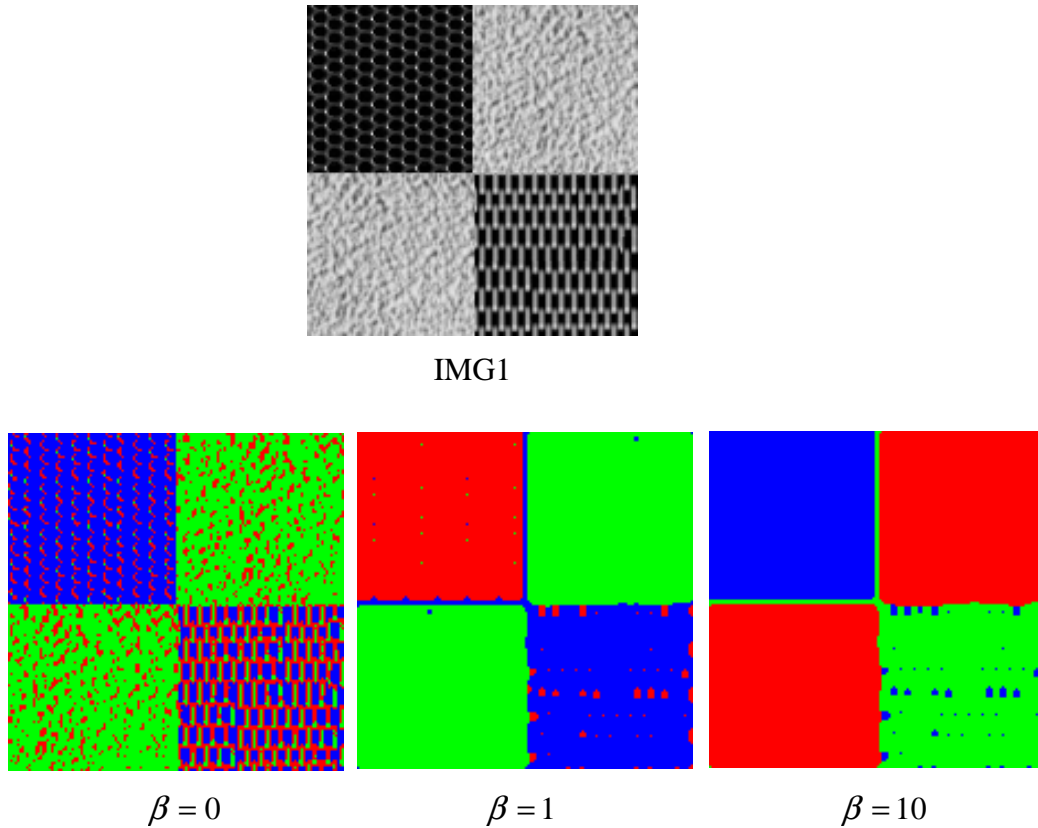
Dans la suite de cette partie nous présenterons quelques tests dans l'objectif de mettre en relief la robustesse de l'approche markovienne dans un contexte de segmentation des images texturées en étudiant l'influence des différents paramètres du modèle adopté.

Deux images (IMG1, IMG2) composées de trois différentes mosaïques de textures extraites de l'album de Brodatz sont utilisées.

##### ❖ L'influence du paramètre $\beta$

Nous avons déjà souligné que le rôle du paramètre  $\beta$  est d'homogénéiser, au sens de lissage, les régions segmentées. Il soutient, lorsqu'il subit une croissance en valeurs, la construction de larges surfaces en renforçant les contraintes de voisinage pénalisant ainsi les

petites régions. Boukerroui (2000) a étudié son choix sur la valeur de 0,5 pour des images échographiques.



**Figure IV. 7.** Résultats de segmentation pour différentes valeurs de  $\beta$

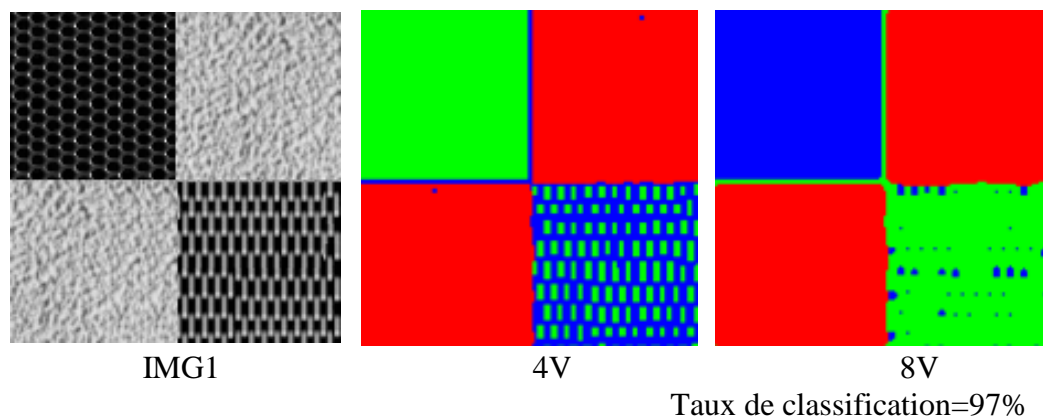
La figure (IV.7) montre que les petites régions parasites pour  $\beta = 0$ , disparaissent de plus en plus que  $\beta$  s'accroît donnant lieu à des formes plus propres. On obtient un effet de lissage par les valeurs croissantes de  $\beta$ .

#### ❖ L'influence du système de voisinage

La propriété de markoviennité introduite par la relation III.15, est définie en terme des pixels voisins à un pixel donné selon une relation de voisinage. L'affectation de ce pixel à une classe ne peut être effectuée qu'après concertation de ses voisins.

La relation de voisinage est généralement définie en terme de distance euclidienne caractérisé par son ordre dont les plus utilisés sont celle d'ordre 1 et 2 donnant lieu à un système de voisinage de 4-connexité (4V) et 8-connexité (8V) (Figure III-3).

La figure IV-8 résume les différents résultats obtenus pour les deux systèmes de voisinages (4V et 8V) et pour des cliques d'ordre 2.



**Figure IV. 8.** Résultats de segmentation pour différents systèmes de voisinages

La supériorité du voisinage 8V est assez claire, et aussi logique.

Ces résultats montrent une bonne segmentation des textures uniformes. Compte à la partie fortement texturée, elle est mal détectée par ce processus. Nous proposons une amélioration en faisant intervenir l'information texturale dans le processus de segmentation.

#### IV .3.2.3.6. Modèle multiparamétrique

L'algorithme décrit ci-dessus est bien adapté à la segmentation d'images à intensité faiblement variable, autrement dit des textures uniformes. Cependant, il ne permet pas de prendre en compte des informations autre que le niveau de gris, comme par exemple des attributs issus d'une analyse de texture. Dans le cas d'images médicales, et plus particulièrement la texture trabéculaire, une telle analyse multiparamétrique, peut en effet enrichir la méthode de segmentation en terme d'adaptativité aux caractéristiques des tissus à mettre en évidence. Elle peut permettre de prendre en compte des informations complémentaires qui améliorent la robustesse de la segmentation. Nous allons utiliser les matrices de cooccurrences (décrites dans le chapitre II, section II.3.2.1) comme méthode de caractérisation de texture.

### ❖ Calcul des matrices de cooccurrence et extraction et choix des descripteurs de texture

Les matrices de cooccurrences, introduites par Haralick, sont un outil statistique qui mesure la distribution des niveaux de gris dans une image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels. Cependant, elles ne peuvent être exploitées directement à cause de la grande quantité d'information qu'elles contiennent. Leur coût important de stockage en mémoire est donc un inconvénient majeur. Afin de réduire cette quantité d'informations, tout en conservant la pertinence de ces dernières, il est possible d'extraire d'autres attributs à partir de chaque matrice. Dans notre application nous utilisons les indices d'Haralick extraits de ces matrices de cooccurrences (Table 1, annexe B) pour quatre directions (0°, 45°, 90° et 180°).

Afin d'éliminer l'effet directionnel des textures qui peut être engendré par la concaténation des deux ROIs, nous effectuerons la moyenne des attributs pour les différentes orientations considérées [Arab et al, 2007].

La méthode employée pour déterminer les attributs locaux consiste à définir une fenêtre de voisinage centré sur chaque observation de l'image à traiter. Ces attributs sont alors calculés en ne prenant en considération que les observations situées à l'intérieur de cette fenêtre.

### ❖ Classification des sites

Chaque site est affecté à la classe qui maximise la probabilité conditionnelle de Gibbs donnée par :

$$P(X_s = k / X_t, D_t \in N_s) = \frac{\exp(-U(X_s = k / X_t, D_t \in N_s))}{\sum_{k=1}^K \exp(-U(X_s = k / X_t, D_t \in N_s))}$$

Avec :

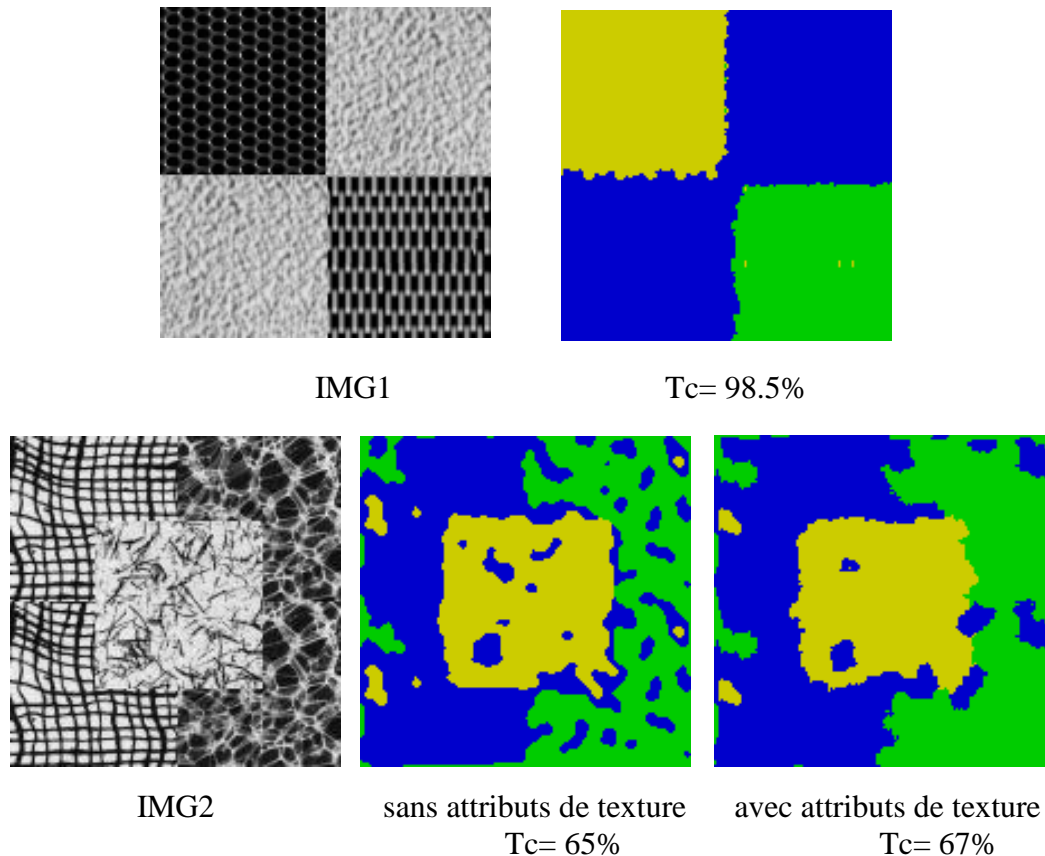
$$U(X_s = k / X_t \in N_s) = \sum_{t \in N_s} \phi(X_s = k, X_t)$$

$\Phi(X_s=k, X_t)$  fonction d'énergie proposée par Geman et Geman (1984), qui tient compte à la fois de la nature des observations et leur distance mutuelles. Son expression est :

$$\phi(X_s = k, X_t) = \frac{\beta_{s,t}}{1 + \text{dist}^2(D_s, D_t)} \quad (\text{IV.7})$$

$\text{dist}(D_s, D_t)$  représente la distance Euclidienne entre le site  $s$  et le site  $t$  de son voisinage, calculée sur la base des paramètres de textures d'Haralick  $D_s$  et  $D_t$ .

Les attributs sont calculés localement sur une fenêtre glissante. Après plusieurs tests, nous avons retenu la taille 5x5 pour IMG1 et 7x7 pour IMG2.



**Figure IV. 9.** Résultats de segmentation avec les indices de texture.

Avec:

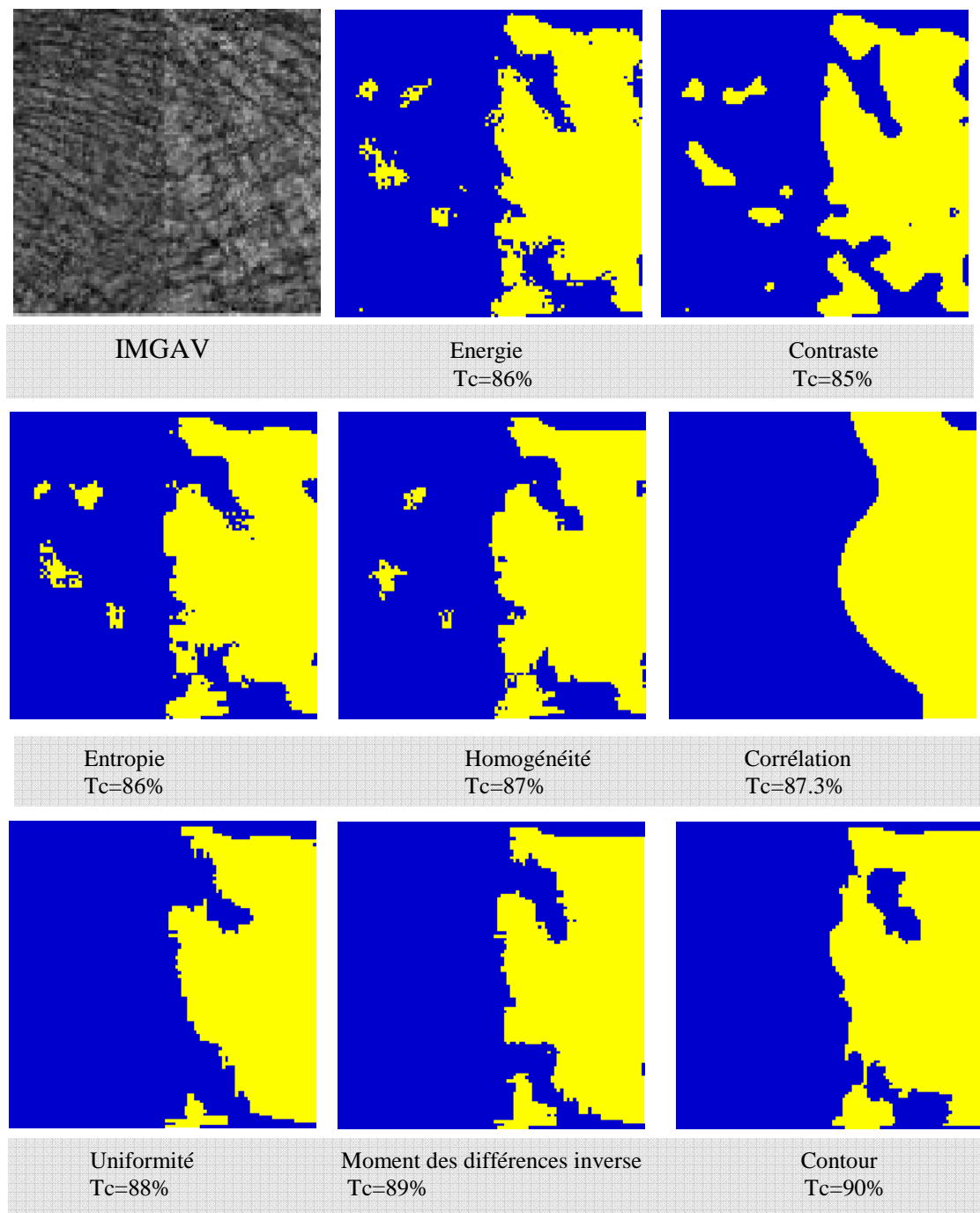
Tc : Taux de classification.

La figure IV. 9 montre bien l'amélioration apportée à la segmentation en utilisant les attributs issus des matrices de cooccurrences.

#### IV.3.2.3.7. Application à la séparation de deux textures pathologiquement différentes :

Une bonne segmentation repose essentiellement sur le bon choix des attributs de texture utilisés dans le processus de classification. Dans notre travail la détermination de l'espace des attributs le mieux adéquat à l'analyse du tissu trabéculaire s'appuie sur l'étude proposée par Cortet et al (1999), qui ont montré que huit sur les neuf paramètres d'Haralick testés sur des images scanner de radius, étaient statistiquement différents entre deux groupes de femmes témoins et ostéoporotiques. Les différentes segmentations en utilisant individuellement les huit attributs testés dans le cadre de notre travail et calculés pour une fenêtre glissante de taille

13x13 sont données dans la figure IV.10. Nous avons gardé une valeur de  $\beta$  qui donnait le taux de classification le plus élevé pour la plupart des attributs :  $\beta = 10$ .



**Figure IV.10.** Segmentation en utilisant les attributs de texture individuellement

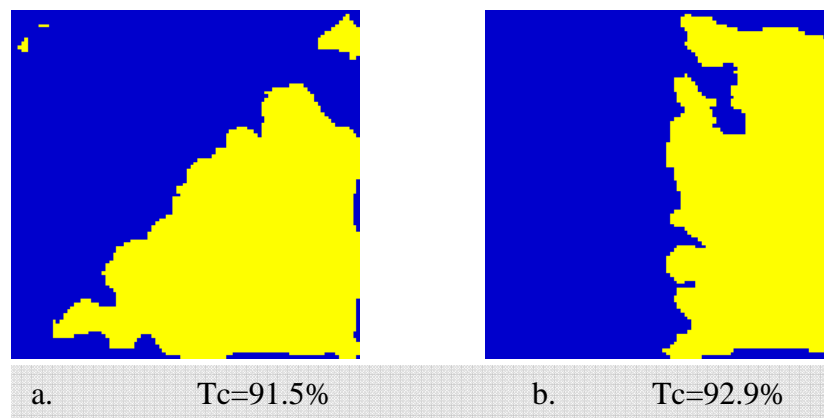
Les différents résultats de la figure IV.10 montrent la séparation des deux tissus en utilisant les attributs de texture dans un processus de segmentation. Le signal dans les images IRM du tissu trabéculaire est fourni par la résonance des particules de la moelle osseuse.



Dans le cas de la pathologie l'espace intertrabéculaire qui contient la moelle osseuse caractérisée par son aspect hétérogène est sensiblement plus large que dans le cas normal. Ainsi le réseau trabéculaire est davantage plus désorganisé vu les déconnexions des travées dans le cas pathologique. Ce qui explique les différences de ces attributs observées entre ces deux textures.

Nous avons effectué plusieurs tests de combinaison de ces différents attributs afin d'améliorer le taux de classification, et au final, nous avons opté pour : le moment des différences inverse, l'uniformité et l'attribut contour calculés sur une fenêtre glissante de taille 13x13. En plus de ces attributs nous avons également utilisé l'information des niveaux de gris de l'image en incorporant les paramètres : moyenne et variance calculés sur une fenêtre d'analyse de taille 7x7.

Les résultats de segmentation sont présentés dans la figure IV.11



**Figure IV.11.** Classification des textures des images osseuses

- a. Résultat de segmentation pour l'image IMGAD.
- b. Résultat de segmentation pour l'image IMGAV.

La classification des textures par l'approche markovienne décrite ci dessus a permis de séparer la texture correspondante au sujet sain de celle liée au sujet pathologique sans ambiguïté.

Face à un sujet suspect, pour lequel l'examen densitométrique n'était pas concluant, et couvrant les mêmes conditions à savoir le site anatomique, l'âge, le sexe et la modalité d'imagerie, ce principe s'avère efficace pour détecter une dégénérescence si elle existe.

Ainsi, si les attributs de la microarchitecture du sujet en question sont différents des attributs de la microarchitecture prise comme référence, alors le résultat de la segmentation se résume en une image séparée en deux classes distinctes. Mais dans le cas où les attributs de ces deux textures ne présentent pas de différence, on obtient comme résultat de segmentation une image avec une seule classe prédominante.

Cette approche de comparaison qualitative ne quantifie pas la structure trabéculaire, ainsi pour une meilleure estimation de l'état pathologique du tissu trabéculaire nous proposons dans la suite de ce travail de calculer les paramètres de *Parfitt* qui quantifient l'espace trabéculaire et intertrabéculaire ainsi que le nombre *d'Euler*.

### IV.3.3. Analyse d'images binaires

Cette analyse suppose une classification d'une image en niveaux de gris en deux classes : une classe représente les travées, et l'autre représente l'espace intertrabéculaire. Une fois la segmentation réalisée, nous nous retrouvons avec une image bidimensionnelle binaire. Nous pouvons alors lui appliquer des techniques de caractérisation morphologique en évaluant les paramètres de *Parfitt* utilisés en histomorphométrie et topologique en calculant la caractéristique *d'Euler-Poincaré*. Les images exploitées dans cette partie du travail sont des images scanner.

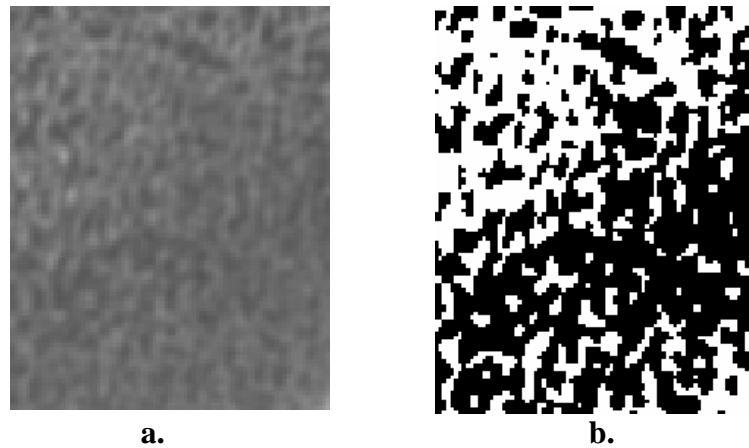
#### IV.3.3.1. Binarisation des images

La résolution des images, obtenue *in vivo*, ne permet pas de distinguer de manière satisfaisante les différentes structures de l'os trabéculaire. Ce qui complique considérablement l'étape de segmentation. Parmi les méthodes de segmentation d'images qui existent, nous avons choisi la technique du seuillage. C'est une méthode très répandue en segmentation d'images en temps réel. Elle consiste à affecter chaque pixel à une classe définie selon son niveau de gris et extraire ainsi le réseau trabéculaire [Cocquerez et al, 1995]. Nous allons tester plusieurs méthodes à savoir des méthodes de seuillage globale et locales.

### ❖ Binarisation par un seuillage globale

Dans cette catégorie nous allons faire appel à la méthode de binarisation d'Otsu, le principe de cette méthode est détaillé dans la section III.3.2.a.

Le résultat de binarisation obtenu par le seuil d'Otsu est loin d'être représentatif du réseau trabéculaire, la figure IV.12 montre que ce dernier a considérablement perdu sa caractéristique de connectivité. Ce mauvais résultat s'explique par les fortes variations des niveaux des gris au niveau de la moelle osseuse qui fait qu'un seuillage globale ne permet pas une bonne classification des pixels.



**Figure IV.12.** Résultat de segmentation.

a. : image originale.

b. : image binaire avec l'algorithme d'Otsu.

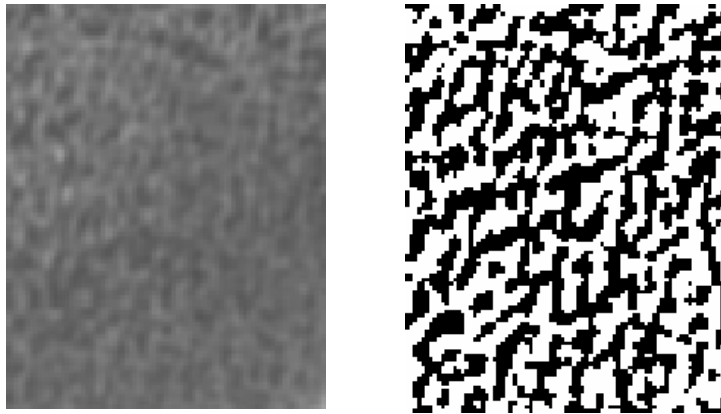
À fin de réduire l'effet du bruit dans la moelle, nous avons fait appel à une méthode de seuillage locale.

### ❖ Binarisation par un seuillage local

La première méthode appliquée consiste à affecter un pixel ( $P_i$ ) à une classe donnée suivant la valeur de la médiane calculée sur un voisinage centré sur ce dernier tel que [Lam et al, 1992]:

$P_i < \text{valeur médiane} \Rightarrow P_i = 0$ , le pixel représente la moelle.

$P_i > \text{valeur médiane} \Rightarrow P_i = 1$ , le pixel représente l'os.

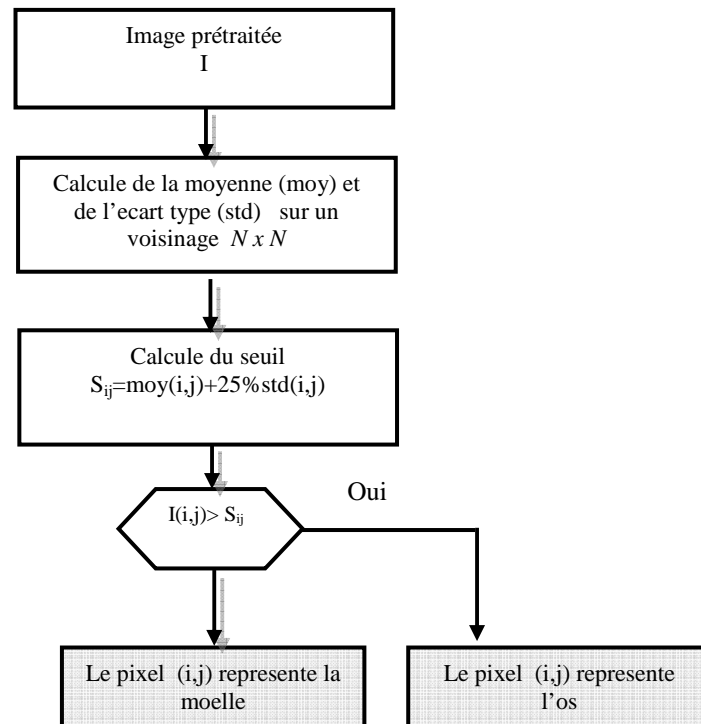


**Figure IV.13.** Résultat de segmentation.

Le résultat de cette binarisation (figure IV.13) est nettement mieux que celui obtenu par le seuillage globale, cependant il y a beaucoup de confusion entre l'os et la moelle.

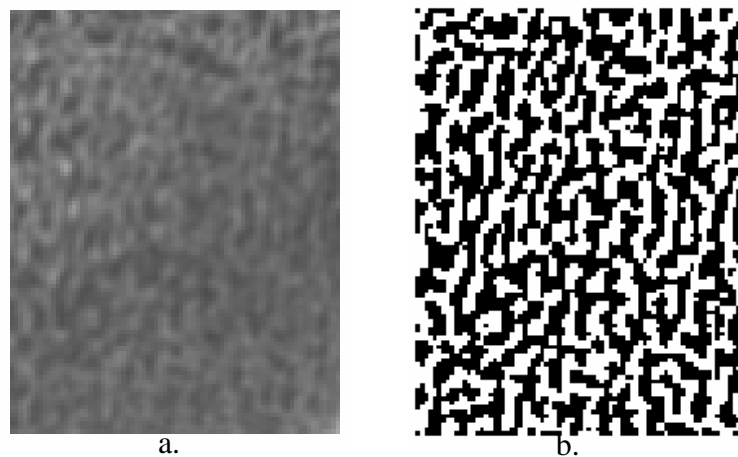
A fin de diminuer le taux de cette confusion et d'ignorer davantage les variations des niveaux de gris dans la moelle nous procédons à un lissage de l'image en calculant la moyenne sur une fenêtre glissante de taille 3 x 3. Cependant ce seuillage adaptatif engendre également des erreurs de segmentation, il identifie une quantité de pixels de la moelle comme étant des pixels du réseau trabéculaire. Pour éliminer ces pixels, le seuil local considéré est défini par la valeur de la moyenne locale plus 25% de la déviation standard [Boutry et al, 2003]. Fixer le seuil de binarisation à cette valeur assure que les pixels de la moelle confondus au réseau trabéculaire sont négligeables [Gordon et al, 1998].

La procédure de segmentation des images de la ROI choisie est présentée dans la figure (IV.14).



**Figure IV.14.** Procédure de binarisation

Après le seuillage on obtient une représentation binaire du réseau trabéculaire (figure IV.15).



**Figure IV.15.** Résultat de segmentation.

a. image originale.

b. image binaire.

La figure IV.15 montre que le réseau trabéculaire de l'image originale est raisonnablement reproduit.

### IV.3.3.2. Caractérisation morphologique du réseau trabéculaire

La détérioration de l'architecture osseuse se manifeste par un amincissement des travées et par un agrandissement de l'espacement entre travées ce qui engendre une perte au niveau de la quantité de l'os. Nous proposons de calculer les paramètres de Parfitt qui mesurent le nombre de travées, l'épaisseur et l'espacement des travées.

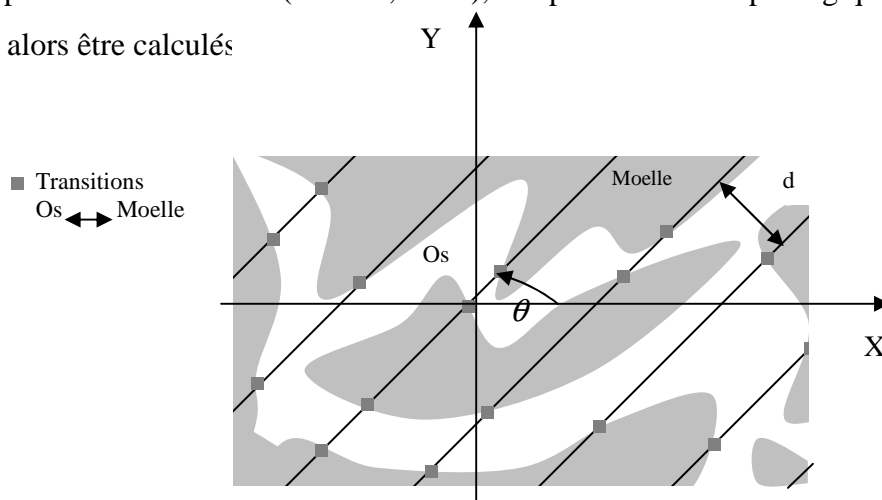
#### IV.3.3.2.1. Méthode de calcul des paramètres de Parfitt

La technique dite du MIL (Mean Intercept Length) est couramment utilisée dans le domaine de la recherche biomédicale pour caractériser l'architecture osseuse et évaluer la métrique moyenne de ce milieu (taille moyenne des trabécules et espacement moyen entre trabécules) [Parfitt et al, 1983; Pothuau et al, 1998; Lamotte, 2006].

##### ➤ Principe de la méthode de Mil

Cette méthode consiste à couvrir l'image par un réseau de lignes parallèles ayant un espacement uniforme ( $d$ ) et à comptabiliser le nombre d'intersections entre ces lignes tests et l'interface os-moelle pour différentes valeurs de  $\theta$  (voir figure IV.16, intersections repérées par les points). On peut alors calculer le nombre de travées ( $Tb.N$  en  $mm^{-1}$ ) avec la formule suivante :  $Tb.N = \text{Nombre d'intersections} / \text{longueur totale des lignes tests}$  [Boutry et al, 2003; Timm, 2006; Lamotte, 2006].

À partir de ces mesures ( $BV/TV$ ,  $Tb.N$ ), les paramètres morphologiques du tableau II. 1 peuvent alors être calculés

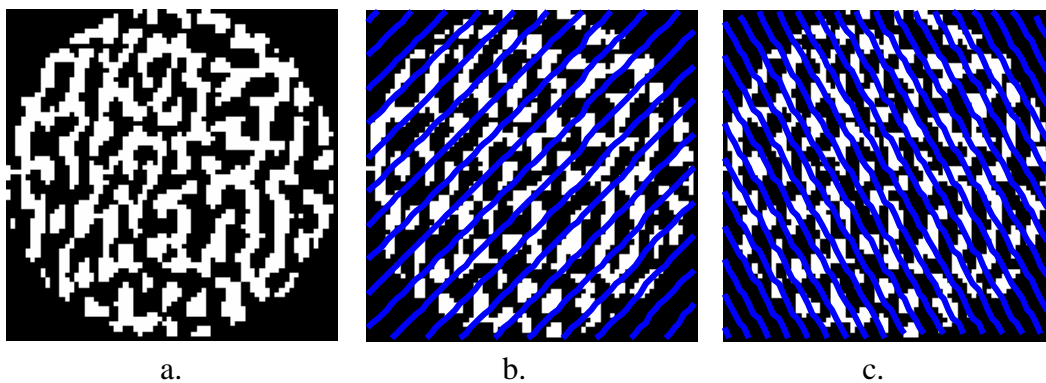


**Figure IV.16.** Techniques du MIL. Détermination du nombre de transitions os/moelle

Cette méthode nécessite l'analyser de toutes les directions possibles, du moins celles qui seraient définies à partir du plus petit pas angulaire significatif, et compter toutes les transitions entre la structure osseuse et le faisceau de droites avec un espacement minimum des droites.

En général, les longueurs analysées des droites du faisceau ne sont pas les mêmes d'une direction à une autre. La longueur balayée dans la direction d'une diagonale est plus grande que celle obtenue dans les autres directions. Afin de ne pas favoriser artificiellement certaines directions, l'espace à analyser est restreint au plus grand cercle inclus dans la ROI (figure.IV.17. a.)

Les figures IV.17.b et IV.17.c illustrent respectivement un réseau de lignes parallèles superposé sur le réseau trabéculaire pour deux directions :  $45^0$  et  $120^0$ .



**Figure IV.17.** a. La surface trabéculaire analysée.  
b. et c. un réseau de lignes parallèles superposé sur a.

Les paramètres de l'algorithme sur lesquels on peut agir sont:

- l'espacement des droites du faisceau noté  $d$ .
- le nombre de directions analysées.

Dans son étude, Last (2003) a proposé une valeur de  $d=2$  et 100 directions d'analyse. Dans une autre étude, Follet (2003) a proposé un pas de rotation  $\theta = 5^0$ .

#### IV.3.3.2. Résultats et interprétation

Nous proposons d'effectuer plusieurs tests de calcul en faisant varier l'espacement des droites  $d$  et le nombre de direction afin de trouver le jeu de paramètres qui nous permet de séparer au mieux les populations pathologiques de celles non pathologiques tout en veillant à

ce que ce choix demeure reproductible de la structure trabéculaire. Les tables IV.1, IV.2, IV.3 et IV.4 résument les différents résultats obtenus.

Pour chacune des deux classes, tissu sain et tissu pathologique, nous réalisons une moyenne qui permet de se rendre compte de l'évolution des résultats en fonction de ces deux textures. Les valeurs sont données sous forme : moyenne  $\pm$  l'écart type et calculées sur un échantillon de cinq images de tissus sains et cinq ostéoporotiques.

Paramètres de Parfitt	Textures saines	Textures pathologiques
<i>BV/TV en %</i>	48.03 $\pm$ 0.02	47.5 $\pm$ 0.01
<i>Tb.N en pixel<sup>-1</sup></i>	0.316 $\pm$ 0.006	0.291 $\pm$ 0.004
<i>Tb.Th en pixel</i>	1.17 $\pm$ 0.065	1.15 $\pm$ 0.033
<i>Tb.Sp en pixel</i>	1.29 $\pm$ 0.083	1.47 $\pm$ 0.047

**Table IV.1.** Les paramètres de Parfitt calculés pour d=2 pixels et 36 directions.

Paramètres de Parfitt	Textures saines	Textures pathologiques
<i>BV/TV en %</i>	48.03 $\pm$ 0.02	47.5 $\pm$ 0.01
<i>Tb.N en pixel<sup>-1</sup></i>	0.313 $\pm$ 0.007	0.291 $\pm$ 0.006
<i>Tb.Th en pixel</i>	1.16 $\pm$ 0.013	1.15 $\pm$ 0.041
<i>Tb.Sp en pixel</i>	1.28 $\pm$ 0.013	1.48 $\pm$ 0.034

**Table IV.2.** Les paramètres de Parfitt calculés pour d=7 pixels et 36 directions.

Paramètres de Parfitt	Textures saines	Textures pathologiques
<i>BV/TV en %</i>	48.03 $\pm$ 0.02	47.5 $\pm$ 0.01
<i>Tb.N en pixel<sup>-1</sup></i>	0.315 $\pm$ 0.008	0.289 $\pm$ 0.006
<i>Tb.Th en pixel</i>	1.17 $\pm$ 0.012	1.14 $\pm$ 0.024
<i>Tb.Sp en pixel</i>	1.29 $\pm$ 0.016	1.48 $\pm$ 0.042

**Table IV.3.** Les paramètres de Parfitt calculés pour d=7 pixels et 100 directions.



Paramètres de Parfitt	Textures saines	Textures pathologiques
<i>BV/TV en %</i>	$48.03 \pm 0.02$	$47.5 \pm 0.01$
<i>Tb.N en pixel<sup>-1</sup></i>	$0.313 \pm 0.007$	$0.289 \pm 0.002$
<i>Tb.Th en pixel</i>	$1.10 \pm 0.022$	$1.12 \pm 0.014$
<i>Tb.Sp en pixel</i>	$1.28 \pm 0.026$	$1.48 \pm 0.062$

**Table IV.4.** Les paramètres de Parfitt calculés pour  $d=2$  pixels et 100 directions.

D'après les résultats obtenus nous constatons une mince fluctuation des paramètres de Parfitt en fonction de la distance  $d$  et le nombre de directions analysées.

La moyenne du paramètre BV/TV qui représente la portion de l'os dans les images analysées, est légèrement plus élevée dans les images du tissu sain comparativement au tissu pathologique. Ceci s'explique par une diminution de la quantité de l'os dû à l'amincissement des travées sous l'emprise de la pathologie.

Le Nombre de trabécules (Tb.N) est sensiblement plus élevé chez des sujets sains, en effet les textures saines possèdent davantage de travées que les textures pathologiques.

Le paramètre (Tb.Sp) qui reflète l'espacement moyen des travées a parfaitement confirmé l'élargissement de l'espace intertrabéculaire dans le cas des textures ostéoporotique.

Quant à l'épaisseur des travées (Tb.Th), les valeurs moyennes de ce paramètre ne reproduit pas la différence entre une structure saine et ostéoporotique.

Ainsi les paramètres de Parfitt qui s'avère être pertinents pour discriminer les textures ostéoporotiques des textures saines sont : BV/TV, Tb.Sp et Tb.N.

#### IV.3.3.3. Caractérisation topologique du réseau trabéculaire

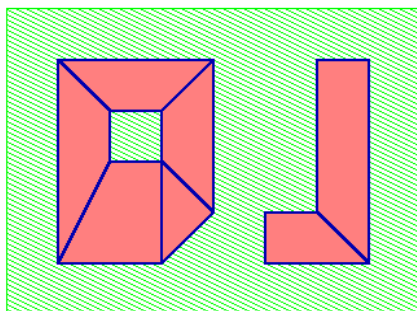
##### IV.3.3.3.1. La caractéristique d'Euler-Poincaré

Le *Nombre d'Euler* est un entier associé à toute surface orientable. C'est un invariant topologique de celle-ci, dans le sens qu'il ne change pas si la surface subit une déformation continue. Il est obtenu comme suit : on trace un graphe planaire connexe sur la surface, ayant  $S$  sommets,  $A$  arêtes, et  $F$  faces ; le nombre d'Euler est alors l'entier :

$$E = S - A + F.$$

## IV.8

Ce nombre ne dépend pas du choix du graphe planaire. Dans le cas où la surface est un objet inclus dans le plan euclidien  $\mathbb{R}^2$ , ce nombre est égal au nombre de composantes connexes de l'objet moins le nombre de trous. Nous illustrons ci-dessous les deux définitions du nombre d'Euler d'un objet (en rouge, le fond étant en vert, et les arêtes du graphe planaire en bleu) (figure IV.18).



**Figure IV.18.** Illustration des deux définitions du nombre d'Euler.

$S = 15$ ,  $A = 21$ ,  $F = 7$ , donc  $E = 15 - 21 + 7 = 1$ .

Il y a 2 composantes connexes et 1 trou, donc  $E = 2 - 1 = 1$ .

Si cet objet est borné, toutes les composantes connexes du fond sont des trous de l'objet, à l'exception de celle entourant toute l'objet ; donc le nombre d'Euler sera égal au nombre de composantes connexes de l'objet, moins le nombre de composantes connexes du fond, plus un.

❖ Calcul du nombre d'Euler dans le cas discret

Pour les objets dans le plan discret  $\mathbb{Z}^2$ , la définition du nombre d'Euler est celle basée sur le nombre de composantes connexes de l'objet et du fond.

On suppose l'objet  $F$  bornée, donc incluse dans une grille rectangulaire  $G$  telle que tous les pixels sur le pourtour de la grille soient dans le fond  $B$ , et on note par  $k$  et  $k'$  les nombres désignant les adjacences opposées choisies sur  $F$  et  $B$  respectivement ( $k = 4$  ou  $8$ , et  $k' = 12 - k$ , c.-à-d.  $\{k, k'\} = \{4, 8\}$ ). On a donc un nombre d'Euler dépendant de  $k$ , à savoir

$$E_k = C_k(F) - C_{k'}(B) + 1, \quad (\text{IV.9})$$

où  $C_k(F)$  est le nombre de composantes  $k$ -connexes de  $F$ , et  $C_{k'}(B)$  est nombre de composantes  $k'$ -connexes de  $B$ .

L'intérêt pratique du nombre d'Euler est qu'il est facile à calculer, il suffit de compter le nombre d'occurrences dans l'image de certaines configurations de pixels de l'objet et du fond résumées dans la table. 1 de l'annexe E. Alors le nombre d'Euler  $E_k$  pour la  $k$ -adjacence sur l'objet (et  $k'$ -adjacence sur le fond) s'exprime de deux manière pour  $k = 4$  et  $8$  :

❖ si on considère les objets en 8-connexité et les trous en 4-connexité, alors :

$$E_8 = s - a - d + t - q \quad (\text{IV.10})$$

$$E_8 = (Q_1 - Q_3 - 2X)/4 \quad (\text{IV.11})$$

❖ si on considère les objets en 4-connexité et les trous en 8-connexité, alors :

$$E_4 = s - a + q \quad (\text{IV.12})$$

$$E_4 = (Q_1 - Q_3 + 2X)/4 \quad (\text{IV.13})$$

Tel que  $s, a, d, t, q, Q_1, Q_3, X$  représente le nombre d'occurrences dans l'image des configuration données par la table 1 de l'annexe E.

#### ❖ Résultats et interprétation

Paramètre	Textures saines	Textures pathologiques
Nombre d'Euler	$15 \pm 2.82$	$23.5 \pm 3.53$

**Table IV. 5.** Résultat de calcul du nombre d'Euler.

Comme nous l'avons déjà souligné, le nombre d'Euler Poincaré consiste à mesurer la différence entre le nombre de cavités médullaires circonscrites par le réseau trabéculaire et le nombre de particules présentes dans ce dernier. Ainsi ce nombre augmente lorsque le réseau est désorganisé, comme c'est le cas d'un tissu ostéoporotique. Les résultats donnés par la

table IV.5 montrent la capacité de cette caractéristique à différencier les deux textures trabéculaires.

Le fait de parvenir à quantifier le réseau trabéculaire par des paramètres morphologique et topologiques qui reflètent l'état des travées du point de vue de leur espacement, leur épaisseur, et de l'état de leur connectivité, nous donnent de riches informations sur l'état pathologique du tissu trabéculaire chose qui s'avère d'un grand intérêt dans la prise de décision et dans le suivi thérapeutique de l'ostéoporose.

#### **IV.4. Discussion**

La classification des textures par l'approche markovienne que nous avons mis en œuvre dans ce chapitre nous a permis de séparer la texture correspondante au sujet sain de celle liée au sujet pathologique sans ambiguïté.

Un bon apprentissage sur une base de données riche qui inclut des informations portant sur l'âge, le sexe, et le site anatomique, nous permettrait une classification automatique des textures de sujets sains par rapport aux cas pathologiques. Cependant, cette approche de comparaison, ne quantifie pas la structure trabéculaire. Ainsi pour une meilleure estimation de l'état pathologique du tissu trabéculaire, nous avons calculé les paramètres de Parfitt qui donnent une assez bonne reproduction de l'espace trabéculaire et intertrabéculaire. Aussi, la caractéristique d'Euler Poincaré nous renseigne sur l'état de connectivité du réseau trabéculaire. Les différents résultats obtenus montrent que la fraction osseuse, Tb.Sp, Tb.N et le nombre d'Euler sont des paramètres pertinents pour discriminer deux textures trabéculaires pathologiquement différentes.

Les deux approches proposées dans cette étude montrent une bonne complémentarité pour améliorer le diagnostic et l'estimation de l'état d'avancement de la maladie. Notre modeste contribution s'avère d'un intérêt certain pour le suivi thérapeutique de cette pathologie.

# **Conclusion générale**

## Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons présenté deux méthodes permettant de caractériser la structure de l'os trabéculaire et mettre ainsi en évidence la dégénérescence de cette structure en cas d'ostéoporose. Nous avons proposé de procéder par un prétraitement basé sur la dérivation fractionnaire suivie d'un étirement de l'histogramme afin de rehausser le contraste des images. Les résultats obtenus montrent l'effet de cette étape de prétraitement par la bonne discrimination des deux textures trabéculaires.

Dans la première partie, la classification des textures par l'approche markovienne adoptée a permis de séparer la texture correspondante au sujet sain de celle liée au sujet pathologique sans ambiguïté. Les différences statistiques des attributs de texture observées entre ces deux groupes de sujets prouvent la présence de changements dans la structure trabéculaire de l'os indiquant une pathologie ostéoporotique. Diverses améliorations peuvent être apportées à la méthode développée, notamment dans l'étape de prétraitement, le choix de la fonction d'énergie, le choix des attributs de texture et l'adoption d'une procédure d'analyse et de segmentation multi échelle.

Dans la deuxième partie de ce travail, nous avons proposé une étude morphologique et topologique de la structure trabéculaire. Plusieurs paramètres ont été calculés dans cette partie à savoir : quatre paramètres de Parfitt et le nombre d'Euler Poincaré. Les résultats obtenus montrent la capacité du BV/TV, Tb.N, Tb.Sp et le nombre d'Euler à discriminer les tissus sains des tissus pathologiques. Cependant, il est très important d'appliquer cette approche à une banque de données beaucoup plus riche.

L'analyse du tissu osseux est une tâche difficile du fait de son hétérogénéité, de son aspect tridimensionnel et de la localisation profonde des pièces osseuses qui sont entourées de tissus mous. La résolution des images, obtenue in vivo, ne permet pas de distinguer de manière satisfaisante les différentes structures de l'os trabéculaire. Ce qui complique considérablement l'étape de segmentation qui conditionne la mesure des paramètres de caractérisation. L'idéal est de pouvoir effectuer ces mesures sur des images en niveau de gris afin de minimiser les erreurs engendrées par l'étape de binarisation.

L'association de la densité minérale osseuse aux différentes analyses est d'un apport essentiel pour une meilleure caractérisation de cette structure et une plus nette appréciation des modifications architecturales de l'os trabéculaire.

# Annexes

## A.1. Codage spatial du signal et reconstruction de l'image

Le codage de l'espace est basé sur l'emploi de gradients de champ magnétique (un sur chaque axe), superposés au champ statique  $B_0$ . Ces gradients sont générés par des bobines dans lesquelles on fait circuler un courant. L'espace est codé à partir d'impulsions de gradient sur les trois axes générées à des instants précis.

Pour réaliser une image, on commence par sélectionner un plan de coupe à l'intérieur d'un volume donné en appliquant un premier gradient appelé *gradient de sélection*. Ensuite on sélectionne les différentes lignes par un deuxième gradient appelé *gradient de codage de phase*. En dernier lieu on sélectionne les différentes colonnes par un troisième gradient appelé *gradient de fréquence*.

La Figure 2 présente une séquence de type écho de spin. Nous détaillons dans la suite chacune des impulsions.

### A.1.1. Gradient de sélection

Cette impulsion est notée  $G_{\text{sélection}}$  sur la Figure A.2

Le gradient de sélection est essentiel dans toutes les applications où la zone à imager est une partie de l'objet qui est placé dans le champ. Lorsque le patient est placé dans le champ statique  $B_0$  supposé homogène, tous les protons ont la même fréquence de Larmor. Une RF à  $\omega_0$  exciterait donc tout le volume. Pour pouvoir examiner seulement une zone particulière, on superpose, au moment où on applique la RF, un gradient de champ  $G_{\text{sélection}}$  selon la direction de  $B_0$  (soit l'axe  $z$  dans notre exemple) appelé « gradient de sélection ». A chaque position  $z$  de cet axe, correspond donc un champ  $B(z)$ :

$$B(z) = B_0 + G_{\text{sélection}} \times z. \quad (\text{A.1})$$

Les protons ont donc une pulsation de Larmor fonction de leur position sur l'axe  $z$ :

$$\omega(z) = \omega_0 + \gamma G_{\text{sélection}} \times z \quad (\text{A.2})$$

Grâce à cette impulsion de gradient, la bande de fréquence excitée et la fréquence centrale de la RF fixent respectivement la position de la zone à étudier.

Pour réaliser des coupes axiales, sagittales ou frontale, le gradient  $G_{\text{sélection}}$  devra être orienté respectivement des pieds à la tête, de droite à gauche et d'avant en arrière (Figure A.1).



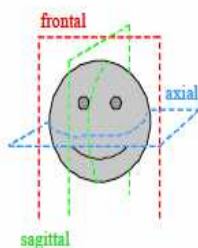


Figure A.1. Plans de coupe en imagerie médicale.

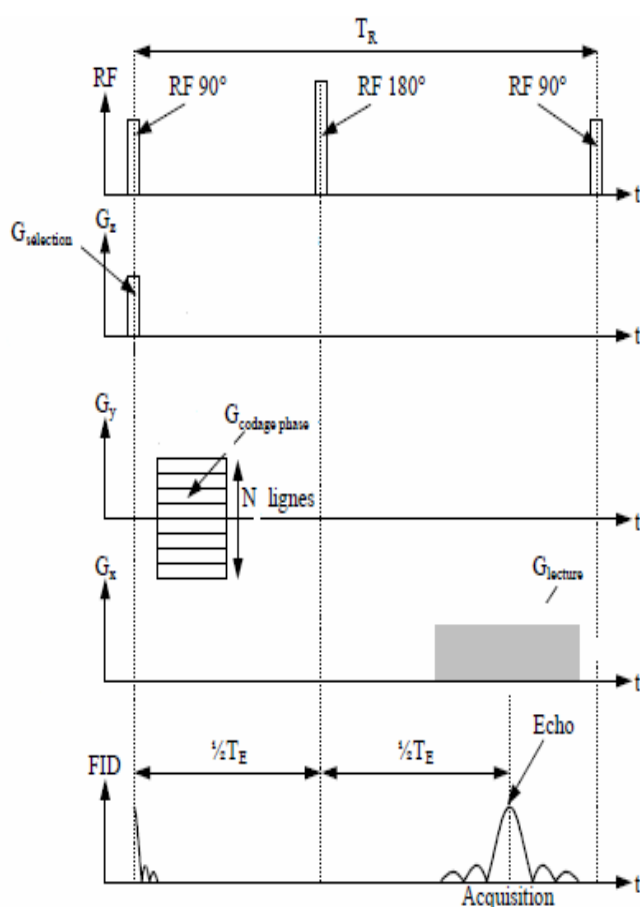


Figure A.2: Représentation d'une séquence d'imagerie de type écho de spin.

### A.1.2. Gradient de codage de phase

Cette impulsion est notée  $G_{\text{codage de phase}}$  sur la Figure 2.

Le rôle de ce gradients est de placer les aimantations transversales dans un état de phase dépendant de leurs positions selon l'axe  $y$ . Pour l'illustrer, on considère un échantillon (ne contenant que de l'eau) juste après l'impulsion de RF. Toutes les aimantations transversales du volume sont donc en phase et précèdent à la pulsation  $\omega_0$ . L'application du gradient de

codage de phase, va accroître la fréquence de précession des protons dans chacune des lignes de la coupe et donc également leur décalage de phase. A l'arrêt d'application de  $G_\phi$ , les protons précessent tous à nouveau à la fréquence angulaire  $\omega_0$  mais conservent leur décalage en phase.

Ce gradient permet de sélectionner les différentes lignes à l'intérieur du plan de coupe. Il doit être appliqué autant de fois qu'il y a de lignes dans l'image.

### **A.1. 3. Gradient de lecture ou de fréquence**

Cette impulsion est notée  $G_{\text{lecture}}$  sur la Figure 2

Supposons un échantillon ne contenant que de l'eau placée dans un champ statique homogène  $B_0$ . Après émission d'une perturbation RF, on observe une FID, le contenu fréquentiel de la FID déterminé par transformée de Fourier est une raie à  $\omega_0$ . Si par contre, après l'émission de la RF, on superpose à  $B_0$ , un gradient selon l'axe  $x$ ,  $G_{\text{lecture}}$ , la pulsation de précession  $\omega$  va dépendre de la position  $x$  des spins suivant la relation:

$$\omega = \gamma(B_0 + G_{\text{lecture}} \times x). \quad (\text{A.3})$$

La FID reçue correspond à la somme des contributions des aimantations transversales provenant de tout l'échantillon. Son contenu fréquentiel traduit donc la répartition spatiale de l'aimantation transversale. La transformée de Fourier de la FID permet donc d'obtenir une cartographie des aimantations transversales.

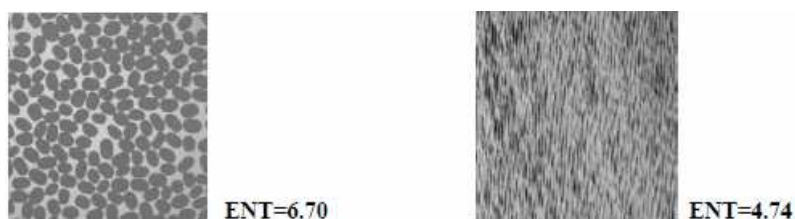
### B.1. Les principaux attributs de texture définis par Harralick :

Second moment angulaire : Homogénéité. $SMA = \sum_j^{Ng} \sum_j^{Ng} p(i, j)^2$	Entropie des sources : $ES = \sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \ln(p_{x+y}(i))$
Contraste $Con = \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} (i - j)^2 p(i, j)$	Entropie : $Ent = - \sum_i \sum_j p(i, j) \ln(p(i, j))$
Corrélation : $Corr = \frac{\sum_i \sum_j (i, j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ Avec $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ : moyennes et écarts type des marginales horizontales et verticales.	Variances des différences : $VD = \text{variance des } p_{x-y}$ Avec $p_{x-y} = \sum_{i-j=k} p(i, j)$
Variance : $Var = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$ avec $\mu$ : moyenne des $p(i, j)$	Entropie des différences : $ED = \sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \ln(p_{x-y}(i))$
Moment des différences inverses : $MDI = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$	Moyenne des sommes : $MS = \sum_{i=2}^{2Ng} i p_{x-y}(i)$ Avec $p_{x+y} = \sum_{i+j=k} p(i, j)$
Variances des sommes : $VS = \sum_{i=2}^{2Ng} (i - MS)^2 p_{x+y}(i)$	Contour : $Contour = \max_i (\sum_j p(i, j))$

Table B. 1. Attributs d'Harralick

Les plus fréquemment utilisés sont l'entropie, l'énergie (ou uniformité), le contraste, la corrélation et l'homogénéité locale.

**Entropie :** Elle mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle permet de caractériser le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière.



**Figure B.1.** Illustration de l'entropie sur deux textures de brodatz

La texture à droite de la figure 1 semble "moins lisse" que la texture à gauche.

**Contraste :** Ce paramètre mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.



**Figure B.2.** Illustration du contraste sur deux textures de brodatz différentes

La figure 2 montre que la texture à droite possède plus de transitions que l'image de gauche et donc moins de régions homogènes. Son contraste est plus élevé.

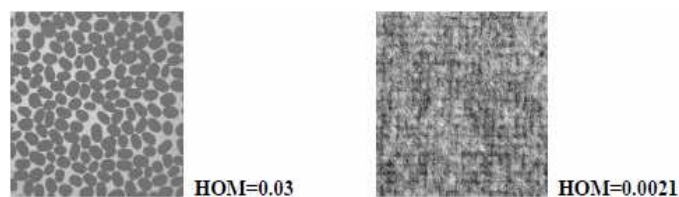


**Figure B.3.** Illustration du contraste sur une même textures de brodatz

Une texture apparaît plus nette lorsque le contraste est plus élevé (Figure 3, texture à gauche), les transitions entre niveaux de gris sont alors plus visibles.

**Corrélation :** Cet indice prend compte de corrélation entre les lignes et les colonnes de la matrice, c'est-à-dire entre le niveau de gris du pixel d'origine et celui d'arrivée de la translation.

**Homogénéité locale :** Ce paramètre est d'autant plus grand que la matrice de cooccurrence est concentrée sur sa diagonale principale. Donc plus l'homogénéité locale est grande, plus les primitives de texture sont de grande taille. Il reflète l'existence de plages uniformes de textures.



**Figure B.4.** Illustration de l'homogénéité sur deux textures de brodatz.

La texture à gauche de la figure 4 possède plus de régions homogènes que la texture à droite ; son homogénéité locale est plus élevée.

**Homogénéité :** Ce paramètre caractérise l'homogénéité dans une image.

Il est sensible aux grandes valeurs dans la matrice de cooccurrence et il est minimum pour une distribution équiprobable des niveaux de gris.

## B.2. Attributs de texture calculés à partir des matrices de longueur de plages

<p>Nombre de longueur de plage :</p> $f_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L_{\theta}(i, j)$	<p>Hétérogénéité des niveaux de gris des plages :</p> $f_5 = \frac{1}{f_1} \sum_{i=1}^N \left( \sum_{j=1}^T L_{\theta}(i, j) \right)$
<p>Proportion des petites plages :</p> $f_2 = \frac{1}{f_1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T \frac{L_{\theta}(i, j)}{j^2}$	<p>Hétérogénéité des longueurs des plages :</p> $f_5 = \frac{1}{f_1} \sum_{j=1}^T \left( \sum_{i=1}^N L_{\theta}(i, j) \right)^2$
<p>Proportion de grandes plages :</p> $f_3 = \frac{1}{f_1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T j^2 L_{\theta}(i, j)$	

Table B.2. Attributs de texture calculés à partir des matrices de longueur de plages

N : le nombre de niveaux de gris de l'image ;

T : la taille de l'image dans une direction donnée (La longueur de la plage maximale).

$L_{\theta}(i, j)$  : Un élément de la matrice de longueurs de plage, correspondant au nombre de plages de niveau i et le longueur j dans l'image.

**Proportion de grandes plages :** Lorsque les plages sont longues. Ceci correspond à des zones de niveaux de gris relativement constantes. Nous constatons bien que l'image qui possède un LRE plus grand possède plus de plages, c'est à dire plus de zones étendues ayant le même niveau de gris (Figure 5).

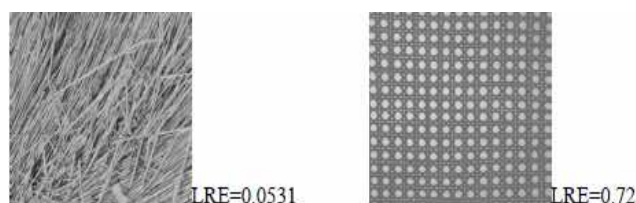


Figure B.5. Illustration du paramètre LRE

**Hétérogénéité des longueurs des plages :** il sera d'autant plus faible que la répartition sera uniforme. Il donne une mesure de la répartition suivant  $\theta$ .

**Hétérogénéité des niveaux de gris des plages :** c'est la mesure de la répartition des niveaux de gris. Ce facteur est d'autant plus faible que la répartition est uniforme.



## C. 1. Les distances

Il existe plusieurs sortes de distance qui chacune met en valeur une propriété ou une autre.

Indice	Formule	Intérêt et Propriétés	Intervalle
1. Distance Euclidienne	$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2}$	C'est la distance du sens commun. Utilisée généralement en présence de classes sphériques	$[0, +\infty[$
2. Carré de la distance euclidienne	$D_{ij}^2 + \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})$	Identique de la précédente mais donne un poids important aux individus éloignée (effet de dilatation)	$[0, +\infty[$
3. Distance euclidienne pondérée	$d_{ij}^2 = \sum w_i (x_{ik} - x_{jk})^2$	W peut prendre différentes valeurs : -L'inverse de l'écart maximum -Distance de Clark inverse du carrés de sommes $\sum x_{ik}$ , $\sum x_{jk}$ . -Pondération selon la fiabilité des mesures.	$[0, +\infty[$
4. Distance de Mahalanobis	$d^2(x_i, x_j) = (x_i - x_j) T^{-1} (x_i - x_j)$ Avec $T^{-1}$ qui représente la matrice inverse de la matrice de variance covariance des individus.	Utilisée comme indice de similarité entre l'ensemble des individus. Prise en compte des différentes formes des classes.	$[0, +\infty[$
5. Distance de Minkowski	$d_{ij} = \left( \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^p \right)^{1/p}$	Généralisation des distances précédentes. contrôle du degré de « dilation » de l'espace	$[0, +\infty[$
6 .City-Block	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K  x_{ik} - x_{jk} $	Elle doit son nom à la manière d'estimer les distances dans les villes américaine. C'est simplement la somme des valeurs absolues. Elle s'applique dans le cas de mesure à intervalle discret.	$[0, +\infty[$



Indice	Formule	Intérêt et Propriétés	Intervalle
7. Distance rectangulaire pondérée par le total colonne	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K \frac{1}{x_{ik}}  x_{ik} - x_{jk} $		$[0, +\infty[$
8. Distance de Canberra	$\frac{city - block}{w_k}$	Distance de Cityblock pondérée par : $w_k = \frac{1}{x_{ik} + x_{jk}}$	$[0, +\infty[$
9. Distance de Bray et Curtis	$d_{ij} = \frac{city - block}{w_k}$	Distance de Cityblock pondérée par : $w_k = \frac{1}{\sum_{k=1}^K (x_{ik} + x_{jk})}$	$[0, +\infty[$
10. Distance de Tchebichev	$d_{ij} = \max(x_{ik} - x_{jk})$	C'est le plus grand écart sur n'importe quel attribut qui compte.	$[0, +\infty[$

## D. La dérivation non-entière (DNE)

La dérivée non entière est une dérivée avec un ordre non entier. Elle date des travaux de Leibniz et Hospital en 1665. Le principe de la DNE est le même que celui de la dérivation d'ordre entier sauf que l'ordre est non entier. La DNE de Riemann-Liouville est définie comme suit :

$$D^{-\alpha} f(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_c^x (x-\xi)^{\alpha-1} f(\xi) d\xi \quad (D.1)$$

Avec  $f(x)$  une fonction réelle et causal,  $x > 0$ ,  $\alpha$  l'ordre de la DNE,  $c$  l'intervalle de l'intégrale et  $\Gamma$  la fonction d'Euler-Lagrange.

Dans le domaine discret, la fonction de la DNE est :

$$g(x) = D^{\alpha} f(x) \approx \frac{1}{h^{\alpha}} \sum_{k=0}^M \omega_k(\alpha) f(x - kh) \quad (D.2)$$

Où  $h$  le pas d'échantillonnage,  $M$  le nombre d'échantillons,  $x = M.h$  et  $\omega_k(\alpha)$  sont définis par :

$$\omega_0(\alpha) = 1, \quad \omega_{k+1}(\alpha) = \frac{(k+1) - \alpha - 1}{k+1} \omega_k(\alpha), \quad k = 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (D.3)$$

La relation (D.2) est équivalente à celle de Riemann-Liouville pour  $h$  tendant vers zéro.

La DNE-2D est donnée pour une fonction réelle et bornée  $f(x, y)$  par (Nakib et al, 2009) :

$$D^{\alpha} f(x, y) = \left( \frac{\partial}{\partial x} \right)^{\alpha} \left( \frac{\partial}{\partial y} \right)^{\alpha} f(x, y) \approx \frac{1}{h^{2\alpha}} \sum_{k=-M/2}^{M/2} \sum_{l=-N/2}^{N/2} p(k, l) f(x - kh, y - lh) \quad (D.4)$$

Avec  $M$  et  $N$  les nombres d'éléments de  $f$  pris en compte pour le calcul de l'image différenciée,  $M \times N$  représente la taille du masque,  $p(k, l) = \omega_k(\alpha) \times \omega_l(\alpha)$  sont les éléments de la matrice  $P_{M,N}^{(\alpha)}(p(k, l))$ , calculée à partir de la relation (D.3), qui correspondent respectivement aux composantes horizontales et verticales.

## E.1 Les configurations considérées pour le calcul du nombre d'Euler

Le table 1 ci-dessous donne certaines configurations isotropes (définies à une rotation près) de pixels de l'objet (marqués 1) et du fond (marqués 0), ainsi que leur nombre.

Configuration	Description	Nombre
<b>1</b>	Pixel de l'objet	$s$
<b>1        ou    1 1</b> <b>1</b>	Paire de pixels 4 – adjacents de l'objet	$a$
<b>1                1</b> <b>      ou      </b> <b>1                1</b>	Paire de pixels diagonalement adjacents de l'objet	$d$
<b>1 1        1 1</b> <b>1                1</b> <b>      ou      </b> <b>1                1</b> <b>1 1        1 1</b>	Triangle de pixels 8- adjacents de l'objet	$t$
<b>1 1</b> <b>1 1</b>	Carré de pixels 8 – adjacents de l'objet	$q$
<b>1 0        0 1</b> <b>      Ou      </b> <b>0 1        1 0</b>	Croisement de paires de pixels diagonalement adjacents de l'objet et du fond	$X$
<b>1 1        1 1</b> <b>1 0        0 1</b> <b>      ou      </b> <b>1 0        0 1</b> <b>1 1        1 1</b>	Carré avec 3 pixels de l'objet et 1 du fond	$Q_3$
<b>0 0        0 0</b> <b>0 1        1 0</b> <b>      ou      </b> <b>0 1        1 0</b> <b>0 0        0 0</b>	Carré avec 3 pixels du fond et 1 de l'objet	$Q_1$

**Table E. 1.** Représentation de quelques configurations

## E.2. Chemins et composantes connexes

❖ 4-chemin = suite de points  $(i_k, j_k)_{1 \leq k \leq n}$  tels que :

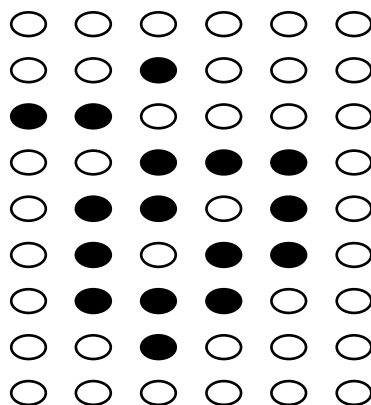
$$\forall k, 1 \leq k < n, |i_k - i_{k+1}| + |j_k - j_{k+1}| \leq 1$$

- ❖ 8-chemin = suite de points  $(i_k, j_k) 1 \leq k \leq n$  tels que :

$$\forall k, 1 \leq k \leq n, \max(|i_k - i_{k+1}|, |j_k - j_{k+1}|) \leq 1$$

- ❖ Composante 4-connexe = ensemble de points S tel que pour tout couple de points (P,Q) de S, il existe un 4-chemin d'extrémités P et Q et dont tous les points soient dans S.
- ❖ Composante 8-connexe = ensemble de points S tel que pour tout couple de points (P,Q) de S, il existe un 8-chemin d'extrémités P et Q et dont tous les points soient dans S.

### E.3. Exemple de calcul du nombre d'Euler



**Figure E.1.** Exemple de calcul

De la figure 1 on trouve :

- ❖  $s=16, a=14, d=13, t=10, q=0$

$$\text{En 4-connexité } E_4 = s - a + q = 2$$

$$\text{En 8-connexité } E_8 = s - a - d + t - q = -1$$

Et on a :

- ❖ Cas 4-connexe : Nombre de composantes 4-connexes = 3

$$\text{Nombre de trous (8-connexes)} = 1$$

$$\Rightarrow E_4 = 2$$

- ❖ Cas 8-connexe : Nombre de composantes 8-connexes = 1

$$\text{Nombre de trous (4-connexes)} = 2$$

$$\Rightarrow E_8 = -1$$

# **Bibliographie**

**Ameur S.** Analyse de la couverture nuageuse par traitement d'images satellitaires, *thèse de doctorat, UMMTO*, 2000.

**Andrey Ph et Tarroux Ph.** Unsupervised segmentation of Markov random field modeled textured images using selectionist relaxation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. Vol. 20, N° 3, p. 252-262. 1998.

**Arab D, Ameur S, Ameur Z.** Une méthode de segmentation adaptative basée sur une approche statistique pour la classification non supervisée des images texturées, *International Conference (IEEE), Sciences of Electronic Technologie of Information and Telecommunications*, Mar 2007.

**Benhamou C.L., Pothuau L., Lespessailles E.** Caractérisation de la microarchitecture trabéculaire osseuse par analyse de texture. *RBM, Elsevier*, Vol, 21, p.351-358. 2000.

**Besag J.E.** Spacial interaction and the statistical analysis of lattice systems with discussion. *J. Royal Statist. Soc, Sene B*, Vol. 26, N°2, P.192-236. 1974.

**Boukerroui. DJ.** Segmentation Bayésienne d'images Par Une Approche Markovienne Multirésolution. Application A L'imagerie Echocardiographique et Echographique 2D et 3D Du Sein. *Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon*. 2000

**Bouman C.A et Shapiro M.** A multiscale random field model for bayesian image segmentation. *IEEE Trans. On Image Processing*, Vol. 3, N°2, p. 162-177, 1994.

**Bouman C et Liu B.** Multiple resolution segmentation of textured images, *IEEE Tran. On Pattern anal. Machine Intell.* Vol. 13, N° 2, p.99-113, 1991.

**Boutry. N, Cortet. B, Dubois P, Marchandise. X, Cotren. A.** Trabecular Bone Structure of the Calcaneus: Preliminary in Vivo MR Imaging Assesement in Men With Osteoporosis. *Radiology*, Vol. 227, N° 3, pp. 708-717, 2003.

**Bricq S.** Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésion. *Thèse. Université Louis Pasteur- Strasbourg I*. 2008.

**Chappard C, Laugier P, Fournier B, Roux C,** Assessment of the relationship between BUA and BMD at the calcaneus using BUA imaging and DXA, *Osteoporosis Int.*, Vol. 7, p. 316-322, 1997.

**Cocquerez J.P, Philipp S, Bolon Ph, Chassery J.M, Demigny D, Graffigne C, Montanvert A, Zeboudj R, Zérubia J.** Analyse d'images: Filtrage et segmentation [Livre]. *Masson*, 1995.

**Cummings S.R, Melton L.J.,** Epidemiology and outcomes of osteoporotic fractures. *The Lancet*, N°359, p. 1761-1767. 2002.

- Cortet B, Dubois P, Boutry N, Bourel P, Cotten A, Marchandise X.** Image analysis of the distal radius trabecular network using computed tomography. *Osteoporos. Int.* N° 9, p. 410-419. 1999.
- Cortet B., Marchandise X.** Microarchitecture et résistance mécanique osseuse. *Rev Rhum.* Vol. 68, p. 584-594. 2001.
- Cornuelle A.G, Gronefeld. D.H,** Radiographic anatomy and positioning: an integrated approach. *McGraw-Hill Medical Publishing, New York*, 1997.
- Couret I.** Médecine Nucléaire - Imagerie fonctionnelle et métabolique. vol.28, N°2, 2004.
- Derin et Elliott.** Modeling and Segmentation of Noisy and textured Imageq Using Gibbs Random Fields. *IEEE tran on Pattern analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, N° 1, p. 39-55. 1987.
- Diard F, Moinard. M, Soussotte. C et Hauger O.** Approche diagnostique des tumeurs osseuses. *Encycl Méd Chir (Editions Scientifiques et Médicales Elsevier SAS, Paris).* Radiodiagnostic-Neuroradiologie-Appareil locomoteur, 31-480-A-10, 19 p, 2000.
- Dillenseger J.P, Moerschel E,** Guide des technologies de l'imagerie médicale et de la radiothérapie : Quand la théorie éclaire la pratique, *Edition : Masson, Paris*, 2009.
- Ding M, Odgaard A, Hvid I.** Accuracy of cancellous bone volume fraction measured by micro CT scanning. *J. Biomechanics*, Vol. 32, N° 3, p. 323-326, 1999.
- Dufresne T.E, Sod E.W, Cockman M.D, Borah B, Stevens M.L, Whitaker A.M, Schwardt J.D.** Magnetic resonance micro-imaging provides broad range of 3-D measurements of cancellous bone architecture. *Bone*, Vol. 19, N°3, p. 139S, 1996.
- Fetita C.I.** Analyse Morphofonctionnelle Des Voies Aériennes En TDM Spiralée Volumique. *Thèse de doctorat, Université RENE DESCARTES - PARIS V.* 2000.
- Follet H.** Caractérisation biomécanique et modélisation 3D par imagerie X et IRM haute résolution de l'os spongieux humain : évaluation du risque fracturaire. *Thèse. INSA, Universités Lyon*, 2002.
- Galloway M.M.** Texture analysis using gray level run lengths. *CGIP*, Vol 4 p.172-179, 1975.
- Gagalowicz A.** Vers un modèle de texture. *Thèse .Université de Paris VI.* 1983.
- Geman S, Geman D :** Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images. *IEEE Trans. On Pattern Analysis. Machine Intelligence*, Vol. 6, N° 4, p.721-741, 1984.
- Genant H.K., Engelke K., Fuerst T., Gluer C., Grampp S., Harris S.T., Jergas M., Lang T., Lu Y., Majumdar S., Marthur A., Takada M.** Non invasive assessment of bone mineral and structure: state of the art. *J. Bone Min.*, Vol. 11, N°6, pp. 707-730, 1996.

- Genant H.K, Majumdar S.** High Resolution Magnetic Resonance Imaging of trabecular Bone Structure. *Osteoporosis Int., Suppl. 3, pp. S135-S139*, 1997.
- Gordon C. L, Lang T. F, Augat P, Genant H. K.** Image-Based Assessment of Spinal Trabecular Bone Structure from High-Resolution CT Images. *Osteoporosis Int*, N° 8, p. 317–325. 1998.
- Grabowski T.** Principes d'anatomie et de physiologie. 2<sup>ème</sup> ed. *Québec : Boeck Université*, p. 156-157. 1994.
- Haralick R.M.** Statistical and structural approaches to texture, *Proceedings of IEEE vol.67*, p. 786-804, 1979.
- Hahn M, Vogel M, Pompesius-Kempa M, Delling G.** Trabecular bone pattern factor: a new parameter for simple quantification of bone microarchitecture. *Bone. N°13*, p 327–330. 1992.
- Jeandel C, Souberbielle J.C, Benhamou C.L, Guiraud G, Rouanet A, Laroche. M, Marinescu R, André E, Mansat. Ch, Blotman F,** Ostéoporose facteurs de risque et fractures, *La lettre de l'observatoire du mouvement*, N°5, p. 1- 10. 2002.
- Kato Z, Bethod M, Zerubia J.** A Hierarchical Markov Random Field Model for image Classification. *In Proc. IMDSP Workshop, Cannes, France*. 1993.
- Kato Z.** Modélisation Markovienne Multirésolution en Vision par Ordinateur. Application à la Segmentation d'Images SPOT. *Thèse de doctorat. INRIA Sophia Antipolis – Dec.1994*.
- Kastler B, Vetter D, Afshin G,** Principe de l'IRM, *Manuel d'apprentissage. Masson, Paris*, 1994.
- Lam, L., Seong-Whan Lee, and Ching Y. Suen,** *Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence September 1992, Vol 14, N° 9, p 879, bottom of first column through top of second column.
- Lamotte T.** Reconstruction 3D de la microarchitecture osseuse à partir d'un nombre limité de radiographies : apport de techniques de régularisation. *Thèse de doctorat. Institut national des sciences appliquées de lyon*. 2006.
- Last D.** Caractérisation de l'architecture tridimensionnelle du tissu trabéculaire in vitro et in vivo par IRM, *Thèse de doctorat. U.F.R Scientifique D'ORSAY, Universités Paris XI*, Novembre 2003.
- Laugier P, Droin P, Laval-Jea ntet A.M, Berger G.** Assessment of the relationship between acoustic properties and bone mass density of the calcaneus by comparison of ultrasound parametric imaging and QCT, *Bone, Vol. 20, p.157-165*, 1997.



- Laws K.I.** Textured Image Segmentation, *Thesis PhD, University of Southern California*, 1980.
- Lebras A.** Exploration des potentialités du système EOS<sup>TM</sup> pour la caractérisation mécanique de structures osseuses : Application à l'extrémité supérieure du fémur, *Thèse de doctorat. Ecole Nationale Supérieure D'arts et Métiers Centre de Paris*. 2004.
- Legrand E.** Densité osseuse, qualité osseuse et risque de fracture au cours de l'ostéoporose. *La lettre du rhumatologue*, p. 286 :365. 2002.
- Lespessailles E, Gadois C, Lemineur G, Do-Huu J. P, Benhamou C.L.** Bone Texture Analysis on Direct Digital Radiographic Images: Precision Study and Relationship with Bone Mineral Density at the Os Calcis. *Springer, Vol, 80, p. 97-102*. 2007.
- Lespessailles E. Cappard C. Bonnet N et Benhamou C.L.** Imagerie de la microarchitecture osseuse. *Revue du Rhumatisme, Vol. 73, p. 435-443*, 2006.
- Majumdar S. Newitt D.C. Mathur A. Osman D. Gies A. Chiu E. Lotz J. Kinney J. Genant H.K.** Magnetic Resonance Imaging of trabecular bone structure in the distal radius : relationship with x-ray tomographic microscopy and biomechanics. *Ostéoporosis Int, Vol. 6, p. 376-385*. 1996.
- Majumdar S. Newitt D. Jergas M. Gies A. Chiu E., Osman D. Keltner J. Keyak J. Genant H.** Evaluation of technical factors affecting the quantification of trabecular bone structure using magnetic resonance imaging. *Bone, Vol 17, N°4, p. 417-430*. 1995.
- Metropolis N, Rosenbluth A.W, Rosenbluth M.W, Teller A.H.** Equation of state calculation by fast computing machines, *The journal of Chimical physics, Vol. 21, N° 6, p. 1087-1092*, 1953.
- Mohia Y.** segmentation d'images par analyse multi échelles. *Mémoire de magistère, UMMTO*, 2006.
- Nakib A.** Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales. *Thèse de Doctorat. - Université de Paris-2 Val de Marne UFR Sciences et Technologie*, 2007.
- Nakib A., Siarry P., Oulhadj Hammouche.** A thresholding method based on two-dimensional fractional differentiation. *Image and Vision Computing*. 2009.
- Odin M. G.** Modélisation numérique de l'os Mandibulaire appliquée à l'implantologie dentaire et maxillo-faciale. *Thèse de doctorat. Ecole Nationale Supérieur des Mines. Paris*. 2008.

**Odgaard A., Kabel J., Van Rietbergen B., Dalstra M., Huiskes R.** Fabric and elastic principal directions of cancellous bone are closely related. *J. Biomechanics*, Vol 30, N°5, p. 487-495. 1997.

**Otsu N.** A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Trans. On Syst, Man and Cyb*, Vol. 9, N°1, p. 62-66. 1979.

**Paquet.V, Azamberti Y, Blanc H.V, and Ferrand.D.** Evaluation des trabécules de la hanche en radiologie. *RBM-News, Elsevier*, p. 216-223, 1996.

**Parfitt A.M, Mathews C.H.E, Villanueva A.R, Kleerekoper M, Frame B and Rao DS.** Relationship between surface volume, and thickness of iliac trabecular bone in aging and in osteoporosis. *The American Society for Clinical Investigation*, Vol. 72, p. 1396-1409, 1983.

**Pham D.L, Xu C, and Prince J.L.** Current Methods in Medical Image Segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2, 2000.

**Pham D. L, Xu C, AND Prince J. L.** A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation. *Technical report, Johns Hopkins University, Baltimore, Jan.* 1998.

**Pothuau L., Porion P., Levitz P., Lespessailles et Benhamou C.L.** Micro-imagerie par Résonance Magnétique Nucléaire : Application à la structure trabéculaire osseuse. *Revue de l'Institut Français du Pétrole*, Vol. 53, N° 4, p. 507-514. 1998.

**Salzenstein F et Pieczynski W.** Unsupervised bayesian segmentation using hidden Markovian fields. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, p. 2411-2414. 1995.

**Sapin E.** Personnalisation des propriétés mécaniques de l'os vertébral à l'aide d'imagerie à basse dose d'irradiation: Prédiction du risque de fracture. *Thèse de doctorat. Laboratoire de Biomécanique ENSAM, CER de Paris. Spécialité : Biomécanique.* 2008.

**Timm W.** Markovianity of Trabecular Networks. Thèse de Dr-Ing. Kiel 2006.

**Weinstein R.S, Majumdar S.** Fractal geometry and vertebral compression fractures. *J. Bone Min. Res*, Vol. 9, N°11, p. 1797-1802. 1994.

**Wigderowitz CA, Abel EW, Rowley DI.** Evaluation of cancellous structure in the distal radius using spectral analysis. *Clin Orthop Relat Res*, N° 335, p. 152-161. 1997.

[1] : <http://www.medix.free.fr/cours/histologie-cytologie-os.php>

[2] : <http://www.caducee.net/dossier specialises/rhumatologie/ostéoporose.asp>

[3] : <http://www.mon-osteoporose.fr/index2.php>