

**UNIVERSITE D'ANGERS
LABORATOIRE D'INGENIERIE DES SYSTEMES AUTOMATISES (LISA)
UPRES-EA 2168**



Année 2001

DEA Signaux et Images en Biologie et Médecine (SIBM)

Mémoire
de

Aymeric HISTACE

**Evaluation quantitative des dégradations texturales
engendrées par une chaîne de compression en
ondelettes sur des radiographies thoraciques
numériques**

Responsable de stage :
Mme Christine CAVARO-MENARD (LISA, Angers)

Sommaire

RESUME	1
INTRODUCTION	2
PARTIE A : MATERIEL ET METHODES	3
I. IMAGES ET ACQUISITION PAR THORAVISION®	4
I.1 PRINCIPE DU DETECTEUR AU SELENIUM	4
I.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU THORAVISION®	4
I.3 TRAITEMENT DES IMAGES AVANT LA SORTIE SUR FILM	5
I.4 STOCKAGE DES IMAGES	5
I.5 REGIONS D'INTERET	5
II. LA COMPRESSION DE DONNEES	7
II.1 PRESENTATIONS DES PRINCIPALES METHODES DE COMPRESSION	7
II.2 DESCRIPTION DE LA COMPRESSION PAR ONDELETTE	8
III. EVALUATION CLASSIQUE DES METHODES DE COMPRESSION EN IMAGERIE MEDICALE	13
III.1 LES DIFFERENTES METHODES D'ANALYSE QUALITATIVE EN IMAGERIE MEDICALE	13
III.2 PROBLEMES LIES A CES METHODES	13
IV. NOTION DE TEXTURE ET D'ATTRIBUTS TEXTURAUX	14
IV.1 TYPES DE TEXTURES	14
IV.2 ANALYSE VISUELLE D'UNE IMAGE	15
IV.3. L'ANALYSE DE TEXTURE	15
V. CRITERE DE DISSIMILARITE	24
V.1 PRINCIPE	24
V.2 DISTANCE DE BADDELEY : APPROCHE DE D.COQUIN, P. BOLLON, Y. CHEHADEH	24
PARTIE B : APPLICATION A L'EVALUATION QUANTITATIVE D'UNE CHAINE DE COMPRESSION TYPE ONDELETTE	26

I. INTRODUCTION	27
<hr/>	
II. APPROCHE STATISTIQUE	27
<hr/>	
II.1 PARAMETRES LIES A L'HISTOGRAMME	27
II.2 MATRICE DE CO-OCCURRENCE	30
II.3 CROSS DIAGONAL TEXTURE MATRIX	31
II.4 MATRICE DE LONGUEUR DE PLAGE	32
II.5 INDICE DE PERFORMANCE : EME	33
II.6 DIMENSION FRACTAL	33
III. ANALYSE FREQUENTIELLE	34
<hr/>	
III.1 INTRODUCTION	34
III.2 INFORMATION ANGULAIRE	35
III.3 INFORMATION RADIALE	35
III.4. CONCLUSION	37
IV. SEGMENTATION DES ARTEFACTS DITS EN "GRAINS DE RIZ"	38
<hr/>	
IV.1 PRINCIPE DE SEGMENTATION	38
IV.2 METHODE RETENUE	38
IV.3 RESULTATS	39
V. DISSIMILARITE	39
<hr/>	
V.1 ECART QUADRATIQUE MOYEN (EQM)	39
V.2. MESURE DE DISSIMILARITE BASEE SUR LA DISTANCE DE BADDELEY	40
VI. DISCUSSION	41
<hr/>	
VI.1 CONCLUSION	41
VI.2 PROBLEMES RENCONTRES	41
VI.3 AXES DE RECHERCHE ET APPLICATIONS	42
CONCLUSION	44
<hr/>	
BIBLIOGRAPHIE	45
<hr/>	
ANNEXES	48
<hr/>	

Remerciements

Je tiens à remercier particulièrement :

Monsieur le Professeur Jean-Jacques LE JEUNE, Chef de service, pour son accueil dans le service de Médecine Nucléaire et de Biophysique du CHU d'Angers.

Madame le Docteur Christine CAVARO-MENARD, Maître de Conférences et Responsable de l'Unité de Traitement d'Images Médicales au LISA, pour l'encadrement de ce stage, ses conseils et sa disponibilité.

Laurent HERMAND (stagiaire DEA), Antoine SIMON (stagiaire) et Christophe PORTEFAIX (doctorant), de l'Unité de Traitements d'Images Médicales qui ont contribué à l'avancement du travail et à la bonne ambiance durant le stage.

Eric DA COSTA, ingénieur analyste, pour sa bonne humeur au quotidien.

Résumé

L'imagerie médicale est devenue un élément fondamental de presque toute démarche diagnostique. Cependant, une des limitations de ce développement concerne les difficultés grandissantes d'archivage et d'accès aux images dues à leur taille importante. La réduction de volume représentatif des données de l'image ou **compression** d'images est une alternative, de faible coût, à l'augmentation systématique de la capacité des systèmes d'archivage et des lignes de transmission.

Cependant pour être éthiquement acceptables, les méthodes de compression irréversibles, comme la compression par ondelette (base de la nouvelle norme JPEG2000), doivent être rigoureusement évaluées.

Nous avons donc mis en place, grâce à l'analyse de **texture**, un premier vecteur de paramètres quantitatifs mettant en évidence les principales dégradations engendrées par la compression par ondelette.

Les résultats obtenus par une analyse statistique du premier ordre ont montré que les critères globaux comme la moyenne ou la variance, ne pouvaient pas permettre la mise en évidence de la dégradation. A l'inverse, les variations des paramètres statistiques du second ordre (issus des matrices de co-occurrence) montrent la perte de qualité due à la compression. Ces résultats restent néanmoins totalement fonction de la région d'intérêt considérée et de ses caractéristiques **texturales**. Une approche fréquentielle nous a permis de révéler le lissage introduit par la chaîne de **compression**, et une atteinte plus importante des ROI riches en hautes fréquences. La mise en place d'un protocole de segmentation des artéfacts en "grains de riz" caractéristiques de ce type de compression, nous a permis de faire un lien entre un le poids des artéfacts dans l'image et les constatations psychovisuelles d'une étude menée au CHU d'Angers. Enfin, le calcul de critères de dissimilarité (EQM et PSNR) a corroboré les résultats de l'analyse fréquentielle, mais a montré également que la seule prise en compte des variations d'intensités des pixels ne suffisait pas à la discrimination précise d'un taux de compression seuil caractéristique d'une dégradation trop importante.

Mots clés : imagerie médicale, texture, compression, ondelette, quantification

Introduction

L'imagerie médicale est devenue un élément fondamental de presque toute démarche diagnostique. Cette évolution est liée tant à la multiplicité des techniques qu'à l'exploitation informatique des images produites. Cependant, une des limitations de ce développement concerne les difficultés grandissantes d'archivage et d'accès aux images.

La réduction du volume représentatif des données de l'image ou **compression d'images** est une alternative, de faible coût, à l'augmentation systématique de la capacité des systèmes d'archivage et des lignes de transmission. De plus, cette compression s'avère indispensable à la mise en place des PACS (Picture Archiving and Compression Systems, Systèmes d'Archivage et de Communication d'Images.) En effet, à côté de l'acquisition, de la visualisation et du traitement des images, les PACS doivent permettre de stocker à court terme, d'archiver, de reproduire les images, de communiquer entre les systèmes et sous systèmes qui le composent, et de gérer les données liées aux images.

De nombreux travaux ont déjà été réalisés sur le thème de la compression d'images. Il convient néanmoins de faire la différence entre les études menées sur les images naturelles et celles effectuées sur les images médicales. Pour ces dernières, la compression doit impérativement éviter l'introduction de distorsions ayant pour effet d'entraîner des modifications dans l'interprétation qualitative des images et dans la valeur des paramètres anatomiques ou fonctionnels qui en dérivent.

Ainsi, pour chaque méthode de compression utilisable, une question se pose : Quel est le taux de compression maximum que l'on peut atteindre tout en gardant possible et correcte l'interprétation des médecins ?

Pour répondre à cette question, plusieurs études faisant appel à des critères uniquement psychovisuels (constatation de l'apparition d'artéfacts par exemple) ont été menées et ont fixé le taux limite de la compression d'images radiologiques thoraciques numériques à 20:1 [CavaroMénard01], [Erickson98].

Cependant ces critères visuels sont très liés à la subjectivité de la personne interprétant l'image. Notre objectif est donc de développer une méthodologie statistique faisant appel à l'analyse de texture d'images, de manière à pouvoir discriminer non plus de façon qualitative mais de manière **quantitative** les taux de compression non adaptés à l'imagerie médicale (dans cette étude, nous nous sommes limités à la radiologie thoracique numérique pour laquelle une étude psychovisuelle a été réalisée au CHU d'Angers).

Il existe dans la littérature quelques études sur l'analyse de texture statistiques appliquées aux images médicales [Chappard01], [Tourassi01]. Mais dans ces cas précis, le but est de reconnaître un patient sain d'un patient présentant les symptômes d'une maladie particulière. En aucune manière, n'est abordé le problème de l'évaluation d'une chaîne de compression et de la perte d'information qui lui est liée.

Le rapport qui suit présente différentes méthodes quantitatives (basées soit sur l'analyse de texture, soit sur une mesure de dissimilarité) d'évaluation d'une dégradation introduite par une chaîne de compression de type ondelette (base de la norme JPEG2000) ainsi que les résultats obtenus sur des radiologies thoraciques numériques.

Ce rapport se divise en deux parties : Tout d'abord un exposé des différentes méthodes d'analyse de texture rencontrées dans la littérature, puis une présentation de nos résultats, obtenus par application de ces méthodes à nos radiographies.

Partie A : Matériel et méthodes

I. Images et acquisition par Thoravision®

Les images utilisées pour l'étude sont des radiographies thoraciques d'emblée numériques d'une taille moyenne de 1800*2000 pixels, codés sur 16 bits (65536 niveaux de gris.) et acquis par le système Thoravision® utilisant un détecteur au sélénium.

1.1 Principe du détecteur au sélénium

Le détecteur au sélénium est le seul système actuellement commercialisé pour la radiologie convertissant directement l'énergie des rayons X en signal électrostatique, sans passer par un signal lumineux, à la différence des systèmes conventionnels et des systèmes à plaques phospholuminescentes. Il est formé d'une couche de sélénium amorphe et photoconductrice de 500 μm d'épaisseur. En l'absence d'irradiation, cette couche se comporte comme un isolant. En présence de rayons X, elle possède une conductivité électrique proportionnelle à l'intensité de l'irradiation.

Avant l'exposition aux rayons X, une charge électrique homogène de 1500 V est appliquée à la surface du sélénium. Il en résulte un fort champ électrique dans le sélénium, ce qui le charge. Pendant l'exposition, les photons émis par les rayons X sont absorbés par le sélénium libérant ainsi des électrons. Ces électrons libres, sous l'influence du champ électrique, rejoignent la surface de la couche de sélénium et neutralisent une partie de la charge positive appliquée (cf Annexe 1.) Ceci réduit la charge locale de la surface selon une intensité proportionnelle à l'intensité de l'irradiation.

L'intensité électrique locale est mesurée sans contact physique, à l'aide de petites sondes électromètres situées à une distance de 100 μm . Le signal est amplifié, numérisé et transmis à un processeur. La couche de sélénium peut ensuite être rechargée pour l'acquisition suivante. L'absorption directe des rayons X en charges électriques présente l'avantage de supprimer des sources de bruits dues aux conversions successives. Le fort champ électrique permet d'utiliser une couche de sélénium relativement épaisse, sans augmenter le bruit de diffusion. La courbe de détection du sélénium est pratiquement parallèle à la ligne du détecteur idéal qui absorberait tous les quanta incidents, c'est à dire d'une efficacité de détection quantique (DQE) égale à 100 % (cf Annexe 2.)

Philips Medical System commercialise depuis 1992 le seul système de radiographie du thorax utilisant ce type de détecteur (système Thoravision®).

1.2 Principe de fonctionnement du Thoravision®

Il utilise un cylindre d'aluminium de 50 cm de diamètre, sur lequel est appliquée la couche de sélénium. Pour charger le tambour, la décharge électrique est appliquée pendant qu'il tourne lentement à 60 tours par minutes. Pendant l'exposition, le cylindre est arrêté. La lecture du signal est assurée par un balayage de 36 électromètres selon un trajet hélicoïdal, associé à une rotation rapide du tambour à 450 tours par seconde, permettant une acquisition très rapide des intensités électriques et donc de l'image latente. La lecture se fait en 9

secondes. Il faut un temps de 30 secondes pour recharger le système avant l'exposition du patient suivant.

La résolution spatiale de l'image numérique est de 0.2 mm (2.5lp/mm). Afin de réduire le bruit dû à la diffusion des rayonnements X, une couche d'air de 15 cm est placée entre le tambour et le corps du détecteur.

1.3 Traitement des images avant la sortie sur film

Le système Thoravision® présente deux étapes de traitement des données brutes de l'image.

La première partie du traitement est automatique et identique pour toutes les données brutes, indépendantes des caractéristiques individuelles de l'image. La matrice des données brutes subit une correction par interpolation bilinéaire pour rendre l'image plane, afin de compenser la distorsion de l'image liée au détecteur cylindrique. Des filtres de restauration sont utilisés pour améliorer la netteté.

La deuxième partie consiste à ajuster les paramètres de filtrage et d'échelonnage, lors de l'installation initiale du système au sélénium, pour obtenir une image post-traitée de qualité identique à l'apparence générale des films conventionnels. Les données sont soumises à des opérations de filtrage et de mise à l'échelle qui ajustent la densité générale et le contraste.

1.4 Stockage des images

Les données brutes de l'image avant traitement sont systématiquement stockées sur le disque dur de la station de travail. Au CHU d'Angers, la capacité du disque dur permet de conserver environ les 120 dernières expositions, soit l'équivalent de l'activité des deux à trois derniers jours pour le service de radiologie C. Parallèlement, un archivage sur disque optique des données du patient peut être réalisé par le manipulateur sur demande du radiologue.

1.5 Régions d'intérêt

Une région d'intérêt (ROI), est une partie de l'image présentant des caractéristiques locales intéressantes et/ou des propriétés représentatives du reste de l'image. Dans le cadre de l'interprétation des radiographies thoraciques, certaines zones sont plus importantes que d'autres pour le radiologue. C'est pourquoi une rencontre avec l'un d'entre eux, le docteur Tanguy du service de Radiologie de l'hôpital Larrey, nous a permis de définir cinq ROI importantes (figure A.1) :

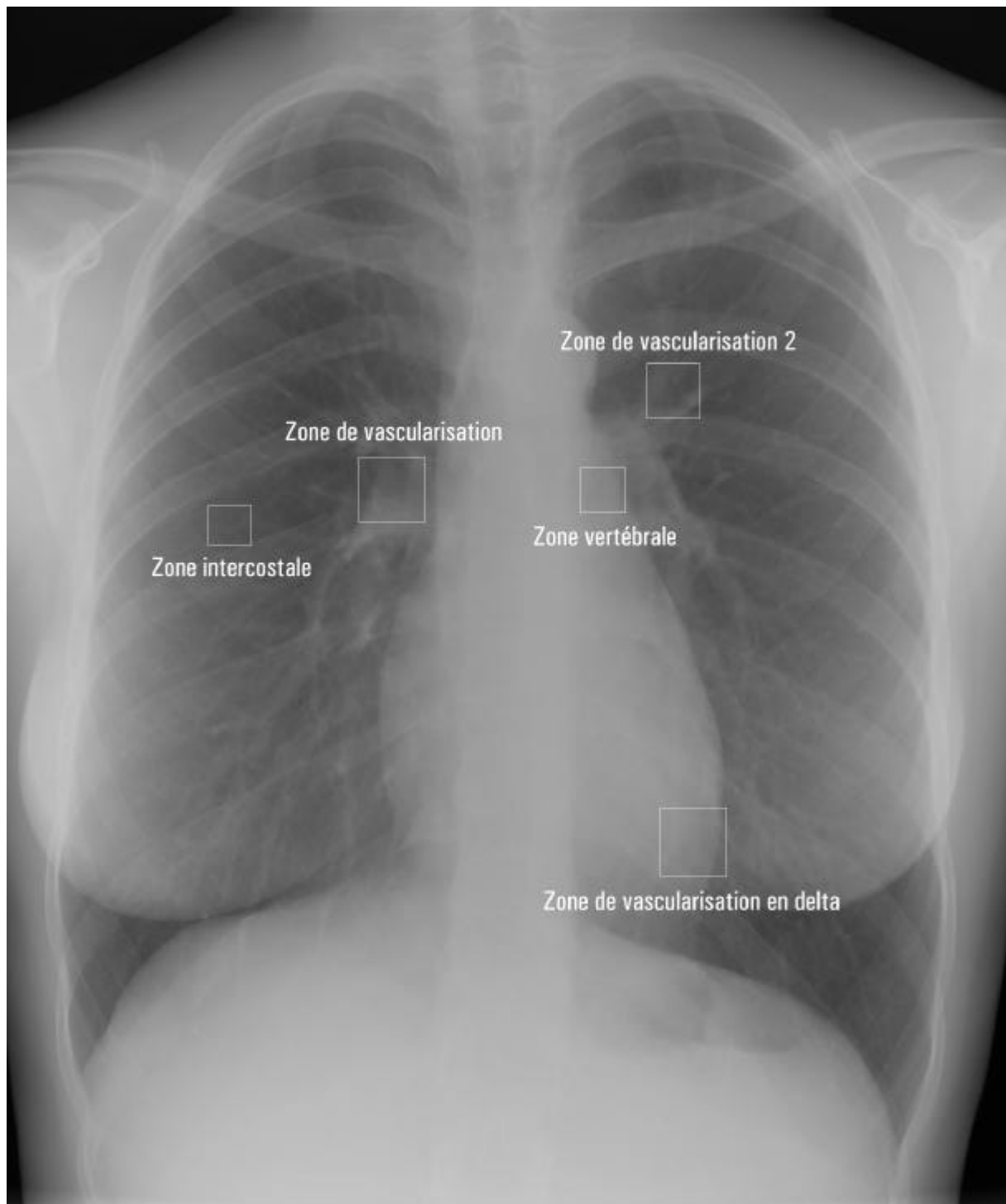


Figure A.1 : ROI principales

C'est donc sur ces cinq zones que nous avons travaillé de manière prioritaire. Il faut néanmoins noter que d'autres zones, comme les parties intestinales, présentent une modification intéressante de leurs critères texturaux au cours de la compression. Nous avons donc également analysé ces régions.

II. La compression de données

Cette partie du rapport a pour but de faire une rapide présentation des différentes méthodes de codage d'information. Nous nous attarderons plus particulièrement sur le codage de type ondelette (base de la norme JPEG2000) utilisé dans le cadre de nos travaux sur l'évaluation de la dégradation de texture sur des radiographies thoraciques numériques.

II.1 Présentations des principales méthodes de compression

II.1.1 Objectif

L'objectif de la compression d'images est de minimiser autant que possible la quantité d'information (nombre de bits) nécessaire à une représentation fidèle de l'image originale. Ceci est d'autant plus réalisable que la corrélation spatiale des pixels de l'image est importante.

Les méthodes de compression de l'information peuvent être classées en deux catégories, les méthodes de **codage pixel** et les méthodes de **codage global**. Ces méthodes peuvent être qualifiées de réversible ou d'irréversible. Les techniques réversibles produisent une reproduction exacte de l'image originale, tandis que les techniques irréversibles ne restituent qu'une approximation des données initiales. On notera cependant, que toute méthode irréversible peut devenir réversible après transmission de l'erreur de quantification. Dans le domaine médical, le critère de réversibilité est primordial pour beaucoup en raison de considération d'ordre éthique [Ménard94].

II.1.2 Les méthodes de codage pixel

Les méthodes de codage pixel, dites syntaxiques, analysent l'information pixel par pixel. Elles consistent à rechercher la redondance de l'information contenue dans l'image et à la coder de façon réduite, en faisant appel à des concepts de la théorie de l'information. Cette famille de codage comprend :

- Les méthodes de codage statistique : Huffman, Shannon-Fano, arithmétique... Ces méthodes tiennent compte de la fréquence d'apparition d'un symbole dans l'ensemble du message afin de coder, sur un nombre réduit de bits, les symboles les plus probables, et sur des structures binaires plus longues, les symboles les moins fréquents.
- Les méthodes de codage spatial : par plages, par blocs et prédictives. Ces méthodes tiennent uniquement compte de la corrélation spatiale des éléments à coder.
- Les méthodes de codage par transformation orthogonale : Transformation de Walsh-Hadamard (TWH), transformation cosinus discrète (TCD, base de la norme JPEG)... Une transformation orthogonale réalise une rotation de l'espace de représentation. Les données de l'image passent alors d'un espace où elles sont hautement corrélées, dans un espace où cette corrélation est minimisée.

L'élimination d'un certain nombre de coefficients et la quantification de ceux conservés permettent alors une réduction du nombre de bits nécessaire pour représenter l'image.

- Les méthodes hiérarchiques : par arborescence, par interpolation et par transformation en S. Ces méthodes décomposent une image de manière itérative en différentes images sous échantillonnées, et sont ainsi adaptées à la transmission progressive des images.

Ces méthodes de codage pixel font encore l'objet de nombreuses recherches qui aboutissent, pour les images médicales, à des taux de compression ne dépassant pas 3:1 pour un codage réversible.

II.1.3 Les méthodes de codage global

Les méthodes de codage global, dites sémantiques, extraient l'information contenue dans l'image non plus pixel par pixel mais selon les caractéristiques de l'image. L'image est modélisée sous la forme de deux composantes additives : l'une comporte les brusques ruptures (information contour), l'autre les variations régulières (information texture). Cette catégorie comprend :

- Les méthodes hiérarchiques : décomposition en sous bandes, en sous images directionnelles et pyramide laplacienne.
- Les méthodes de codage par segmentation et séparation en deux composantes: Les premiers travaux utilisant cette méthode remontent à ces dix dernières années seulement (développement d'un système quasi-exact de codage contour-texture bien adapté aux images médicales [CavaroMénard94].) Cette méthode permet d'aboutir à des taux de compression proches de 7:1.

II.2 Description de la compression par ondelette

II.2.1 Principe de la transformée en ondelettes

La transformée en ondelette est fondée sur le principe d'une transformée de Fourier constituée d'une sinusoïde complexe, pondérée par une fonction centrée, fenêtrée et d'intégrale nulle. Cette fonction a la particularité d'adapter sa largeur à la fréquence du signal. Une réduction de la largeur de cette fonction s'accompagne d'une augmentation de la fréquence d'analyse du signal, et inversement.

Tout signal f s'écrit alors sous forme d'une superposition d'ondelettes translatées et dilatées $y_{b,a}$ issues de l'ondelette mère y :

$$f(t) = K \int T(b,a) y_{(b,a)}(t) \frac{da}{a} \text{ avec } y_{(b,a)}(t) = \frac{1}{a} y\left(\frac{t-b}{a}\right), \text{ et } T(b,a) \text{ coefficients}$$

d'ondelette.

Le terme ondelette est issu de la forme oscillante de la première fonction découverte, l'ondelette de Morlet. Plusieurs types d'ondelettes mères ont été décrits depuis (figure A.2).

Leurs performances varient selon leurs propriétés, c'est à dire la largeur, l'orthogonalité, la symétrie, le rapport lobe secondaire sur lobe principal de l'ondelette.

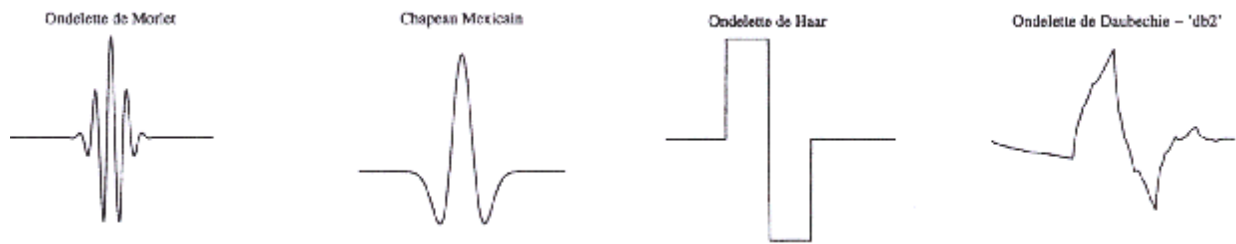


Figure A.2 : Différents types d'ondelette-mères.

En pratique, travaillant sur des signaux numériques, donc préalablement échantillonnés, il est utilisé une transformation en ondelette de type discrète ou DWT (Discrete Wavelet Transform.) Les coefficients de dilatation et translation de l'ondelette-mère ne prennent ainsi que des valeurs discrètes.

II.2.2 Principe de la décomposition par ondelette

La décomposition en ondelette est une analyse multirésolution basée sur un filtrage passe-bande récursif avec des filtres haute fréquence et un filtre basse fréquence. L'application de ces filtres sépare l'image en 4 composantes, une contenant les informations basses fréquences et 3 composantes hautes fréquences : une composante dans les 3 directions x (horizontale), y (verticale), et -x-y (« diagonale », ni horizontale ni verticale). La composante basse fréquence est à nouveau séparée en 4 composantes selon le même principe (figure A.4). Ce traitement est réalisé n fois formant n niveaux de décomposition.

II.2.3 Chaîne de compression

La chaîne de compression (voir figure A.3), basée sur la transformée en ondelettes, est constituée de 3 étapes : la transformée en ondelette discrète, la quantification des coefficients d'ondelette et le codage [Shomer98].

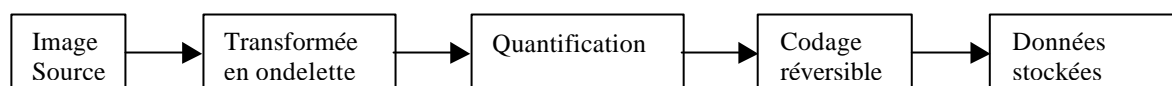


Figure A.3 Chaîne de compression

➤ Transformée en ondelette

Elle consiste en une décorrélation des pixels de l'image par décomposition en ondelettes de l'image de façon récursive sur n niveaux (figure A.4). Il est admis que plus de 4 à 5 niveaux de décomposition n'améliorent pas de manière significative le taux de compression pour une même qualité d'image reconstruite. Il en résulte, pour une

décomposition sur 3 niveaux, une image constituée d'une sous-image approximation concentrant l'essentiel de l'énergie initiale et 9 sous-images détails. La distribution des valeurs des pixels de la sous-image approximation dépend du type de l'image initiale. Celle des sous-images détails est proche de la loi normale, avec par conséquent de nombreux coefficients de faible valeur.

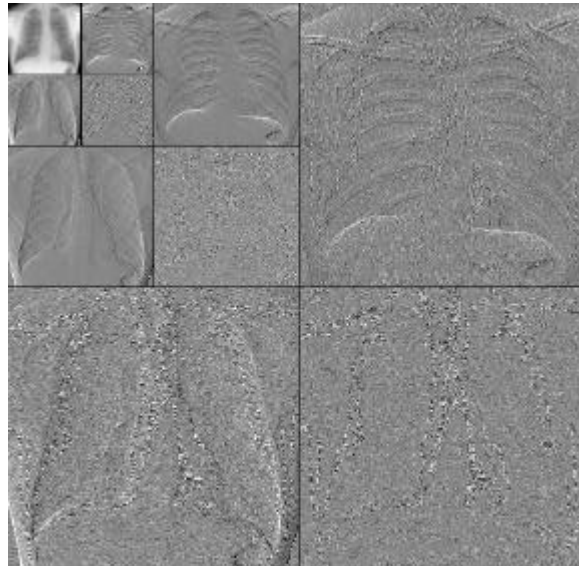


Figure A.4 : Décomposition sur 3 niveaux d'une image de Thoravision.

➤ *Quantification des coefficients d'ondelette*

La quantification permet de réduire la gamme de symboles à coder. Cette étape engendre donc une perte de données (compression irréversible.) Elle est réalisée en divisant la valeur du coefficient (ici d'ondelette) par un paramètre de quantification, puis en approximant le résultat par le nombre entier le plus proche. Le paramètre de quantification définit le taux de compression : plus il est élevé, plus les coefficients d'ondelette seront proches de zéro, et plus la perte d'information sera importante.

➤ *Codage*

Afin d'optimiser l'opération de codage, les coefficients de valeur nulle sont regroupés pour établir des séquences importantes de zéro. Le regroupement des valeurs nulles peut être fondé sur le principe suivant : si un coefficient en ondelette à une échelle donnée est nul, tous les coefficients dans une même orientation et dans la même position spatiale à des échelles plus fines auront une probabilité importante d'être nuls.

La lecture des coefficients peut se faire selon une technique particulière de scrutation, c'est à dire des coefficients parents vers la descendance pour constituer des séquences comportant des plages de zéro de longueurs importantes. Afin de profiter au maximum de la corrélation spatiale, les coefficients verticaux, horizontaux et « diagonaux » sont donc scrutés selon la même orientation (figure A.5).

L'algorithme RLE "Run Length Encoding" [Tuceryan98], [Cocquerez95] (codage par longueur de plage) permet alors d'exploiter la présence de répétitions fréquentes de zéro, en les remplaçant au dessus d'un certain seuil fixé, par un chiffre indiquant le nombre de zéro

A faibles taux de compression, l'étape de quantification, en se débarrassant des hautes fréquences, diminue surtout le bruit. La réduction du bruit sans perte importante d'information peut rendre ainsi l'image décompressée visuellement plus agréable.

A de forts taux de compression, il apparaît un effet de flou, lorsque l'étape de quantification se débarrasse de fréquences plus faibles incluant des coefficients qui peuvent contenir des informations utiles (type contour) sur des structures visibles. De plus il apparaît des artéfacts en "grain de riz" (voir figure A.7) dus à la quantification des coefficients hautes fréquences dans les axes horizontal, vertical et «diagonal». Puis à des niveaux de compression extrêmes, la quantification affecte aussi les coefficients de moyenne voire basse fréquence générant alors des artéfacts en "grains de riz longs".

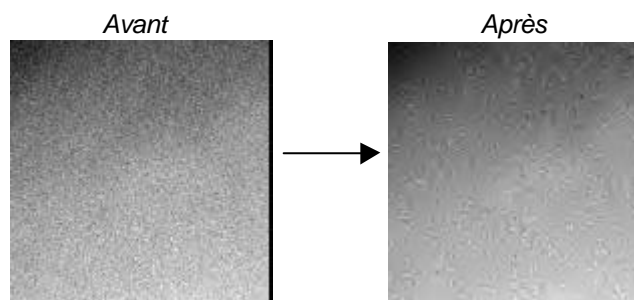


Figure A.7 : Artéfacts de compression

II.2.6 Effet de la compression sur le diagnostic

Des structures dans une image peuvent être difficiles à discerner pour l'œil humain parce qu'elles sont de bas contraste. Ces structures peuvent très bien être conservées à des taux de compression élevés, si elles sont caractérisées par un domaine spectral de basse fréquence. En fait, ce sont les composantes de hautes fréquences qui sont affectées par la compression [Persons97].

Le facteur principal de vulnérabilité des images est la façon dont l'énergie est distribuée dans le domaine spectral au sein des hautes fréquences : l'étape de quantification préserve mieux les structures de hautes fréquences représentées par quelques coefficients importants, plutôt que les structures de hautes fréquences représentées par de nombreux petits coefficients. En effet, les petits coefficients sont le plus souvent arrondis à zéro, même à faibles niveaux de compression. L'exemple le plus typique est au niveau des radiographies osseuses, où un trait de fracture subtil, composante de moyenne fréquence, persiste à des taux de compression élevés alors que l'aspect trabéculaire de l'os, composante de haute fréquence, n'est plus visible.

Par extension, le degré global acceptable de compression par ondelette d'un type d'image dépend de l'importance de ses hautes fréquences. La simple mesure du pourcentage de hautes fréquences apparaîtrait donc un bon facteur prédictif de la tolérance générale à la compression mais il n'est cependant pas suffisant (pour la mise en évidence de l'artéfacts "grains de riz").

III. Evaluation classique des méthodes de compression en imagerie médicale

En présence de codage irréversible, la qualité de reproduction des images reconstruites doit être évaluée. L'absence de mesure objective de la distorsion liée au jugement subjectif de l'homme rend cette évaluation délicate.

Néanmoins, la distorsion introduite par une chaîne de compression irréversible est très souvent mesurée par l'erreur quadratique moyenne et le rapport signal sur bruit (voir partie D et E.) Mais ces paramètres évaluent globalement la distorsion et ne prennent pas en compte la sémantique du signal (contour, texture) et les corrélations éventuelles entre cette sémantique et les distorsions introduites par la compression. Or l'analyse d'une image médicale peut être influencée par des modifications, même minimales, des contours et de la texture d'une structure particulièrement importante pour le diagnostic.

III.1 Les différentes méthodes d'analyse qualitative en imagerie médicale

En imagerie médicale, les seules méthodes d'évaluation utilisées sont des méthodes psychovisuelles, les principales étant :

- L'analyse de la fidélité diagnostique basée sur la méthodologie ROC (Receiver Operating Curve) : les courbes ROC reposent sur l'observation d'un ensemble d'images codées à différents taux de compression, par des experts médicaux (radiologues...) qui jugent de la "qualité diagnostique" des images reconstruites selon un protocole rigoureux.
- L'analyse basée sur des critères d'appréciation visuelle subjective : image jugée de plus ou moins bonne qualité pour un critère donné (netteté des contours, visibilité des détails...)

III.2 Problèmes liés à ces méthodes

La réalisation de ce type d'évaluation clinique soulève un certain nombre de problèmes tels que : les conditions d'exécution qui doivent être reproductibles et proches des conditions habituelles de travail des experts (éclairage, confort, durée...) et la corrélation des résultats avec l'expérience et la motivation des observateurs.

C'est pourquoi notre objectif est d'évaluer quantitativement la dégradation texturale engendrée par une chaîne de compression par ondelette sur des images médicales. La mise en place d'une telle méthode passe nécessairement par l'analyse de texture.

IV. Notion de texture et d'attributs texturaux

IV.1 Types de textures

Il n'existe pas à proprement parler de définition de ce qu'est une texture. [Alata98], [Cocquerez95], [Herlidou98]. Par contre les textures peuvent être classées en deux grands groupes :

- Textures déterministes,
- Textures stochastiques.

IV.1.1 Textures déterministes

La texture déterministe apparaît comme la répartition spatiale régulière d'un unique motif géométrique appelé texton. Ci-dessous (figure A.8) deux exemples de textures déterministes.

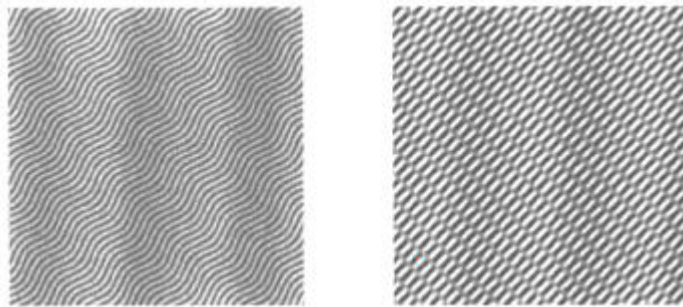


Figure A.8 : Textures déterministes

La description du motif élémentaire, les dimensions du réseau et son orientation suffisent alors à décrire complètement la texture. Néanmoins, il est à noter que ce genre de texture ne se rencontre jamais en imagerie médicale

IV.1.2 Textures stochastiques

Lorsque les motifs et les répétitions d'une texture sont totalement aléatoires (figure A.9), la texture est dite stochastique. On peut alors considérer la texture comme **la réalisation d'un champ aléatoire bidimensionnel**.

L'étude statistique des niveaux de gris des pixels de l'image ou des paramètres du modèle stochastique obtenus à partir d'une réalisation fourniront les caractéristiques de la texture.

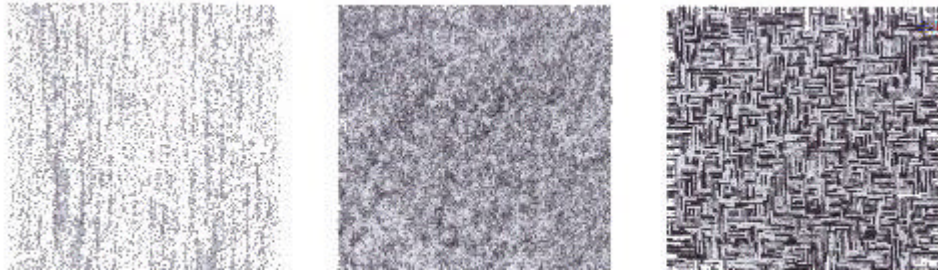


Figure A.9 : Textures stochastiques (*Bois, Herbe, Markovienne*)

IV.2 Analyse visuelle d'une image

Le but d'une telle analyse est la discrimination des différentes textures au sein d'une même image.

Dans le cas de la radiologie, Amadasum et al [Amadasum89], ont mis en évidence 6 critères fondés sur l'étude des niveaux de gris d'une image qui sont inconsciemment ou consciemment utilisés par les radiologues lors de l'interprétation. Chacun de ces critères peut plus ou moins caractériser la répartition des niveaux de gris d'une image médicale et donc caractériser des aspects de texture. Mais aucune formule mathématique n'a été établie pour qualifier chacun de ces paramètres. Néanmoins, les définitions qui suivent doivent pouvoir donner une bonne appréciation de ce qu'ils représentent :

Grossièreté : Une texture grossière possède des primitives larges. Il existe alors peu de variations entre l'intensité d'un pixel et celle de ses pixels voisins.

Contraste : Une texture possède un contraste élevé si les différences d'intensité entre primitives sont importantes.

Complexité : Une texture complexe possède plusieurs types de primitives. Dans ce cas le contenu d'informations présent dans la texture est important.

La force : Plus la force est élevée et plus les primitives sont facilement définissables et visibles.

Quant aux deux derniers, *direction et forme*, ils se comprennent d'eux mêmes lorsqu'ils qualifient plus particulièrement encore une fois la ou les primitives d'une texture.

IV.3. L'analyse de texture

L'analyse de texture est avant tout un ensemble de méthodes mathématiques permettant de quantifier les niveaux de gris d'une image et de caractériser leur répartition. De par l'existence de deux grands type de texture, il existe pour chacune d'entre elle une famille de méthodes.

- Méthodes statistiques pour les textures stochastiques,
- Méthodes structurelles pour les textures déterministes.

Dans ce qui suit, sont laissées de côté les méthodes structurales puisqu'une image médicale présente des textures qui en aucun cas ne peuvent être qualifiées de déterministes.

IV.3.1 Méthodes du premier ordre

Généralement les calculs s'effectuent sur une ROI (région d'intérêt) à partir de son histogramme. La moyenne, la variance, le Skewness, et le Kurtosis sont les paramètres les plus souvent utilisés.

Soit une image composée de N pixels, et dont l'intensité d'un pixel (caractérisé par une coordonnée ligne i et une coordonnée colonne j) est donnée par la fonction g.

Calcul de la moyenne : Valeur moyenne des pixels de l'image.

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g(i, j)$$

Calcul de la variance : Répartition des niveaux de gris autour de la moyenne .

$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i, j) - MOY)^2$$

Calcul du Skewness : Mesure de la déviation de la distribution de niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique.

$$SKEW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i, j) - MOY)^3$$

Calcul du Kurtosis : Moment d'ordre 4 centré sur la moyenne (caractérise le sommet de l'histogramme.)

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i, j) - MOY)^4$$

Parfois vient s'y ajouter un autre paramètre, le percentile **pi**. Pi correspond à la proportion en % de pixels ayant un niveau de gris inférieur à la valeur seuil pi.

IV.3.2 Méthodes du second ordre

Ces méthodes vont permettre d'avoir des informations sur l'agencement des niveaux de gris. Elles sont principalement basées sur l'étude de matrices aux propriétés particulières :

- La matrice de co-occurrence,
- La Cross Diagonal Texture Matrix (CDTM),
- La Matrice des gradients.

- *Les matrices de co-occurrence* :

Les matrices de co-occurrence contiennent les moyennes d'espace du second ordre. Pour une translation t, la matrice de co-occurrence **p d'une région R** est définie pour tout couple de niveaux de gris (a,b) par :

$$p(a,b) = \text{card}\left\{\{s, s+t\} \in R^2 / A[s] = a \text{ et } A[s+t] = b\right\}$$

p(a,b) est le nombre de sites (s,s+t) de la région considérée, séparés par le vecteur de translation t et tel que s a pour niveau de gris a et s+t pour niveau de gris b. Pour une image

quantifiée sur L niveaux de gris, la matrice p est une matrice $L \times L$. En pratique, cet ensemble

➤ **Corrélation normalisée :**
$$COR_N = \sum_i \sum_j \frac{ijp(i, j) - m_x m_y}{s_x s_y}$$

Où s_x et s_y représentent les écarts types respectifs des lignes et des colonnes.
 Cette grandeur permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales.

➤ **Entropie :**
$$ENT = -\frac{1}{Nc \ln(Nc)} \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j)$$

Elle donne une idée de la complexité de l'image et permet de caractériser le degré de granulation de l'image.

➤ **Homogénéité :**
$$HOM = \frac{1}{Nc} \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$$

Ce paramètre a un comportement inverse du contraste. Plus la texture possède des régions homogènes et plus le paramètre est élevé.

- *La Cross Diagonal Texture Matrix (CDTM) :*

La méthode précédente d'analyse texturale ne prend en compte que l'agencement des pixels afin d'obtenir des informations sur la texture étudiée. La CDTM caractérise la relation spatiale qui existe entre un pixel et un pixel voisin à une distance et un angle donné. Fondamentalement, elle repose sur la mise en place d'un spectre de texture [WangHe90] construit de la manière suivante :

Pour un voisinage de pixels 3*3 centré sur le pixel 0 d'étude, on note $V_i \ i \in [0.9]$ la valeur des niveaux de gris de ces 9 pixels. Les éléments d'une unité de texture, constitutive du spectre, notés $E_i \ i \in [0.9]$ peuvent alors prendre trois valeurs selon les critères suivants :

$$E_i = \begin{cases} 0 & \text{si } V_i < V_0 \\ 1 & \text{si } V_i = V_0 \\ 2 & \text{si } V_i > V_0 \end{cases}$$

L'élément E_i occupe alors la même position que le pixel i .

De par l'utilisation de 3 valeurs possibles pour E_i , la combinaison des 8 éléments peut donc renvoyer jusqu'à $3^8=6561$ unités de texture possibles. Ces unités de texture sont alors "étiquetées" en calculant le "Texture Unit number" (TU) :

$$N_{TU} = \sum_{i=1}^8 E_i 3^{i-1}$$

Les statistiques issues de l'ensemble de ces unités de texture révèlent les aspects de la texture étudiée.

La mise en place de la CDTM s'obtient d'une manière quasi équivalente :

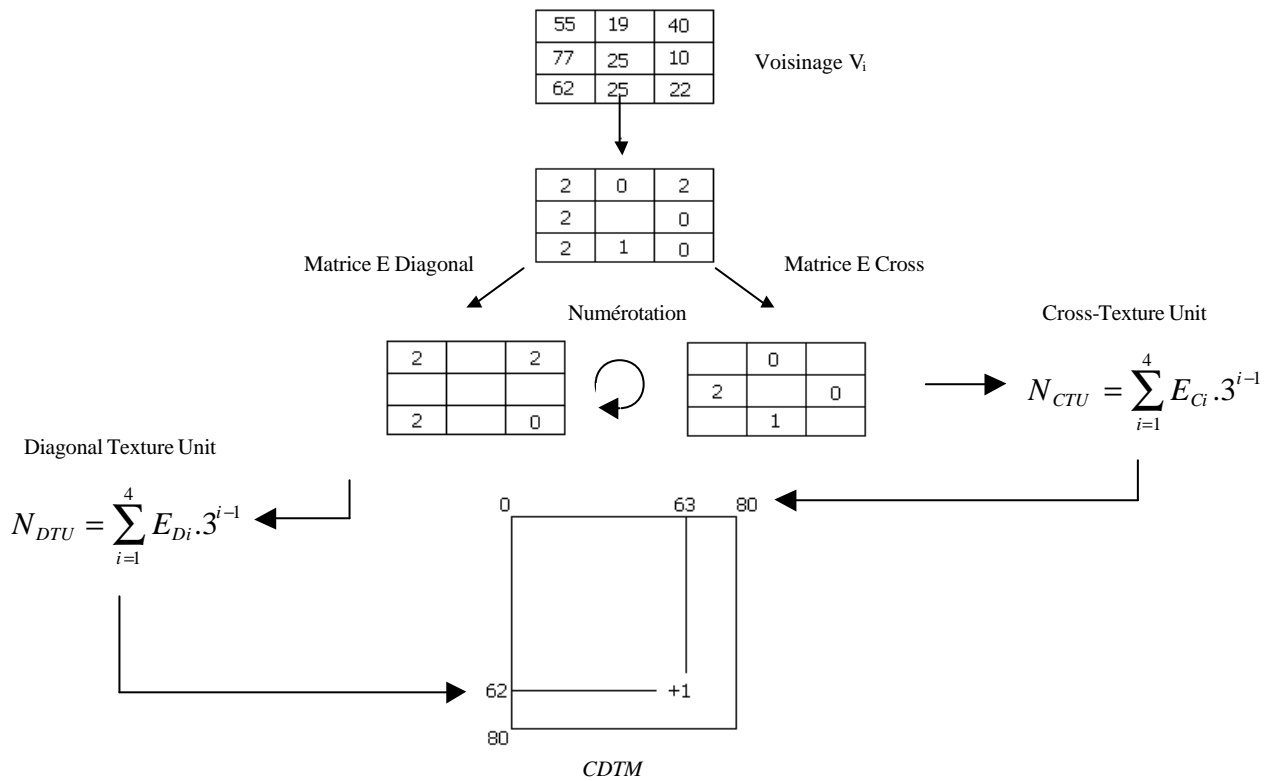


Figure A.10 : Construction de la CDTM

Cette méthode combine les informations apportées par les matrices de co-occurrence et les méthodes utilisant les spectres de texture. Elle permet d'obtenir une information très complète sur la texture de l'image étudiée. D'autre part, elle présente l'avantage d'avoir une taille fixe 81*81 qui ne dépend aucunement du nombre de niveaux de gris de l'image.

Les attributs texturaux tirés de cette matrice sont les mêmes que ceux utilisés pour les matrices de co-occurrence.

- *Les matrices de gradients*

Cette méthode permet la caractérisation de la distribution des niveaux de gris. L'étude se fait généralement sur des voisinages 3*3 (z=1) ou 5*5 (z=2).

On peut alors calculer les gradients selon la formule suivante :

$$gd_z(i, j) = \sqrt{[g(i+z, j) - g(i-z, j)]^2 + [g(i, j+z) - g(i, j-z)]^2}$$

On construit ainsi la matrice des gradients dont on extrait deux valeurs qui sont la moyenne et la variance. Toutes deux sont définies comme dans le cas des matrices de co-occurrence.

IV.3.3 Méthodes d'ordre supérieur

- *Matrices de longueur de plages*

Une des méthodes appartenant à cette catégorie et très utilisée en traitement d'images est celle faisant appel aux matrices de longueur de plage [Galloway75]. Elle permet de caractériser de manière globale l'homogénéité d'une texture en terme de succession de pixels. Comme précédemment il est possible de tirer de ces matrices différents paramètres mathématiques.

Une matrice de longueur de plage que nous noterons R est systématiquement associée à une direction angulaire ?. On obtient alors la notation suivante :

$$R(?)=(r(i,j)/?)$$

où r(i,j) correspond au nombre de plage de pixels de niveaux de gris i et de longueur j, et ? à la direction de cette plage.

On définit alors les paramètres suivants associés à cette matrice :

➤ **Le poids des plages courtes :** $SRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j \frac{r(i, j)}{j^2}$

Où nr représente le nombre total de plage de l'image, $nr = \sum_i \sum_j r(i, j)$

➤ **Le poids des plages longues :** $LRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j j^2 r(i, j)$

➤ **La distribution des niveaux de gris :** $GDIST = \frac{1}{nr} \sum_i \left[\sum_j r(i, j) \right]^2$

Ce paramètre donne une mesure de l'uniformité de la distribution des plages.

➤ **La distribution des longueurs de plages :** $RLDIST = \frac{1}{nr} \sum_j \left[\sum_i r(i, j) \right]^2$

Ce paramètre augmente avec le nombre de plage de même longueur.

➤ **Le pourcentage de plage :** $RPC = \frac{nr}{np}$ avec np nombre de pixels de l'image

➤ **Le poids des lp de faible niveau de gris :** $LGRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j \frac{r(i, j)}{i^2}$

➤ **Le poids les lp de fort niveau de gris :** $HGRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j i^2 r(i, j)$

Ces derniers paramètres mesurent la fréquence des plages

On peut alors tenir compte à la fois de l'importance des longueurs de plages mais aussi, de celle de l'intensité des pixels en définissant les paramètres suivants :

➤ **Poids des petites plages de faible niveau de gris :** $LGSRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j \frac{r(i, j)}{i^2 j^2}$

➤ **Poids des petites plages de fort niveau de gris :** $HGSRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j \frac{i^2 r(i, j)}{j^2}$

➤ **Poids des longues plages de faible niveau de gris :** $LGHRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j \frac{j^2 r(i, j)}{i^2}$

➤ **Poids des longues plages de fort niveau de gris :** $HGLRE = \frac{1}{nr} \sum_i \sum_j i^2 j^2 r(i, j)$

- *Indices de performance*

Il existe de nombreux indices de performance en imagerie médicale. Chacun d'entre eux est adapté à un domaine d'étude particulier. Cependant, l'étude psychovisuelle réalisée sur les radiographies thoraciques numériques ayant révélée une forte modification du contraste au cours de la compression nous nous sommes tournés vers l'étude d'un indice mettant en évidence les variations de contraste de l'image : l'EME [Agaian01].

L'EME (*measure of enhancement*) se construit de la manière suivante :

Soit une image $x(n,m)$ découpée en $k_1 * k_2$ blocs $w_{k,l}(i,j)$ de taille k_1 par k_2 . Pour une transformation T fixée on définit alors l'EME comme suit :

$$EME(T) = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_2} \sum_{k=1}^{k_1} 20 \log \frac{I_{\max; k, l}^w(T)}{I_{\min; k, l}^w(T)}$$

avec $I_{\max; k, l}^w$ et $I_{\min; k, l}^w$ respectivement le maximum et le minimum de l'image $x(n,m)$ à l'intérieur du bloc $w_{k,l}$ après la transformation T (dans notre cas T représente la compression).

Bien sûr, il est parfois difficile de tirer des conclusions à partir de résultats obtenus à partir d'un indice de performance optimisé pour une transformation donnée. L'EME par exemple a été développée afin de révéler des augmentations de contraste pour une famille de transformations de restauration d'images. Néanmoins, l'approche employée afin d'arriver au calcul d'un indice pertinent est intéressante. Par la suite, il est possible de s'en servir pour créer son propre indice de performance, adapté à l'évaluation envisagée.

IV.3.4 Attributs fractals

- *Dimension fractale*

On définit usuellement la dimension fractale D (ou dimension de Hausdorff) d'un ensemble F de sites (exemple le pixel) de la façon suivante :

$$\forall d > 0, H_s^d(F) = \inf \left\{ \sum_{i=1}^{+\infty} |U_i|^s ; \{U_i\} \text{ est une } d\text{-couverture de } F \right\}$$

où $|U|$ est le diamètre de U et une d -couverture est un recouvrement dénombrable par des ensembles de diamètre inférieur ou égal à d . Alors :

$$D = \inf \left\{ s ; \lim_{d \rightarrow 0} H_s^d = 0 \right\} = \sup \left\{ s ; \lim_{d \rightarrow 0} H_s^d = +\infty \right\}$$

En pratique la méthode de calcul la plus souvent employée est la méthode des boîtes. Cette méthode a pour but d'estimer le nombre moyen, noté $N(r)$, de boîtes cubiques de côté r fixé, nécessaires pour recouvrir l'image, considérée comme une surface dans l'espace \mathbb{R}^3 . Pour cela on estime $p(m,r)$, la probabilité qu'une boîte de taille r , centrée sur un point arbitraire de la surface, contienne m points de l'ensemble.

La dimension fractale d'une image est comprise entre 2 et 3 ; plus la texture est lisse (resp. rugueuse), plus la dimension fractale est proche de 2 (resp. 3).

- *Lacunarité*

La lacunarité est un paramètre fractal du second ordre qui permet de mesurer la géométrie d'une région R relativement au reste de l'image S :

$$\Lambda = \int_S \left(\frac{\iint_{B(s,r)} 1_R(r, \mathbf{q}) dr d\mathbf{q}}{m} - 1 \right)^2 ds$$

où $B(s,r)$ est le disque de centre s et de rayon r ,
 m est le nombre moyen de point de R dans un disque de rayon r
 1_R est la fonction indicatrice sur R (1 si s appartient à B , 0 sinon)

La lacunarité permet d'apporter un complément d'information sur une. En effet, il est possible de trouver deux textures possédant la même dimension fractale et pourtant différentes. La lacunarité sera alors faible quand la texture est fine, et forte si la texture est grossière.

En pratique les attributs fractals permettent souvent de bien caractériser les textures. Cependant, ils ne peuvent se calculer que sur des fenêtres ou des régions de taille importante et leur temps de calcul est élevé.

Les attributs fractals sont particulièrement adaptés à l'étude de la structure trabéculaire des os et plus particulièrement dans l'aide au diagnostic pour des maladies altérant la texture.

IV.3.5 Utilisation de la transformée de Fourier

Cette méthode d'analyse de texture consiste à modifier les données en un spectre de fréquences en utilisant un procédé de la famille des transformées de Fourier. L'image peut être considérée comme un signal graphique tridimensionnel complexe tracé sur les axes X, Y, Z. Les axes X et Y sont les deux dimensions de l'écran et sur l'axe Z est portée la valeur de l'intensité pour un certain point.

La transformée FFT (Fast Fourier Transform) convertit cette représentation du signal en une information de fréquences appelée spectre dont les axes X et Y représentent les fréquences du signal en deux dimensions [Matsuyama83].

Ce type de représentation peut permettre de mettre en évidence certains motifs de texture. On peut alors utiliser le spectre (c'est à dire le carré du module de la FFT) pour caractériser ces motifs mais aussi pour en étudier leur évolution au cours de certaines manipulations sur l'image comme par exemple, une opération de reconstruction après compression à différents taux [Chen95].

Les quelques exemples qui suivent (figure A.11) illustrent l'utilisation du spectre de l'image dans le cadre de l'analyse de texture :

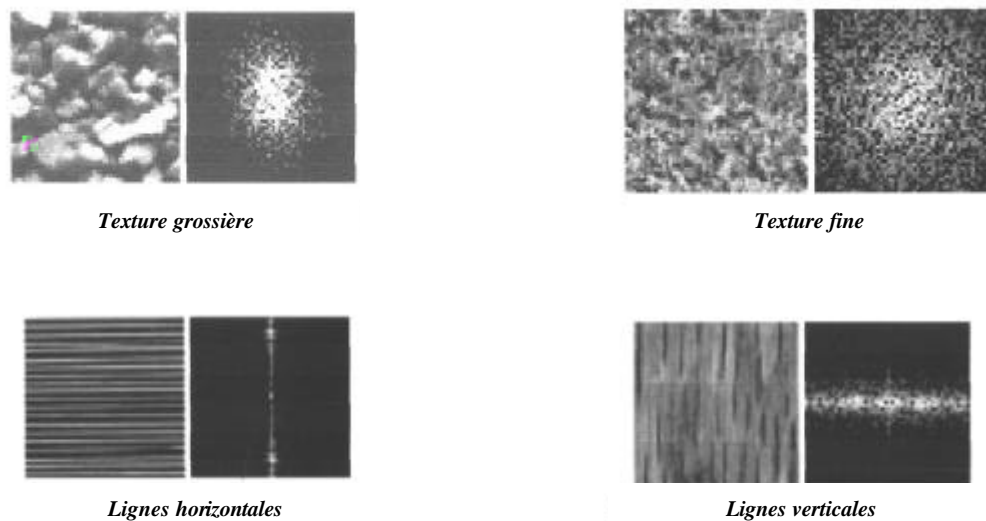


Figure A.11 : Exemples de spectres caractéristiques

V. Critère de dissimilarité

V.1 Principe

Une mesure quantitative de dissimilarité $D(A,B)$ entre deux images A et B est utile pour de nombreuses applications pratiques comme, par exemple, le filtrage, la restauration, la compression.

Si l'on considère deux images A et B, alors ces images ont un support commun S et prennent leur valeur dans l'ensemble des niveaux de gris G. Soit un pixel s de S. Les images A et B peuvent être représentées par les fonctions f_A et f_B de S vers G. Avec ce modèle la dissimilarité peut alors s'écrire :

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{s \in S} (f_A(s) - f_B(s))^2}$$

Avec f la fonction élévation au carré et $\sqrt{\quad}$ la racine carrée de la moyenne, on obtient le critère EQM (Ecart Quadratique Moyen.)

Cette définition peut servir de base à l'élaboration de critères de dissimilarité plus complexes.

V.2 Distance de Baddeley : Approche de D.Coquin, P. Bollon, Y. Chedahed

Les travaux de ces auteurs effectués en 1997 [Chedahed97], proposent une amélioration de la mesure de la dissimilarité entre deux images, ayant les mêmes dimensions et la même échelle de niveaux de gris.

Cette mesure de dissimilarité basée sur la distance de Baddeley entre deux ensembles A et B est donnée par la relation suivante :

$$D(A, B) = \left[\frac{1}{N_S G} \sum_{v \in V} |d_A(v) - d_B(v)|^E \right]^{\frac{1}{E}}$$

avec : v un voxel tel que $v(x,y,g)$

$N_S = \text{Card}(A)$

$V = (S * G)$ où S est la surface de l'image en nombre de pixels et G l'échelle de niveaux de gris.

E est un entier généralement égal à 2

$d_x(v)$ est une distance (ici de Baddeley) entre le voxel v et l'ensemble **binaire** caractérisant l'image X (voir figure A.12).

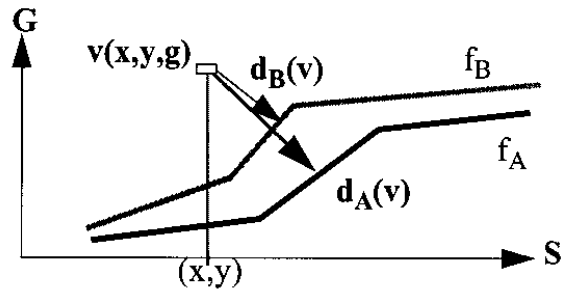


Figure A.12 : Distance entre deux images A et B

Une image X peut être considérée comme un ensemble binaire dans un espace à trois dimensions, où la troisième dimension n'est autre que l'échelle de niveaux de gris. La nappe alors obtenue est étiquetée à 1 et le reste à 0.

Comparée à l'EQM, cette mesure est plus précise et surtout sensible non seulement aux variations de l'intensité des niveaux de gris mais aussi aux variations géométriques (voir figure A.13).

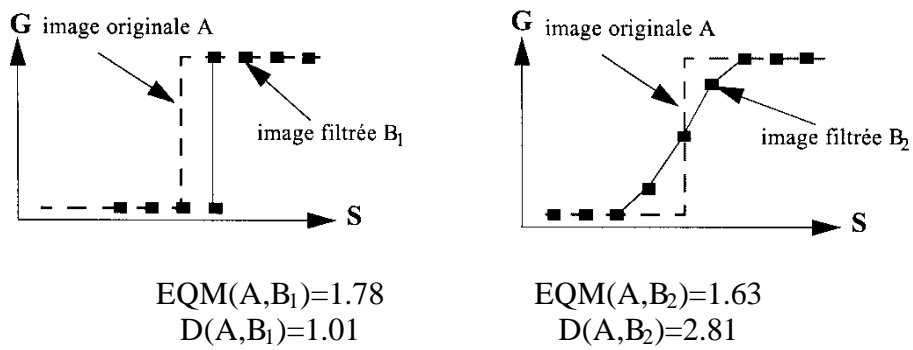


Figure A.13 : Insuffisance du critère EQM; Etude sur deux images filtrées

**Partie B : Application à l'évaluation quantitative
d'une chaîne de compression type ondelette**

I. Introduction

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus par les différents critères présentés précédemment dans le cadre d'une évaluation quantitative d'une chaîne de compression de type ondelette sur des radiologies thoraciques numériques.

Nous avons abordé le sujet de quatre manières différentes. Tout d'abord, une approche statistique, fondée sur l'utilisation des paramètres texturaux classiques a permis d'éclaircir le problème. Puis une approche fréquentielle mettant en œuvre les propriétés de la transformée de Fourier a amené les premières caractérisation de la dégradation. En parallèle, nous avons cherché à mettre en évidence les artéfacts "en grains de riz" de compression dans l'image. Et enfin une approche de "dissimilarité", pour laquelle nous avons cherché à définir un paramètre $D(A,B)$ adapté à nos images nous a permis de définir en partie les futurs axes de recherche.

Dans chaque cas, l'étude a été réalisée de la même manière i.e. par exécution d'un algorithme sur les images compressées de 0 à 100 par pas de 10, puis afin de préciser certains résultats, sur les images compressées de 0 à 40 par pas de 2 sur un total de 5 images radionumériques thoraciques de patients dits "normaux". Les courbes présentées dans ce qui suit sont issues d'une moyenne des différentes mesures réalisées. Les écart-types relatifs à chaque point ne sont pas représentés sur les courbes qui suivent comme il est d'usage. En effet, les faibles valeurs obtenues n'apportent aucune information supplémentaire pertinente et d'autre part les courbes perdaient en lisibilité lors de leur affichage.

Le logiciel de compression utilisé est le logiciel Viewmed® de chez Pegasus Incorporation. Il est actuellement la référence en terme de compression ondelette pour les images médicales codées sur 16 bits.

Les différents algorithmes d'analyse de texture ont été implémentés sur le logiciel PV-Wave® (Visual Numerics), dont le module traitement d'image donne accès au fonction les plus utilisées.

II. Approche statistique

II.1 Paramètres liés à l'histogramme

Les principaux attributs tirés de l'histogramme d'une image ont été décrits dans la partie précédente. Nous avons donc calculé pour un ensemble de ROI thoraciques les valeurs de la moyenne, de la variance, du Skewness, et du Kurtosis.

II.1.1 A propos de l'histogramme

Cette remarque préliminaire a pour but de mettre en évidence la réorganisation des intensités de niveaux de gris liée à la compression par ondelette (figure B.1).

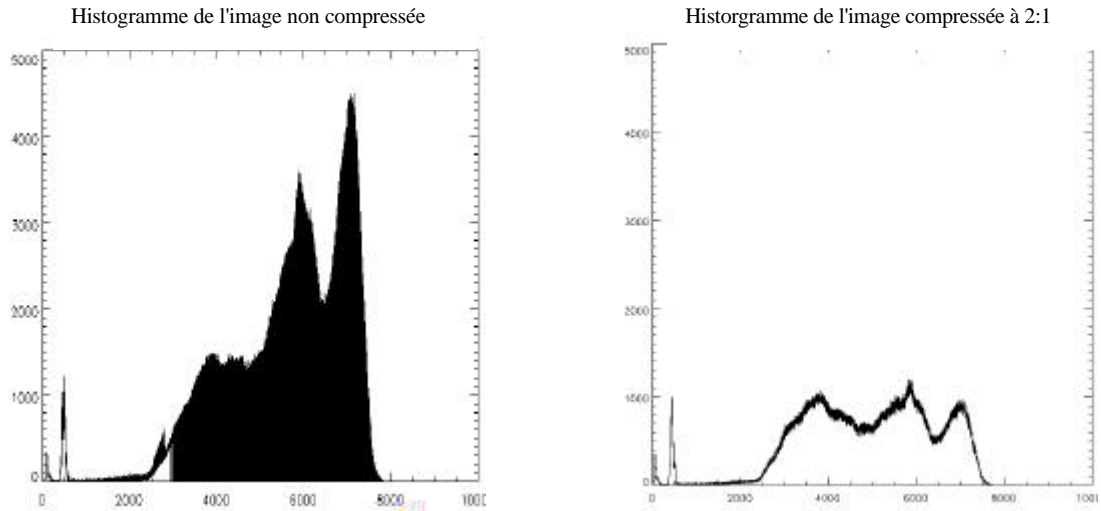
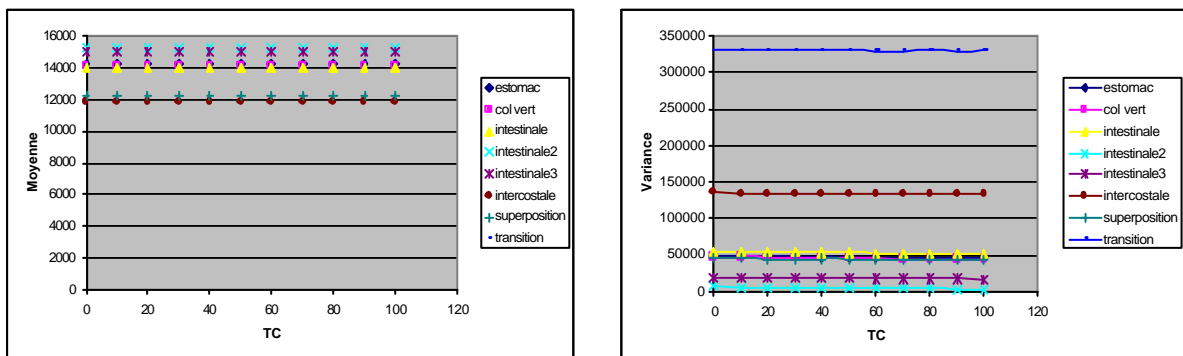


Figure B.1 : Histogramme avant et après compression du cliché thoracique

Comme le montrent les histogrammes de la figure E.1, un réétalement de la dynamique s'opère lors de la reconstruction dès un faible taux de compression. Ainsi, alors que certains niveaux de gris ne sont pas présents dans l'image initiale (apparence pleine de l'histogramme due aux retours à zéro fréquents), on peut constater qu'ils sont utilisés dans l'image reconstruite (affaiblissement du niveau général, pas de retours à zéro.) Ceci s'explique de par les propriétés de la transformée en ondelettes au cours de l'étape de quantification, mises en évidence par Shomer [Shomer98]. Après multiplication par les paramètres de quantification des coefficients d'ondelette, l'ensemble de la dynamique est utilisé. De ce fait, l'amplitude de l'histogramme diminue. Ceci met déjà en évidence une modification de la texture de l'image, même si visuellement elle n'est pas perceptible pour les faibles taux de compression (2 à 10:1.)

II.1.2 Calculs et résultats

Comme on peut le voir sur les graphiques ci dessous (figure B.2) représentant les résultats les plus significatifs parmi ceux obtenus, les 4 critères habituels de caractérisation d'une image, ne donnent pas dans le cadre de la compression, des résultats exploitables.



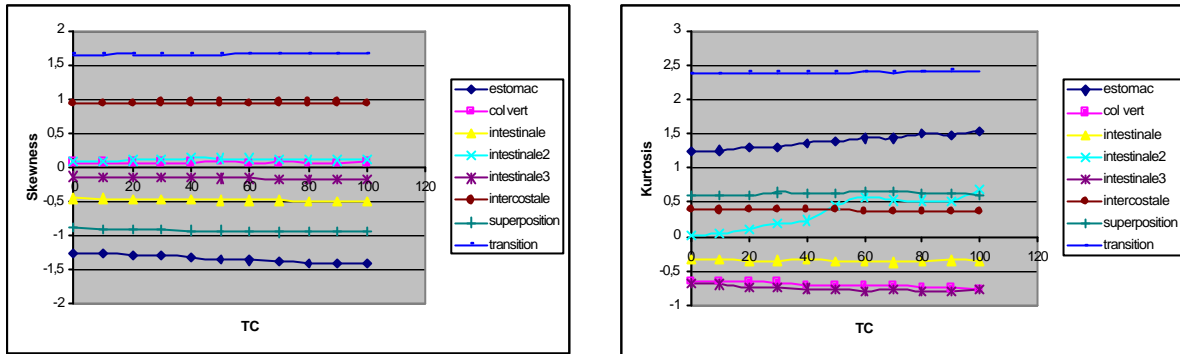


Figure B.2 : Principaux résultats issus des statistiques d'ordre 1 (Moyenne, Variance, Skewness, Kurtosis)

Le caractère stationnaire des grandeurs calculées mettent en évidence deux problèmes:

- La caractérisation globale de ces critères statistiques suffit elle à mettre en évidence les dégradations de la chaîne de compression ?
- La taille des échantillons a-t-elle une influence significative sur leur évolution ?

A la première question, plusieurs auteurs répondent de manière négative car les modifications dues à la phase de quantification dans le processus de compression, ne peuvent être révélées par les critères habituels tirés de l'histogramme et ce en raison de leur caractère globale [Erickson98], [Persons97].

A la deuxième interrogation, nous avons essayé de répondre en réitérant les calculs sur des tailles variées d'échantillons (128*128 ,64*64 ,32*32 ,16*16).

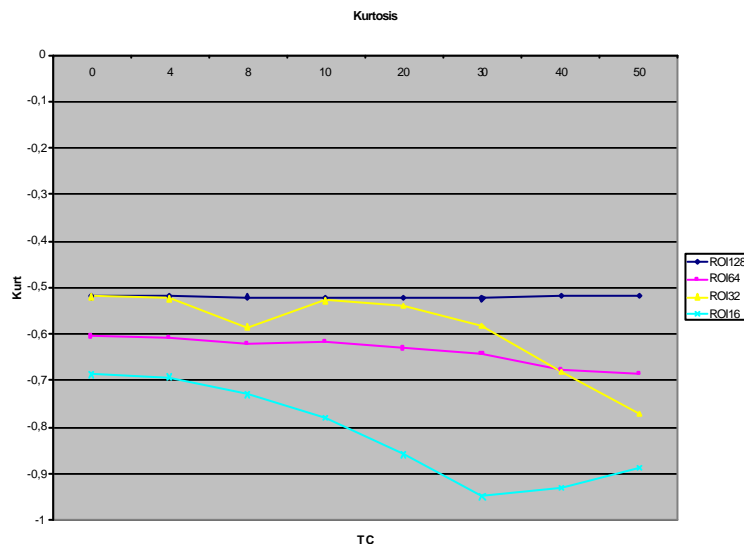


Figure B.3 : Effet de la taille de l'échantillon sur le Kurtosis de l'échantillon

La figure B.3 montre que la taille joue un rôle important. En particulier, si la ROI présente une taille trop importante alors les informations pertinentes se retrouvent noyées dans la masse totale. A l'inverse une taille trop faible, entraîne une prise en compte du bruit de l'image et les variations deviennent anarchiques et totalement fonction du bruit de la ROI

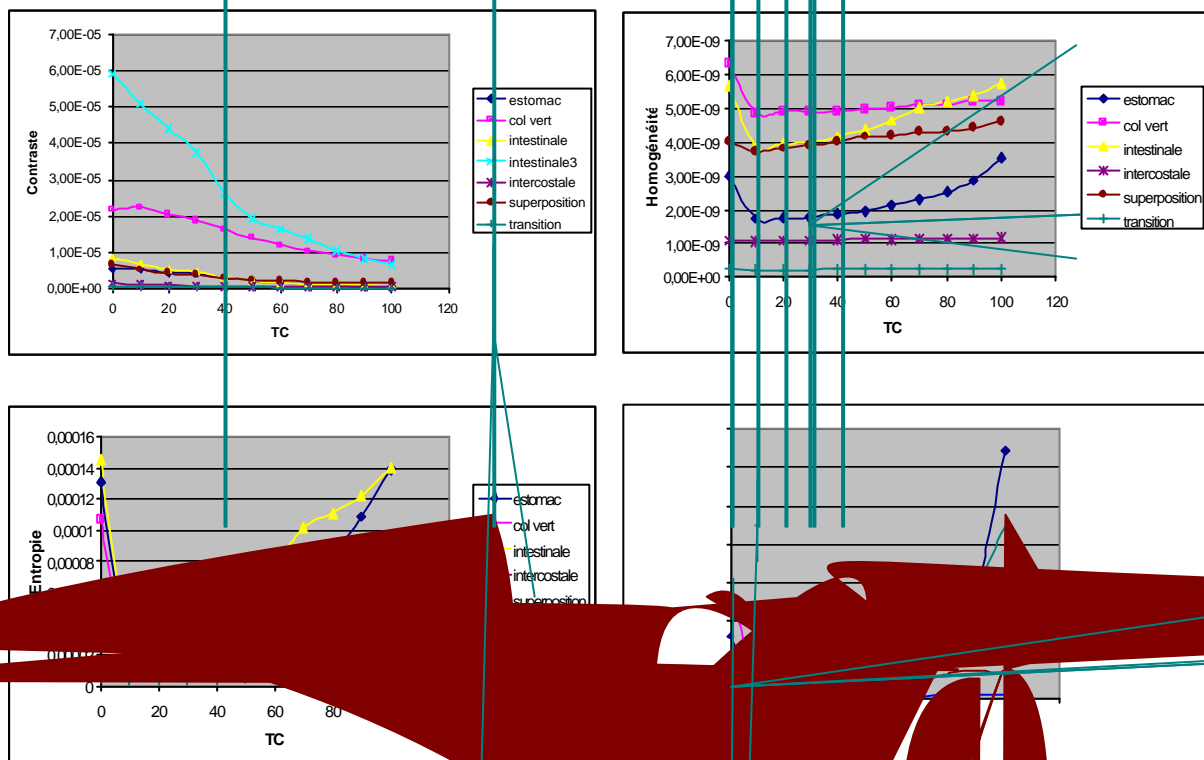
considérée. Des résultats identiques ont été obtenus pour la moyenne, la variance et le Skewness.

Au regard de ces résultats, nous nous sommes donc fixés une taille intermédiaire de l'échantillon à 64*64, ce qui nous a semblé être le meilleur compromis.

En fait, les résultats précédents (variation de la moyenne, de la variance etc...) ont été obtenus pour une taille de 64*64.

II.2 Matrice de Co-occurrence

Tous les paramètres issus de la matrice de co-occurrence ont été calculés sur nos échantillons. Les résultats obtenus sont tout aussi mitigés que précédemment. Si la dégradation apparaît au travers de l'évolution des courbes, aucun seuil caractéristique n'est mis en évidence. Ci dessous (figure B.4) sont présentés certains des résultats, représentatifs.



6,00E+00

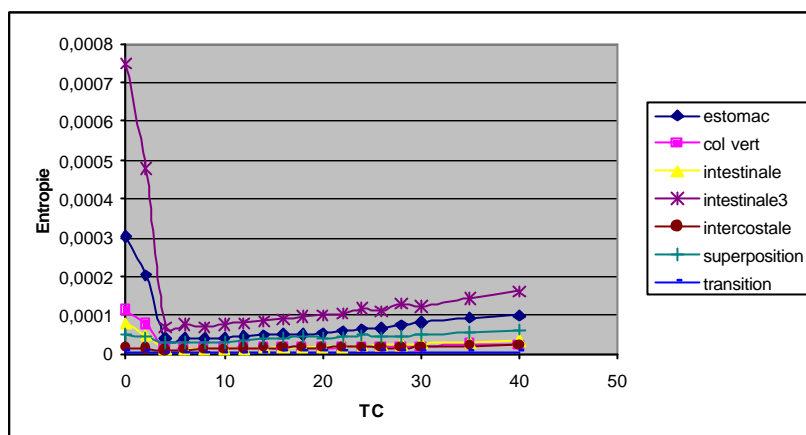


Figure B.5 : Variation de l'entropie pour un TC de 0:1 à 40:1 par pas de 2

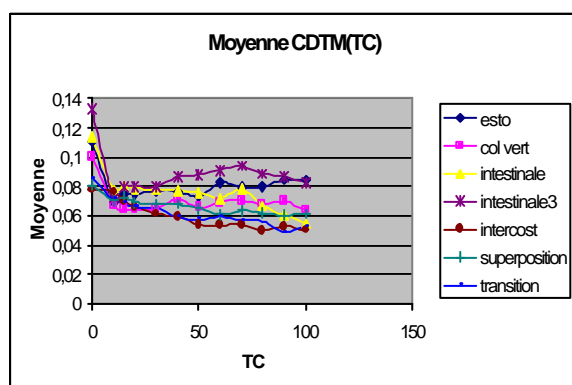
En résumé donc, comme le montre le tableau ci dessous donnant les erreurs par rapport à l'image originale des principaux paramètres statistiques issus de la matrice de co-occurrence pour un TC de 20:1 (TC mis en évidence par l'étude psychovisuelle menée au CHU d'Angers), il est impossible de ressortir des données obtenues, un seuil caractéristique d'une dégradation trop importante.

	Contraste(%)	Homogénéité locale(%)	Homogénéité(%)	Entropie(%)	Uniformité(%)
estomac	-38	26	20	11	40
col vert	-10	-2	-3	-3	- 50
intestin1	-33	-27	-115	-114	-335
intestin2	-24	-5	-55	-66	-82
intercostale	-65	31	23	14	55

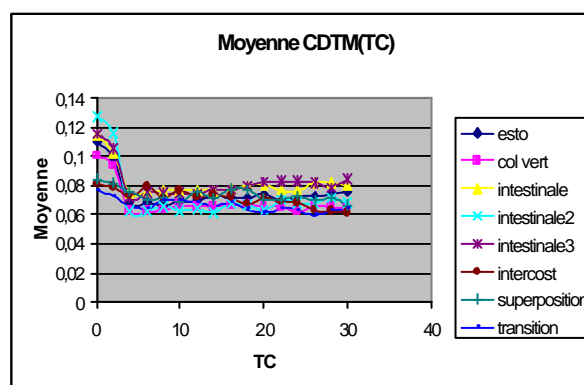
Tableau B.1 : Erreurs en % des principaux paramètres statistiques pour un TC de 20:1

II.3 Cross Diagonal Texture Matrix

Après avoir implémenté un algorithme permettant le calcul de la CDTM caractéristique d'une ROI, nous avons calculé deux paramètres, la moyenne et le contraste. En effet, il ressort de l'article de Janobi [Janobi01], que ces deux critères permettent de discriminer de manière efficace deux textures aux propriétés différentes. Nous avons alors étudié leur variation en fonction du Taux de Compression (figure B.6).



(a1)



(a2)

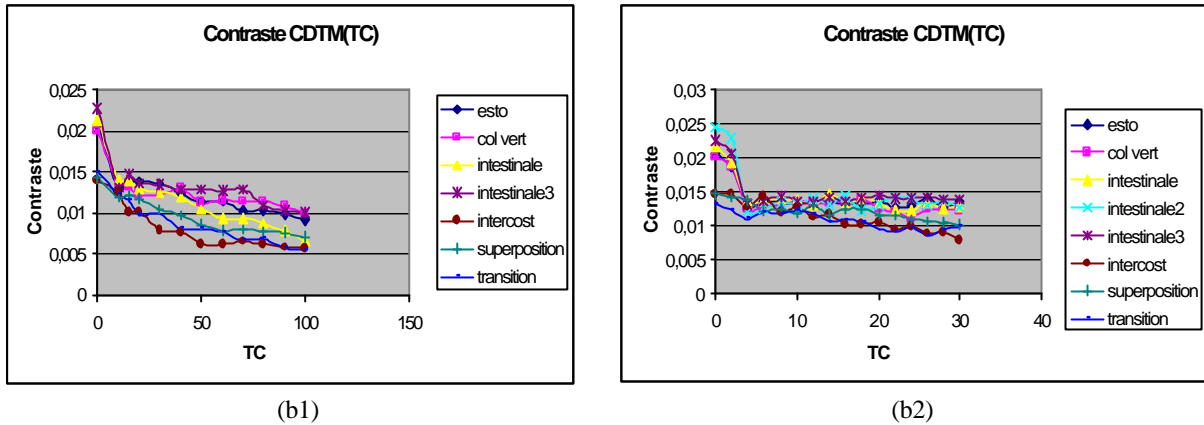


Figure B.6 : Moyenne et Contraste issus de la CDTM pour des TC allant de 0 à 100 (a1, b1) et de 0 à 30 (a2, b2)

Les résultats obtenus par cette méthode nous amènent aux mêmes conclusions que précédemment. Le saut présent dès les faibles taux de compression (2:1, 4:1) s'explique par la réorganisation des niveaux de gris dans l'image. Les variations qui suivent des valeurs de nos deux paramètres ne permettent pas de statuer sur l'existence d'un seuil discriminatoire de dégradation significative de texture.

II.4 Matrice de longueur de plage

De par la nature des artéfacts en "grains de riz" révélés par Persons [Persons97], nous avons d'abord pensé les mettre en évidence par la matrice de longueur de plage. Cependant après une étude plus précise des caractéristiques de ces "grains de riz", nous avons constaté qu'ils ne correspondent pas à une plage de niveaux de gris identiques (d'environ 3 à 4 pixels) mais plutôt à un pixel central intense entouré par deux pixels d'intensité plus faible (figure B.7). Les statistiques issues de la matrice de longueur de plage ne peuvent donc permettre la mise en évidence de tels artéfacts.



Figure B.7 : Artéfacts en "grains de riz"

II.5 Indice de performance : EME

Cette méthode présentée dans la partie précédente n'a pas permis d'obtenir de résultats intéressants, si ce n'est la mise en évidence de la perte de contraste de nos ROI. Néanmoins cette phase de test nous a permis d'implémenter l'algorithme de calcul, et de mieux comprendre l'approche par décomposition en blocs qui est utilisée. L'EME en tant que tel n'est pas utilisable sur nos images mais la méthode de calcul peut s'avérer intéressante pour développer un autre indice plus adapté à nos images.

A titre indicatif nous présentons tout de même les courbes obtenues figure B.8.

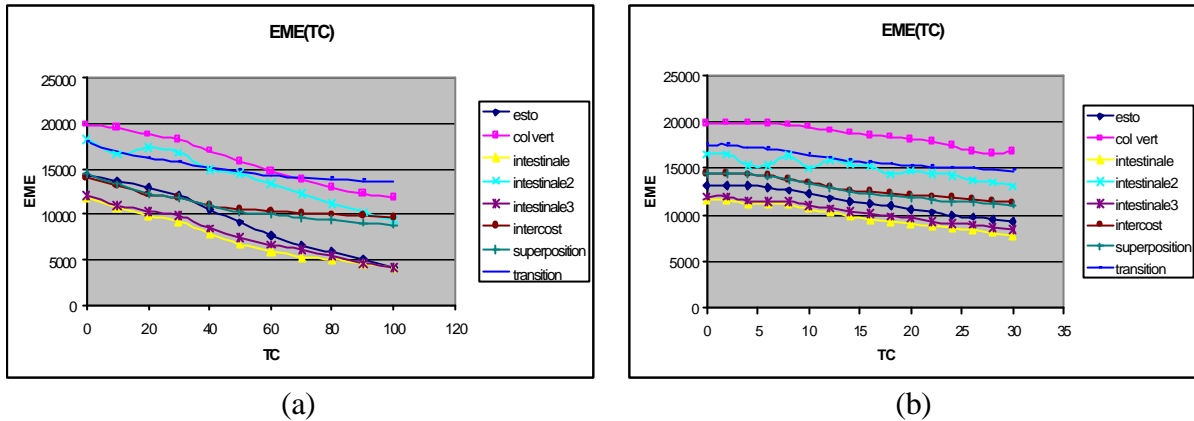


Figure B.8 : Variation de l'EME en fonction du TC (0 à 100 (a), 0 à 30 (b))

II.6 Dimension fractale

Comme nous l'avons précisé dans la partie précédente, les calculs de dimensions fractales sont lourds en temps de calcul et restent adaptés, en imagerie médicale plus particulièrement, à l'aide au diagnostic (mise en évidence d'une fracture osseuse, de la détérioration de la matière osseuse...) Ainsi donc dans le cadre de notre étude, la faible taille des ROI étudiées et les modifications spécifiques de texture engendrées par compression en ondelette sur nos images radiothoraciques numériques, n'ont pas permis une utilisation intéressante ni de ce paramètre ni de la lacunarité qui lui est parfois associée (figure B.9).

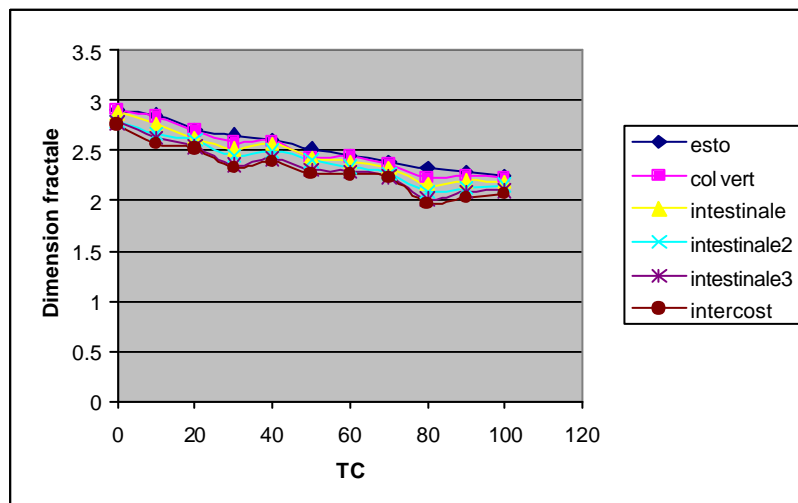


Figure B.9 : Variation de la dimension fractale en fonction du TC

III. Analyse fréquentielle

III.1 Introduction

Dans ce qui suit, l'approche envisagée dans la mise en évidence de la dégradation due à la chaîne de compression est tournée vers les caractéristiques fréquentielles de l'image [Matsuyama83].

La première étape a bien sûr consisté à étudier la transformée de Fourier de nos échantillons. Une simple analyse du spectre de l'image s'est révélée irréalisable en raison de la grande quantité d'information contenue dans cette image transformée.

De ce fait, nous avons choisi d'étudier plus particulièrement les informations radiales et angulaires (informations le plus souvent traitées en analyse de texture, voir figure B.10).

- L'information angulaire se présente sous la forme d'un graphique représentant la somme des coefficients fréquentiels sur un rayon lancé dans la direction faisant un angle theta avec l'axe des abscisses.
- L'information radiale se présente sous la forme d'un graphique représentant la somme des coefficients fréquentiels sur un cercle, centré sur la valeur moyenne, en fonction de son rayon.

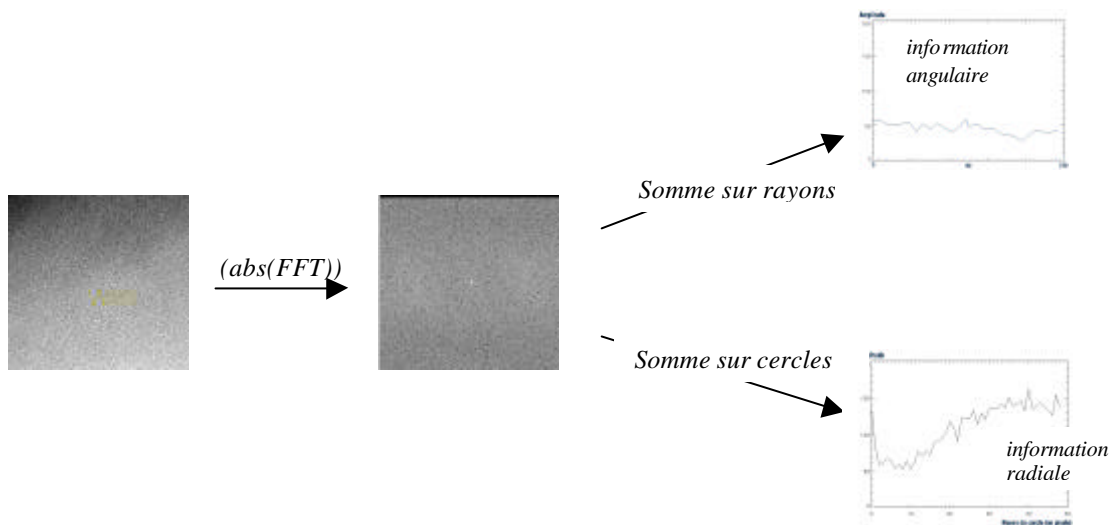


Figure B.10 : Chaîne d'obtention des informations radiale et angulaire à partir du spectre

Les résultats obtenus sont présentés dans ce qui suit.

III.2 Information angulaire

De par la nature des grains de riz, et leur répétition spatiale dans deux directions privilégiées (horizontale et verticale), nous espérons voir apparaître sur le graphique de l'information angulaire et dans les orientations 0, 90, 180, 270°, des pics caractérisant ces artéfacts.

Nous avons dans un premier temps réalisé des tests sur des images 8 bits constituées uniquement d'un bruit aléatoire. Ce type d'image permet de faire apparaître de manière conséquente les artéfacts en "grains de riz" en les compressant à un taux de 50:1. Cette séquence de mesure n'a donné aucun résultat (figure B.11).

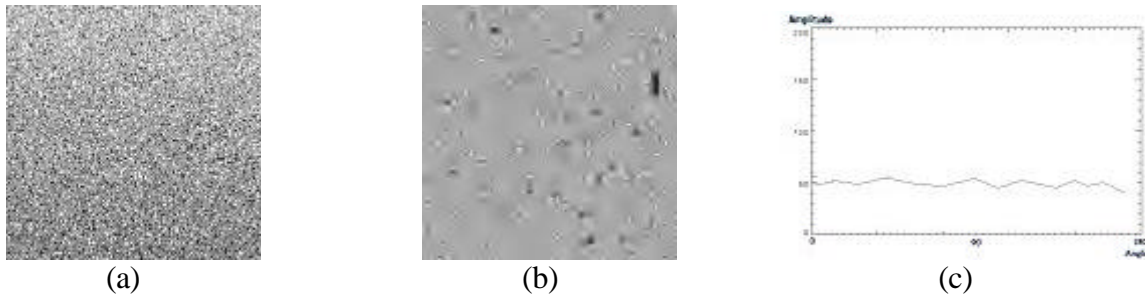


Figure B.11 : Image bruitée (a), image bruitée compressée (TC de 50 :1) (b), information angulaire (c)

Les tests effectués ensuite sur les images radiothoraciques numériques ont confirmé ce résultat.

En fait, le gradient de niveaux de gris caractérisant le contour des artéfacts en grains de riz est faible et ce d'autant plus que le taux de compression augmente. Ceci se traduit par un poids fréquentiel faible au niveau de la FFT : Ils sont noyés dans le reste des coefficients.

Nous n'avons donc pas pu exploiter l'information angulaire du spectre.

III.3 Information radiale

Comme précédemment, nous avons tout d'abord effectué des tests sur des images huit bits simplement bruitées puis sur nos images. La figure obtenue (figure B.12) a tout de suite permis de mettre en évidence que les hautes fréquences de l'image étaient les plus touchées par la compression.

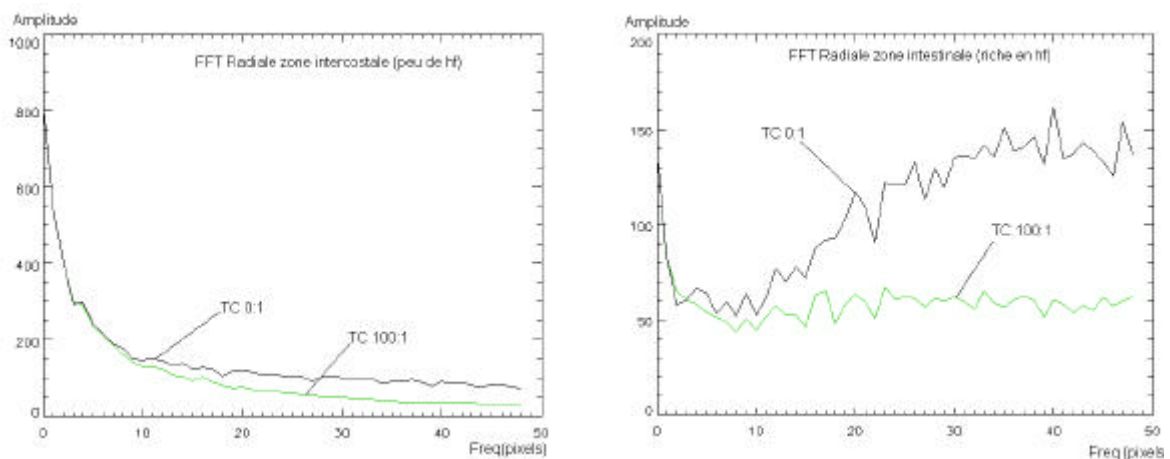


Figure B.12 : Analyse fréquentielle radiale de deux échantillons représentatifs

Ainsi, deux types de zones ont pu être distinguées dans l'image :

- Les zones riches en hautes fréquences : Dans cette catégorie entrent les zones intestinales, osseuses, tissulaires (aspect blanc très granité), elles sont les plus touchées par la compression (lissage important)
- Zones pauvres en hautes fréquences : Principalement les zones intercostales

III.3.1 Filtrage

Afin d'approfondir les résultats précédents, nous avons réalisé à partir des courbes obtenues la fonction de transfert correspondant à chaque taux de compression par calcul du rapport :

$$20 \log \left(\frac{FFTrad(TC = i:1)}{FFTrad(Image\ Initiale)} \right) \quad i \in [10:100] \text{ par pas de } 10$$

Les courbes ci dessous (figure B.13) représentent les fonctions de transfert obtenues sur une zone intestinale (gauche) et sur une zone intercostale (droite)

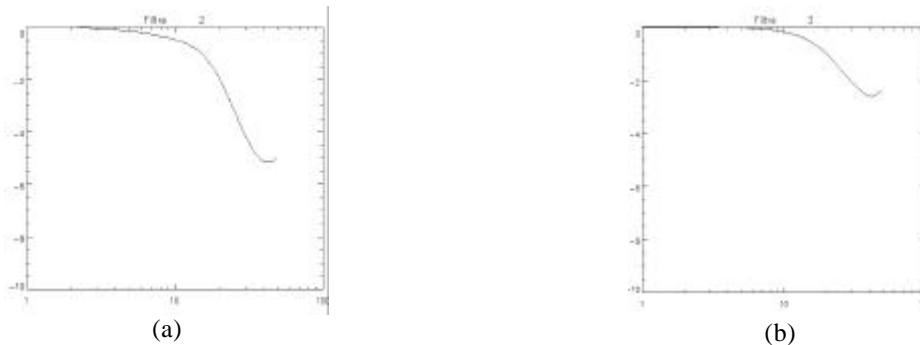


Figure B.13 : Filtre de compression (zone intestinale(a)-zone intercostale (b)) pour un TC de 40:1

Nous venons de mettre en évidence le filtrage passe bas de l'image par la compression de type ondelette.

III.3.2 Exploitation des caractéristiques des filtres

Nous avons décidé d'exploiter cette information fréquentielle en étudiant la variation de la pente des filtres, ainsi que leur fréquence de coupure en fonction du taux de compression. En raison des pentes des filtres et des valeurs relativement faibles du gain, nous n'avons pas étudié la variation de la fréquence de coupure à -3dB mais celle à -0.5dB . En effet à -3dB , comme on peut le constater sur les courbes de la figure E.8, une bonne partie de l'information est déjà filtrée (surtout pour des taux de compression élevés), ce qui est inacceptable en imagerie médicale. En fait même un léger lissage rend l'image critique. Le médecin n'accepte alors plus de poser un diagnostic. C'est pourquoi nous avons choisi une fréquence de coupure basse pour laquelle les résultats sont présentés figure B.14. En annexe

3, se trouvent les courbes caractéristiques pour d'autres fréquence de coupure (-1, -1.5, -2 dB) qui nous ont servi à choisir la meilleure possible.

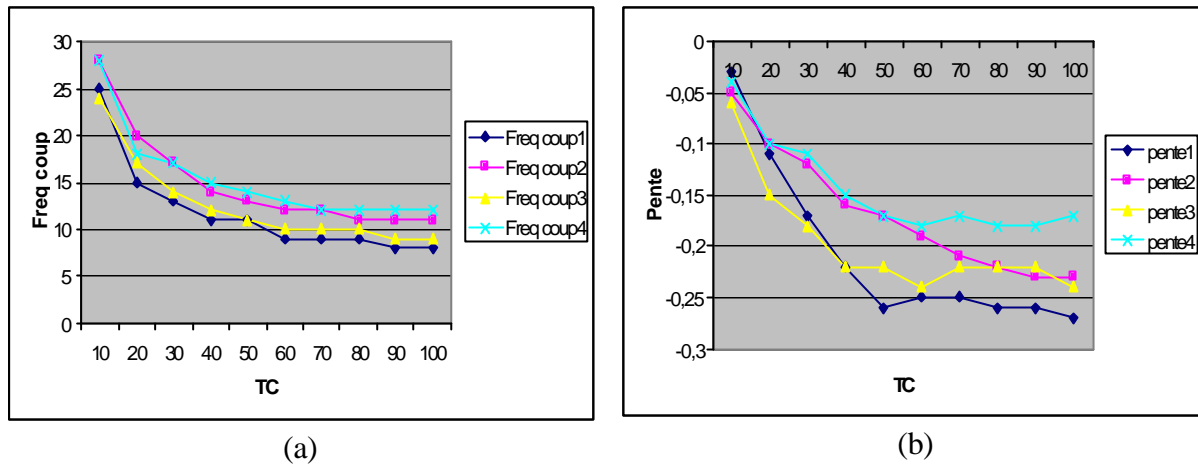


Figure B.14 : Informations fonction de transfert (Freq. coup. -0.5 dB (a) et pente (b)) en fonction du TC

En ce qui concerne la fréquence de coupure à -0.5 dB, on s'aperçoit de l'existence d'une rupture de pente pour un taux de compression de 20:1. Ces résultats montrent donc qu'une perte d'information a lieu dès le début de la compression pour ensuite se stabiliser. Ainsi, plus le TC augmente plus le domaine fréquentielle atteint est important, et les moyennes fréquences finissent elles aussi par être touchées.

L'étude de la variation de la pente du filtre vient corroborer ce résultat, puisque là aussi on peut constater une augmentation de sa valeur avec une stabilisation par la suite.

III.4. Conclusion

L'analyse fréquentielle nous a donc permis d'obtenir des résultats plus significatifs que l'approche statistique. Il apparaît clairement que la compression de type ondelette entraîne une dégradation progressive de l'image, en touchant d'abord les hautes fréquences puis ensuite les fréquences plus basses, au fur et à mesure que le taux de compression augmente.

Ce premier résultat, bien que non complet et devant être obtenu sur un nombre plus important de radiographies, est très intéressant. En effet, la rupture de pente notée à un TC de 20:1 est tout à fait en adéquation avec le résultat de l'étude psychovisuelle menée par F.Goupil et C.Cavaro-Ménard [CavaroMénard01] sur ces images.

Cependant, cela ne permet pas encore d'avoir une approche réellement quantitative des pertes d'information. Et surtout, cela ne permet pas de mettre en évidence quantitativement l'apparition des artefacts en grains de riz.

C'est pourquoi nous avons voulu caractériser les artefacts eux-mêmes au sein de l'image en cherchant à les isoler.

IV. Segmentation des artéfacts dits en "grains de riz"

IV.1 Principe de segmentation

La nature des grains de riz ne permet pas d'emblée une segmentation simple, comme par exemple un seuillage. Il est tout d'abord nécessaire de renforcer leur présence dans l'image. Une fois les artéfacts isolés, il est alors possible de calculer leur poids dans l'image et ainsi de l'analyser en fonction de la valeur du taux de compression.

IV.2 Méthode retenue

Afin de mettre en évidence les artéfacts, nous avons choisi de mettre en place une détection des zones contours sur nos ROI à l'aide d'un filtrage gradient simple. La présence des "grains de riz" est alors renforcée, sur l'image gradient, à l'aide de la convolution de l'image avec un masque "à grains de riz".

-3	-3	-3	-3	-3
-3	-3	21	-3	-3
-3	-3	24	-3	-3
-3	-3	21	-3	-3
-3	-3	-3	-3	-3

Ce dernier entraîne une augmentation de leur intensité. Un seuillage de l'image résultat permet alors d'obtenir une image binaire où les grains de riz sont à 1 et le reste à 0 (voir figure B.15.)

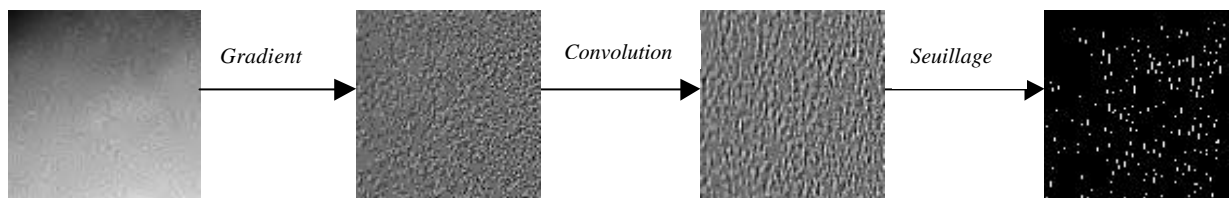


Figure B.15 : Images résultats des différentes étapes de traitements

Il est alors possible de calculer leur poids dans l'image par la méthode suivante :

$$POIDS = \frac{\text{pixels grains de riz}}{\text{pixels image}} * 100$$

De par l'utilisation de masque de convolution mettant en évidence les zones contours dans une direction donnée, le calcul du poids total se fait en deux étapes. Dans un premier temps sont pris en compte uniquement les grains de riz horizontaux, et dans un deuxième les verticaux.

IV.3 Résultats

Comme on peut le constater sur les courbes ci dessous (figure B.16), les résultats obtenus sont difficilement interprétables. Notons cependant dans un premier temps qu'ils sont en accord avec les constatations visuelles faites sur l'image. Dès les premiers taux de compression, les artéfacts apparaissent de manière massive. Par contre lorsque le taux augmente leur nombre diminue. On peut à juste titre penser que le lissage effectué par la chaîne de compression finit par toucher les grains de riz eux-mêmes. De ce fait donc, les résultats précédents concernant l'approche fréquentielle sont confirmés.

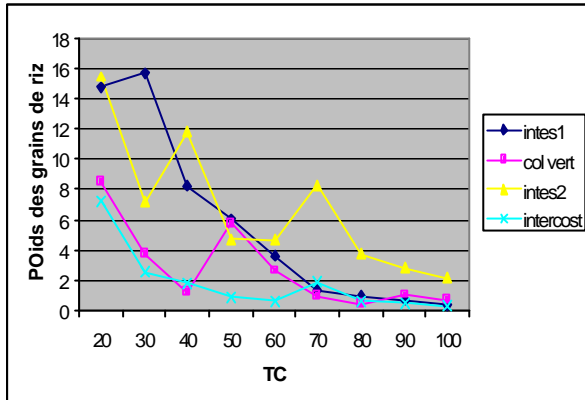


Figure B.16 : Variation du poids des grains de riz dans l'image en fonction du TC

Cependant les variations locales des différentes courbes obtenus sont révélatrices d'un problème certainement lié en partie à la détection des artéfacts dans l'image. Il conviendrait donc d'améliorer la démarche de segmentation afin d'assurer un bon fonctionnement même pour les taux faibles de compression. En effet, la texture de certaine ROI (ex: ROI intestinale) présente une richesse en niveau de gris telle que les détections sur les premières images compressées sont délicates (confusion entre grains de riz et arrangements aléatoires.) En fait, le lissage au départ n'est pas suffisamment important pour faire ressortir les véritables grains de riz.

V. Dissimilarité

V.1 Ecart Quadratique Moyen (EQM)

Il s'agit du critère de dissimilarité le plus connu et le plus utilisé. Généralement associé au rapport signal sur bruit ($PSNR = 10 * \text{Log} \left(\frac{(\text{max intensité})^2}{EQM} \right)$), il est souvent la base de comparaison entre deux méthodes de compression. Nous avons donc cherché dans un premier temps à analyser les variations de cette grandeur pour les différents taux de compression.

Comme le montre les courbes de la figure B.17, l'EQM et le PSNR permettent de mettre en évidence la dégradation due à la compression. En effet, nous constatons, quelque soit la zone d'intérêt étudiée, une augmentation de la valeur de l'EQM, et une diminution du PSNR caractéristique d'une perte de qualité.

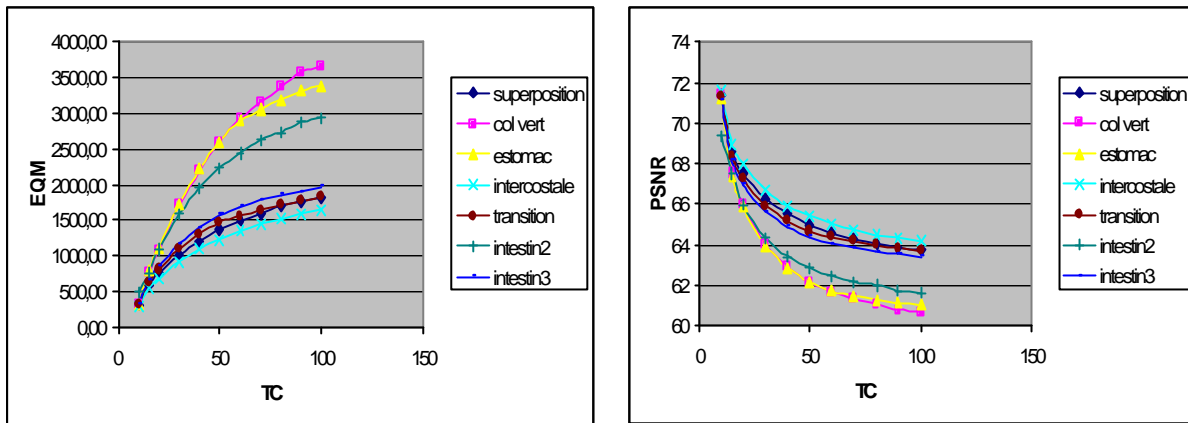


Figure B.17 : EQM et PSNR en fonction du TC

En regardant plus attentivement, on peut également se rendre compte que se distinguent deux types de variation au niveau de l'EQM. Les ROI moins riches en hautes fréquences comme par exemple, les ROI intercostales (intcost, cote, trans) sont moins altérées par la compression que des ROI riches en hautes fréquences (intes, col, intes2.)

En fait, aucun palier ne peut être mis en évidence. Nous en sommes donc arrivés à la conclusion que la seule prise en compte des variations de niveaux de gris n'était pas suffisante pour aboutir à un résultat suffisamment exploitable. C'est pourquoi, nous avons cherché à utiliser la méthode de Coquin présentée dans la partie A du rapport.

V.2. Mesure de dissimilarité basée sur la distance de Baddeley

Pour le moment, l'algorithme de calcul a été testé sur des ROI de 200*200 dont la dynamique a été rééchantillonnée sur 8 bits, en raison de problèmes d'ouverture des images, par Didier Coquin. Les premiers résultats obtenus (figure B.18) ne permettent pas de conclure quant à l'apparition des artéfacts en "grains de riz" ni sur le lissage. Nous continuons de travailler avec Didier Coquin (Université de Savoie) afin d'obtenir des résultats plus exploitables.

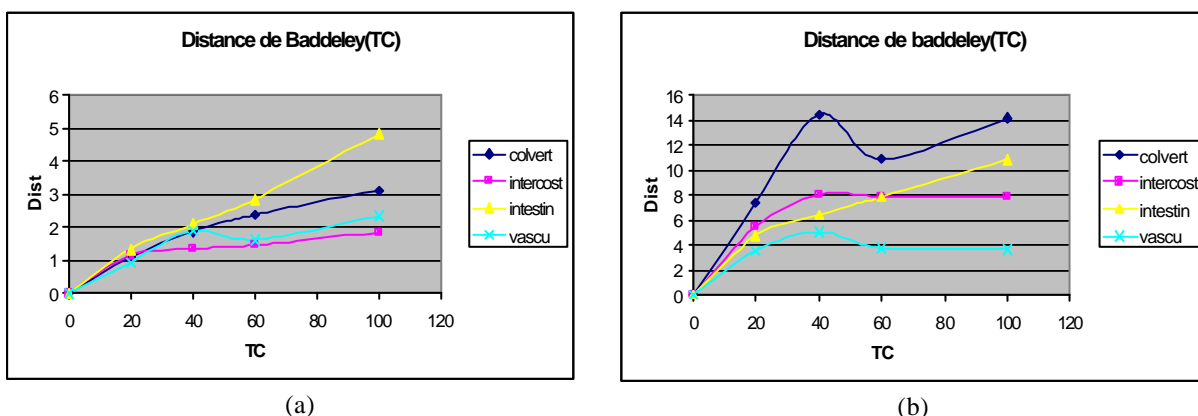


Figure B.18 : Variation de la distance de Baddeley en fonction du TC : (a) Poids faibles des distorsions géométriques, (b) Poids prépondérants des distorsions géométriques (apparition d'un saut de valeur à 40 :1)

VI. Discussion

VI.1 Conclusion

Afin d'évaluer de manière quantitative la dégradation texturale engendrée par une chaîne de compression en ondelette sur des radiographies thoraciques numériques, nous avons eu 4 approches différentes.

Les paramètres statistiques d'ordre 1 ne nous ont pas permis d'obtenir des résultats intéressants. En fait, plusieurs auteurs montrent que les modifications dues à la phase de quantification dans le processus de compression, ne peuvent être révélées par les critères habituels tirés de l'histogramme et ce en raison de leur caractère global [Erickson98], [Persons97]. Les paramètres statistiques d'ordre 2 ont permis de mettre en évidence la dégradation engendrée par la compression ondelette sur nos images thoraciques numériques. Néanmoins, les variations linéaires de ces paramètres sont directement liées aux caractéristiques de la ROI étudiée (contraste, homogénéité) et de ce fait, nous n'avons pu ressortir de ces résultats aucun seuil caractéristique de dégradation.

L'analyse fréquentielle nous a permis d'obtenir des résultats plus significatifs que l'approche statistique. Il apparaît clairement que la compression par ondelette entraîne une dégradation progressive de l'image, en touchant d'abord les hautes fréquences puis ensuite les fréquences plus basses, au fur et à mesure que le taux de compression augmente. La rupture de pente notée à un TC de 20:1 est tout à fait en adéquation avec le résultat de l'étude psychovisuelle menée par Cavaro-Ménard, Goupil [Cavaro01] sur ces images.

La segmentation des artéfacts en "grains de riz" nous a permis de faire le lien entre des constatations visuelles et la variation d'un paramètre quantitatif, le poids des artéfacts dans l'image. Cependant les variations locales des différentes courbes obtenus sont révélatrices de la difficulté à détecter les artéfacts dans l'image. En effet, la texture de certaine ROI (ex: ROI intestinale) présente une richesse en niveau de gris telle que les détections sur les premières images compressées sont délicates (confusion entre grains de riz et arrangements aléatoires.) En fait, le lissage au départ n'est pas suffisamment important pour faire ressortir les véritables grains de riz.

Enfin, le calcul d'un critère de dissimilarité, plus précis que l'EQM et basé sur la distance de Baddeley donne pour le moment des résultats difficilement exploitables. Le travail effectué en partenariat avec Didier Coquin du LAMII de Clermont-Ferrand, suit son cours et nous espérons obtenir des résultats plus satisfaisants par la suite. La mise en évidence des distorsions géométriques est un point importants, puisqu'elle pourrait permettre de révéler l'apparition des artéfacts dans l'image radiothoracique numérique.

VI.2 Problèmes rencontrés

Le premier d'entre eux est de type bibliographique. En effet, les articles proposant des axes de recherches sur l'analyse texturale des images médicales, sont principalement axés sur la mise en évidence de régions symptomatiques : Tumeur, lésions par exemple. Ainsi, il nous a fallu à de nombreuses reprises adapter les méthodes d'investigation afin de les rendre utilisables dans le cadre de l'étude d'une chaîne de compression.

Le deuxième d'entre eux est directement lié à certains dysfonctionnements du logiciel PV-WAVE®. En particulier, des problèmes de programmation de certaines fonctions nous

ont parfois ralenti dans la progression des recherches (matrice de co-occurrence par exemple.) D'autre part, nous ne pouvons pas actuellement calculer nous même le critère de dissimilarité de D.Cocquin. En effet cette méthode nécessite de calculer la distance euclidienne entre un point et une surface. La fonction Dist_map disponible sous PW-WAVE® permettant ce calcul, renvoie des résultats erronés et la fonction de remplacement Dist_mapBrute envoyée par le service technique de Visual Numerics, nous limite à une taille d'échantillon de 20*20. De plus, ce logiciel ne peut de manière simple gérer l'affichage d'image codée sur 16 bits, il nous a donc fallu concevoir un procédé d'ouverture adapté afin d'afficher nos clichés.

Enfin, le programme mettant à disposition le format de la norme JPEG2000 susceptible de compresser des images codées sur 16 bits est depuis peu disponible sur le site de Pegasus Corporation (fournisseur du logiciel Viewmed® utilisé dans cette étude). Néanmoins, il n'est pas possible comme dans la version précédente de fixer le taux de compression. L'intérêt a donc vite été limité. Nous n'avons pu que vérifier que pour un taux de 200:1, les images obtenues avec Viewmed et Apollo (logiciel à la norme JPEG2000) étaient visuellement identiques, et que les artefacts en grains de riz étaient présents. Il est à noter qu'actuellement le site officiel de la norme JPEG2000 (www.jpeg.org) ne met pas encore à disposition de logiciels de compression susceptibles d'être utilisés sur des images codées sur 16 bits.

VI.3 Axes de recherche et applications

Compte tenu des résultats obtenus, il paraît nécessaire d'améliorer le programme de détection de grains de riz, mais aussi peut être de trouver une nouvelle approche, autre que la segmentation permettant de mettre en évidence leur apparition. La littérature n'est pas vraiment riche sur ce sujet. Seuls les articles écrits et co-écrits par Erickson parlent de ces artefacts et de leur apparition mais sans pour autant définir une méthode permettant de les quantifier.

D'autre part, le calcul de la mesure de dissimilarité pourrait être amélioré en le réalisant non plus sur l'ensemble de la ROI mais, sur un ensemble de blocs, recouvrant la zone d'intérêt, de tailles variables fonction de la texture de la zone. Chaque bloc pourrait alors être caractérisée par un coefficient fonction de sa taille (possibilité de privilégier des zones comme les contours par exemple). La mesure de dissimilarité serait alors la moyenne pondérée de toutes les dissimilarités obtenues sur chacun des blocs. La difficulté de ce calcul réside principalement dans le découpage en blocs lui même.

Enfin, l'étude que nous avons présentée ici, bien que balayant quasiment l'ensemble des méthodes d'analyses de texture, n'est pas exhaustive. Dans le cadre de l'aide au diagnostic en imagerie médicale par exemple, il est possible de mettre au point une méthode d'analyse nouvelle pour l'étude d'une pathologie précise. Ainsi l'éventail de ces méthodes est large et d'autres approches à notre problèmes sont possibles. La continuité de la recherche bibliographique reste donc très importante dans le domaine de l'analyse de texture.

Au final, la mise au point d'un vecteur de paramètres quantitatifs utilisé comme indicateur de détérioration de texture sur des images radiothoraciques numériques compressées par une chaîne ondelette s'avère complexe. L'étude que nous avons menée a permis d'écarter les attributs texturaux inutilisables (attributs statistiques) et au contraire de mettre en évidence certains d'entre eux beaucoup plus significatifs (approche fréquentielle, segmentation.) Ce vecteur permettrait de faciliter l'archivage des données et leur transmission par la suite. Ces travaux pourraient également être intégrés dans un sujet plus vaste : le watermarking ou tatouage d'image. Cette technique consiste en fait à protéger les images d'une reproduction non autorisée ou d'une utilisation abusive, en insérant un marqueur aux

données images. Ce dernier se doit de résister aux compressions mais aussi aux traitements que peut subir l'image, sans en modifier l'aspect visuel (i.e. la texture.)

Conclusion

L'étude que nous avons mise en œuvre montre bien que les paramètres généralement utilisés pour évaluer quantitativement les résultats d'une compression, soient l'EQM et le PSNR, ne permettent pas une discrimination d'un taux de compression seuil caractéristique d'une dégradation trop importante pouvant modifier l'information diagnostique. L'analyse texturale par une approche fréquentielle permet quant à elle de définir un taux de compression limite pour lequel le lissage devient critique pour une bonne lecture des images. Nous avons également mis en œuvre un protocole de détection des artéfacts en "grains de riz" caractéristiques d'une compression par ondelette.

Afin de résoudre les difficultés grandissantes d'archivage et d'accès aux images dans les milieux médicaux, la compression irréversible apparaît nécessaire. Cependant, pour être éthiquement acceptable, une compression doit être rigoureusement évaluée afin de définir le taux de compression maximal qui n'engendre aucune dégradation des paramètres anatomiques et diagnostiques de l'image. Seule une évaluation quantitative permettra une utilisation en routine de la compression, grâce à un contrôle de la dégradation texturale.

BIBLIOGRAPHIE

- [Agaian01] **S. AGAIAN**, K. PANETTA et A.M. GRIGORYAN, "*Transform-Based Image Enhancement Algorithms with Performance Measure*", IEEE Transactions on image processing, Vol. 10, N°3, 2001
- [Alata98] **O. ALATA**, "*Caractérisation de textures par coefficients de réflexion 2D - application à la classification et à la segmentation*", Thèse d'état de l'Université Bordeaux I soutenue en 1998
- [Amadasum89] **M. AMADASUM**, R. KING, "*Textural features corresponding to textural properties*", IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics, Vol. 19, pp. 1264-1274, 1989
- [CavaroMénard01] **C. CAVARO-MENARD**, F. GOUPIL, B. DENISOT et al, "*Compression irréversible par ondelette en radiologie thoracique numérique : Evaluation qualitative sur des structures anatomiques et pathologiques*", Article accepté pour GRETSI 2001
- [Chappard01] **D. CHAPPARD**, A. CHENNEBAULT, M.MOREAU et al, "*Texture analysis of X-ray radiographs is a more reliable descriptor of bone less than mineral content in a rat model of localized disuse induced by the Clostridium Botulinum toxin*", Bone Vol. 28, n°1, pp72-79, 2001
- [Chehadeh97] **Y. CHEHADEH**, "*Opérateurs locaux de distance en maillages rectangulaire et parallélépipédique : Application à l'analyse d'image*", Thèse d'état de l'Université de Savoie soutenue le 30 mars 1997
- [Chen95] **Y.Q. CHEN**, "*Novel techniques for image texture classification*", Thèse d'état de l'Université de Southampton soutenue en mars 1995
- [Cocquerez95] **P. COCQUEREZ**, **S. PHILIPP**, "*Analyse d'images : filtrage et segmentation*", Collection Enseignement de la Physique, Edition Masson, 1995.
- [Erickson98] **B.J. ERICKSON**, A. MANDUCA, P. PALISSON et al, "*Wavelet compression of medical images*", Radiology Vol. 206, pp. 599-607, 1998
- [Galloway75] **M. M. GALLOWAY**, '*Texture analysis using gray level run lengths*'; Computer graphics and Image Processing Vol. 4, pp. 172-179, 1975
- [Haralick79] **R. M. HARALICK**, '*Statistical and structural approaches to texture*'; Proc. IEEE, vol. 67, pp786-804, 1979
- [Hemami97] **S.S.HEMAMI**, "*Visual sensitivity considerations for subband coding*", Asilomar conference on signals, systems, and computers, 1997

[Herlidou98] S. HERLIDOU, "*Caractérisation tissulaire en IRM par l'analyse de texture: Etude du tissu musculaire et de tumeurs intracrâniennes*", Thèse d'état de l'Université de Rennes I

[Janobi01] A. JANOBI, "*Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis*", Pattern Recognition Vol. 34, pp171-180, 2001

[Julesz75] B. JULESZ, "*Experiments in the perception of texture*", Sci. Am. Vol. 232, pp34-43, 1975

[Kerut00] E.K. KERUT, M.B. GIVEN, E. McILWAIN et al, "*Echocardiographic texture analysis using the wavelet transform: Differentiation of early heart muscle disease*", Ultrasound in medicine and biology Vol. 26, n°9, pp1445-1453, 2000

[Manian00] V. MANIAN, R. VASQUEZ, P. KATIYAR, "*Texture classification using logical operators*", IEEE Transactions on Image Processing Vol. 9, n°10, 2000

[Martin78] R.C. MARTIN, J.R. POMERANTZ, "*Visual description of texture*", Perception and Psychophysics Vol. 24, pp420-428, 1978

[Matsuyama83] T. MATSUYAMA, S. MIURA, M. NAGAO, "*Structural analysis of natural textures by fourier transformation*", Computer Vision, Graphics, and Image Processing Vol. 24, pp347-362, 1983

[CavaroMénard94] C. CAVARO-MENARD, V. CHAMEROY, P. JALLET, "*Mise en œuvre d'un système de codage basé sur un modèle de contour-texture pour la compression d'images biomédicales*", Innovation et Technologie en Biologie et Médecine Vol. 15, n°2, pp164-181 1994

[Persons97] K. PERSONS, P. PALISSON, A. MANDUCA et al, "*An analytical look at the effects of compression on medical images*", Journal of Digital Imaging Vol. 10, n°3, suppl. 1, pp60-66, 1997

[Saïd96] A. SAÏD, W. PEARLMAN, "*A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees*", IEEE Trans Circuits Systems Video Technology Vol. 6, pp243-250, 1996

[Savcenko98] V. SAVCENKO, B.J. ERICKSON, P.M. PALISSON et al, "*Detection of subtle abnormalities on chest radiographs after irreversible compression*", Radiology Vol. 206, pp609-616, 1998

[Shapiro93] JM. SHAPIRO, "*Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients*", IEEE Trans Signal Processing Vol. 41, pp3445-3462, 1993

[Shomer98] DF. SHOMER, AA. ELEKES, JD. HAZLE et al, "*Introduction to wavelet-based compression of medical images*", Radiographics Vol. 18, pp469-481, 1998

[Simoncelli98] E.P. SIMONCELLI, J. PORTILLA, "*Texture characterization via joint statistics of wavelet coefficient magnitudes*", Proceedings of 5th International Conference on Image Processing Vol. 1 Chicago, IEEE computer society

[Thijssen00] J.M. THIJSEN, "*Spectroscopy and image texture analysis*", *Ultrasound in Medecine and Biology* Vol. 26, Suppl. 1, ppS41-S44, 2000

[Tourassi01] G.D.TOURASSI, E.D. FREDERICK, C.E. FLOYD Jr. et al, "*Mulifractal texture of perfusion lung scans as potential diagnostic tool for acute pulmonary embolism*", *Computers in Biology and Medecine* Vol. 31, pp15-25, 2001

[Tuceryan98] M. TUCERYAN, "*The handbook of pattern recognition and computer vision(2nd Edition)*", pp207-248, World Scientific Publishing Co, 1998

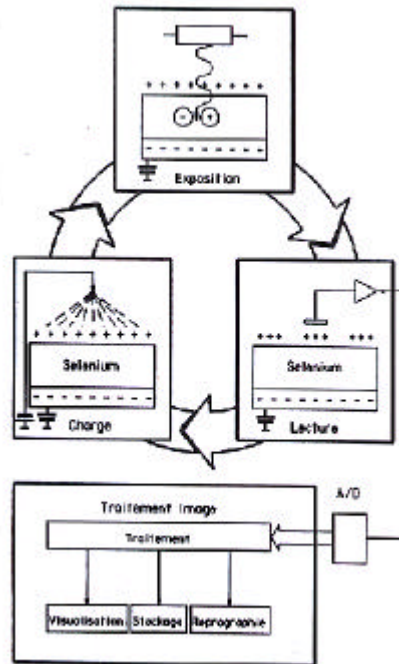
[Tuthill99] T.A. TUTHILL, J.M. RUBIN, J.B. FOWLKES et al, "*Frequency analysis of echo texture in tendon*", *Ultrasound in Medecine and Biology* Vol. 25, N°6, pp959-968, 1999

[Vince00] D.G. VINCE, K.J. DIXON, R. COTHREN et al, "*Comparison of texture analysis methods for the characterization of coronary plaques in intravascular ultrasound images*", *Computerized Medical Imaging and Graphics* Vol. 24, pp221-229, 2000

ANNEXES

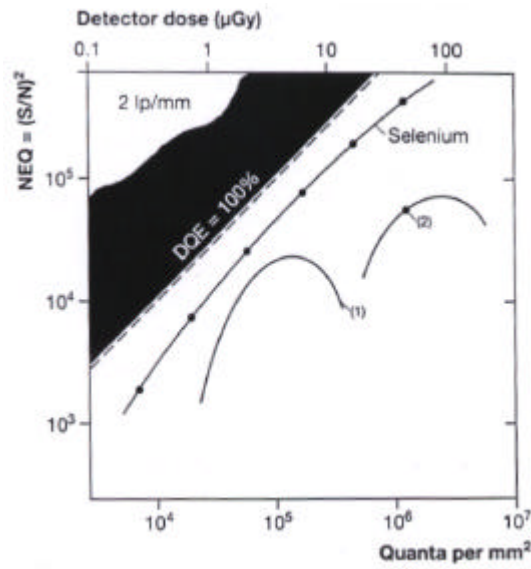
Annexe 1 :

*Principe de fonctionnement du détecteur au sélénium
(Source Philips Medical)*



Annexe 2 :

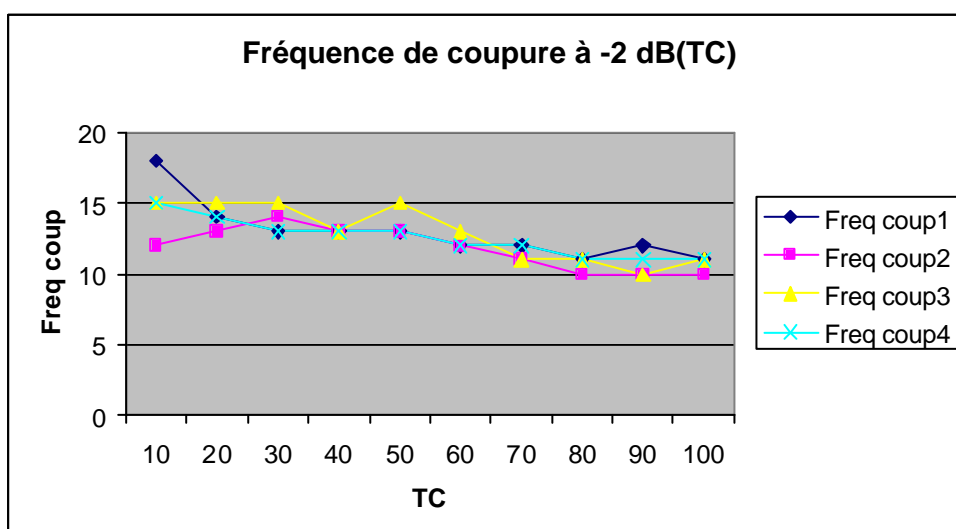
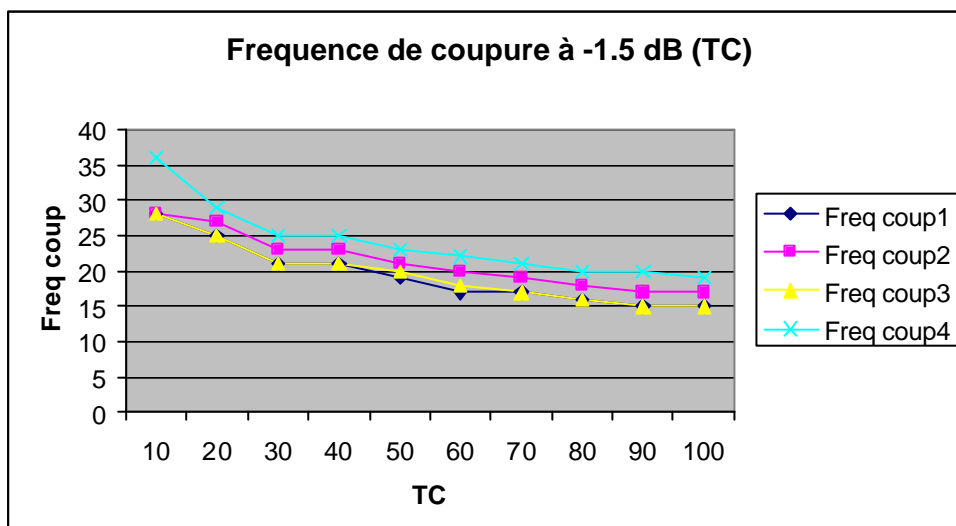
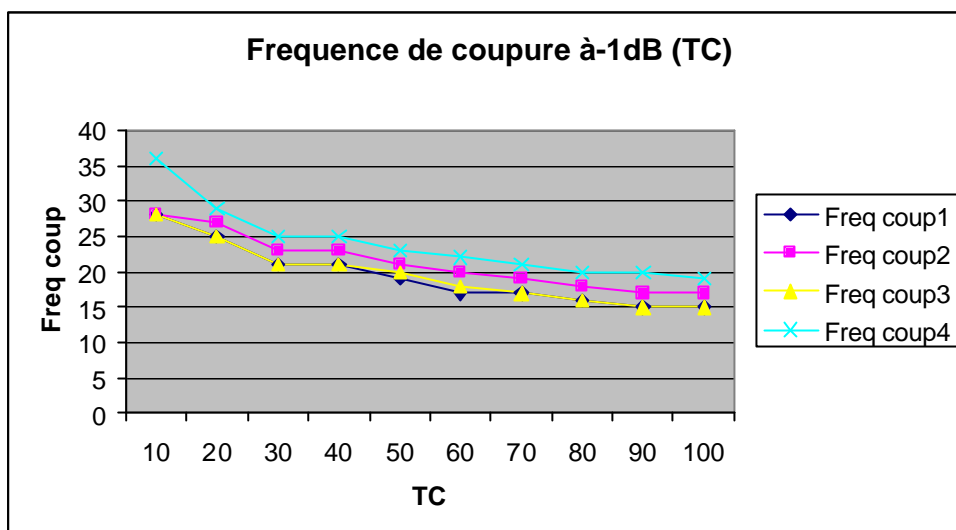
Noise Equivalent Quanta en fonction du détecteur de dose



- (1) *Combinaisons écran/film conventionnel*
 - (2) *Combinaison écran/film haut contraste*
- (Source Philips Medical System)

Annexe 3 :

Variations de la fréquence de coupure des filtres caractéristiques d'un TC



Annexe 4 : Texte de l'article soumis pour le congrès RFIA* 2002

Evaluation quantitative de la dégradation texturale engendrée par une compression par ondelette sur des radiologies thoraciques numériques

Quantitative evaluation of textural degradations generated by wavelet compression on numerical thoracic radiologies

Aymeric HISTACE¹, Christine CAVARO-MENARD¹

¹LISA UPRES-EA 2168-Equipe Signal Image - Université d'Angers - 62, av. Notre Dame du Lac - 49000 ANGERS

Résumé

L'imagerie médicale est devenue un élément fondamental de presque toute démarche diagnostique. Cependant, une des limitations de ce développement concerne les difficultés grandissantes d'archivage et d'accès aux images dues à leur taille importante. La réduction de volume représentatif des données de l'image ou **compression** d'images est une alternative, de faible coût, à l'augmentation systématique de la capacité des systèmes d'archivage et des lignes de transmission. Cependant pour être éthiquement acceptables, les méthodes de compression irréversibles, comme la compression par ondelettes (base de la nouvelle norme JPEG2000), doivent être rigoureusement évaluées. Nous avons donc mis en place, grâce à l'analyse de **texture**, un premier vecteur de paramètres quantitatifs mettant en évidence les principales dégradations engendrées par la compression par ondelettes.

Les résultats obtenus par une analyse statistique du premier ordre ont montré que les critères globaux comme la moyenne ou la variance, ne pouvaient pas permettre la mise en évidence de la dégradation. A l'inverse, les variations des paramètres statistiques du second ordre (issus des matrices de co-occurrence) montrent la perte de qualité due à la compression. Ces résultats restent néanmoins totalement fonction de la région d'intérêt considérée et de ses caractéristiques **texturales**. Une approche fréquentielle nous a permis de révéler le lissage introduit par la chaîne de **compression**, et une atteinte plus importante des ROI riches en hautes fréquences. La mise

****RFIA : Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle***